

**Т** А В Р И Ч Е С К И Й  
**В** Е С Т Н И К  
**И** Н Ф О Р М А Т И К И И  
**М** А Т Е М А Т И К И

**№ 2 ' 2008**

МЕЖДУНАРОДНОЕ НАУЧНО-ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИЗДАНИЕ  
КРЫМСКИЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР НАЦИОНАЛЬНОЙ АКАДЕМИИ НАУК  
И МИНИСТЕРСТВА ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ УКРАИНЫ  
ТАВРИЧЕСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ им. В.И. ВЕРНАДСКОГО

**ОСНОВАН В 2002 ГОДУ**

Свідоцтво про державну реєстрацію друкованого засобу масової інформації  
КВ №7826 від 04.09.2003

Згідно до постанови ВАК України від 30 червня 2004 р. 3—05/7, перелік №4, журнал "Таврійський вісник інформатики та математики" внесено до переліку журналів ВАК України, у яких можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів кандидата й доктора наук за спеціальностями "Теоретичні основи інформатики та кібернетики", "Математичне моделювання та обчислювальні методи", "Математичне і програмне забезпечення обчислювальних машин і систем", "Системний аналіз і теорія оптимальних рішень".

**КРЫМСКИЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР НАЦИОНАЛЬНОЙ АКАДЕМИИ НАУК  
И МИНИСТЕРСТВА ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ УКРАИНЫ  
ТАВРИЧЕСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ им. В.И. ВЕРНАДСКОГО**

**ЧЛЕНЫ РЕДАКЦИОННОГО СОВЕТА**

<b>В. И. ДОНСКОЙ,</b>	главный редактор, профессор, доктор физико-математических наук
<b>Е. П. БЕЛАН,</b>	доктор физико-математических наук
<b>Ю. И. ЖУРАВЛЁВ,</b>	академик НАН Украины, академик РАН, доктор физико-математических наук
<b>Н. Д. КОПАЧЕВСКИЙ,</b>	профессор, доктор физико-математических наук
<b>И. В. ОРЛОВ,</b>	доктор физико-математических наук
<b>А. Г. НАКОНЕЧНЫЙ,</b>	профессор, доктор физико-математических наук
<b>С. К. ПОЛУМИЕНКО,</b>	доктор физико-математических наук
<b>К. В. РУДАКОВ,</b>	член-корреспондент РАН, доктор физико-математических наук
<b>Ю. С. САМОЙЛЕНКО,</b>	член-корреспондент НАН Украины, доктор физико-математических наук
<b>А. А. САПОЖЕНКО,</b>	профессор, доктор физико-математических наук
<b>В. Н. ЧЕХОВ,</b>	профессор, доктор физико-математических наук
<b>А. А. ЧИКРИЙ,</b>	член-корреспондент НАН Украины, доктор физико-математических наук

**СЕКРЕТАРИАТ РЕДАКЦИИ:**

к. ф.-м. н. **А. С. АНАФИЕВ** — секретарь,

к. ф.-м. н. **В. Ф. БЛЫЩИК**, к. ф.-м. н., доцент **М. Г. КОЗЛОВА**, **В. П. ЛОПАТА**

**АДРЕС РЕДАКЦИИ:**

Крымский научный центр Национальной Академии наук  
и Министерства образования и науки Украины  
Украина, Крым, г. Симферополь, пр-т Вернадского, 2, 95007

**ДЛЯ ПЕРЕПИСКИ:**

факультет математики и информатики ТНУ  
Украина, Крым, г. Симферополь, пр-т Вернадского, 4, 95007

Тел. гл. редактора: (0652) 63-75-42  
Тел. редакции: (0652) 602-466  
e-mail (гл. редактор): donskey@ccssu.crimea.ua  
e-mail (для переписки): twim\_taurida@mail.ru  
сайт журнала: www.twim.crimea.edu

**Журнал публикует оригинальные и обзорные статьи  
по вопросам теоретической и прикладной информатики и математики**

**Ведущие тематические разделы:**

Функциональный анализ и его приложения	Математические модели и методы прогнозирования
Интегральные, дифференциальные уравнения и динамические системы	Машинное обучение и извлечение закономерностей
Нелинейный анализ и его применение	Дедуктивные системы и базы знаний
Спектральные и эволюционные задачи	Знаниеориентированные и гибридные математические модели принятия решений
Математические проблемы гидродинамики	Синтез моделей принятия решений при неполной начальной информации
Дискретная оптимизация	Вычислительная математика
Математическая логика, теория алгоритмов и теория сложности вычислений	Математическая теория, алгоритмы и системы распознавания образов

---

Печатается по решению научно технического Совета  
КНЦ НАН и Министерства образования и науки Украины  
Протокол №7 от 15 мая 2008 г.

**(С) КРЫМСКИЙ НАУЧНЫЙ ЦЕНТР  
НАЦИОНАЛЬНОЙ АКАДЕМИИ НАУК И  
МИНИСТЕРСТВА ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ  
УКРАИНЫ**

## СОДЕРЖАНИЕ

<b>Левин Г.М., Розин Б.М.</b> Схема оптимизации последовательно-параллельного выполнения комплекса операций .....	5
<b>Литвин О.М., Нечуйвітер О.П.</b> Оптимальна за порядком точності кубатурна формула обчислення подвійних інтегралів від швидкоосцилюючих функцій та сплайн-інтерлінація	13
<b>Литвин О.М., Першина Ю.І.</b> Метод відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла .....	18
<b>Лукашевич П.В.</b> Автоматическая сегментация артерии на 3D-УЗИ щитовидной железы .	25
<b>Майсурадзе А.И., Громов И.А.</b> Исследование алгоритмов коррекции локального возмущения в конечной полуметрике .....	33
<b>Мандель А.С., Дорофеюк А.А., Чернявский А.Л., Лифшиц Д.В.</b> Экспертно-классификационные методы оценки эффективности и поддержки принятия решений в задачах управления ЖКХ мегаполиса Москва.....	42
<b>Мандель А.С., Дорофеюк А.А., Чернявский А.Л., Никитин В.В., Мальцева С.В.</b> Классификационные алгоритмы агрегирования объектов профессиональной деятельности в задаче формирования профессиональных и образовательных стандартов ...	49
<b>Маслов П.П.</b> Извлечение причинно-следственных закономерностей из естественно-языковых текстов .....	59
<b>Маслянюк П.П.</b> Системне проектування інтелектуалізованих інформаційно-комунікаційних систем .....	62
<b>Махина Г.А.</b> Числовые характеристики ДНФ случайных частичных булевых функций ...	68
<b>Михайлов Д.В., Емельянов Г.М., Степанова Н.А.</b> Формирование и кластеризация понятий на основе множества ситуационных контекстов.....	79
<b>Моттль В.В., Татарчук А.И., Елисеев А.П.</b> Регулируемая селективность в многомодальном распознавании образов .....	89
<b>Неделько В.М.</b> Об интервальном оценивании риска для решающей функции .....	97
<b>Неделько С.В.</b> Адаптивное прогнозирование многомерного временного ряда .....	104
<b>Недзьведь А.М., Белоцерковский А.М., Абламейко С.В., Мазевский А., Добровольский В.</b> Алгоритм выделения и анализа ветвящихся объектов .....	111
<b>Недзьведь А.М., Белоцерковский А.М., Исмаил-Заде Р.С., Казакевич А.П.</b> 2D-сегментация изображений компьютерной томографии на основе комплексного анализа окрестности .....	121
<b>Новоселова Н.А., Том И.Э.</b> Встроенный метод отбора информативных признаков на основе двухэтапной схемы обучения нейросетевого нечеткого классификатора .....	130
<b>Новоселова Н.А., Том И.Э.</b> Классификация многомерных данных с использованием кластерного генетического алгоритма и нечеткой логики.....	137
<b>Петровский А.Б., Ройзензон Г.В.</b> Многокритериальный подход к построению интегральных показателей .....	143
<b>Покровская И.В., Алескерова И.И., Чернявский А.Л.</b> Методы многовариантной экспертизы в задачах поддержки принятия стратегических решений для пассажирских перевозок.....	151

<b>Покровская И.В., Гольдовская М.Д., Дорофеюк Ю.А.</b> Экспертно-классификационный анализ данных в задаче оценки эффективности функционирования крупномасштабных систем управления .....	159
<b>Полумієнко С.К.</b> Інформаційне суспільство в Україні – передумови та можливості створення.....	166
<b>Саакян Р.Р., Децкин И.С., Шпехт И.А., Баранников С.Н.</b> Интеллектуальная система распознавания отпечатков пальцев на основе комбинированного метода.....	170
<b>Саакян Р.Р., Терентьев Л.А., Шпехт И.А.</b> Анализ и прогнозирование показателей качества жизни населения на основе интеллектуализированной системы классификации муниципальных образований.....	176
<b>Середин О.С., Моттль В.В.</b> Отбор информативных признаков при обучении распознаванию образов с упорядоченными признаками .....	180
<b>Смирнов А.В., Левашова Т.В., Шилов Н.Г., Кашевник А.М.</b> Поддержка принятия решений в децентрализованной среде на основе сети Web-сервисов.....	186
<b>Стернин М.Ю., Шепелев Г.И.</b> Анализ сценариев в методе обобщенных интервальных оценок .....	195
<b>Сулимова В.В., Разин Н.А., Моттль В.В., Мучник И.Б.</b> Множественное выравнивание на основе вероятностной модели эволюции .....	202
<b>Федоров Е.Е.</b> Проблемы диагностики машин высокой динамики на основе анализа акустических и вибросигналов.....	211
<b>Хачай М.Ю., Поберий М.И.</b> Вычислительная сложность задач комитетной полиэдральной отделимости в пространствах фиксированной размерности.....	218
<b>Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Киселёва Н.Е.</b> Структурно-классификационные методы оценки эффективности функционирования автотранспортных предприятий .....	228
<b>Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Кулькова Г.В.</b> Экспертно-классификационные методы совершенствования процедур принятия решений в страховом бизнесе .....	236
<b>Шалимов А.В.</b> Метод компактного представления программ на основе частотных характеристик их поведения.....	243
<b>Янковская А.Е., Казанцева Н.В., Муратова Е.А.</b> Извлечение закономерностей из базы данных и знаний для изучения причин возникновения коммуникативного стресса .....	251
<b>Янковская А.Е., Цой Ю.Р.</b> О применении генетических алгоритмов в интеллектуальных распознающих системах .....	262
Рефераты .....	271
Список авторов номера .....	288
К сведению авторов .....	292

УДК 658.512.2:621.9.06

## ДЕКОМПОЗИЦИОННАЯ СХЕМА ОПТИМИЗАЦИИ РЕЖИМОВ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНО-ПАРАЛЛЕЛЬНОГО ВЫПОЛНЕНИЯ КОМПЛЕКСА ВЗАИМОСВЯЗАННЫХ ОПЕРАЦИЙ

© Левин Г.М., Розин Б.М.

Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси  
ул. Сурганова 6, г. Минск, Беларусь, 220012

E-MAIL: {levin&rozin}@newman.bas-net.by

**Abstract.** The mathematical model and decomposition technique for modes optimization of sequential-parallel execution of a system of operations of parts machining at the transfer machines with the mobile table subject to basic technological, structural and productivity constraints. The objective function is assumed to be the part production cost. The initial problem solving is reduced to solving the collection of easier subproblems with the use of geometric programming, dichotomy and "golden section" methods.

### ВВЕДЕНИЕ

Задача выбора режимов резания является частью более общей задачи проектирования технологического процесса механической обработки деталей. Выбранные режимы резания в значительной степени определяют структуру технологического процесса, количество и типоразмеры оборудования. В свою очередь, выбранная структура технологического процесса, технические характеристики планируемого оборудования накладывают ограничения на возможные значения параметров режимов резания. При поэтапном решении этой общей задачи ориентировочные значения режимов резания служат исходной информацией при определении структуры технологического процесса и выбора параметров оборудования, которые, в свою очередь, служат исходной информацией для получения окончательных значений режимов работы инструментов на последующих стадиях проектирования. В последнее время все более актуальной становится проблема создания современных автоматизированных систем поддержки принятия решений при проектировании технологических процессов для многопозиционного, в частности агрегатного, оборудования. Это определило необходимость *постановки следующей проблемы*: разработать математические модели и методы определения оптимальных режимов механической обработки для технологических процессов, реализуемых на многопозиционном оборудовании различной конфигурации, позволяющие их эффективно использовать в системах поддержки принятия решений для проектирования таких процессов.

Определение наилучших режимов механической обработки деталей рассматривается ниже применительно к многоинструментальным наладкам многошпиндельных агрегатных станков с приспособлением на передвижном столе. Этот тип оборудования широко применяется в условиях массового и крупносерийного производства для обработки деталей различной конфигурации. Передвижной стол обеспечивает последовательное перемещение обрабатываемой детали от предыдущей рабочей позиции к последующей. На каждой позиции деталь обрабатывается (в общем случае)

одновременно несколькими блоками инструментов. Каждый такой блок установлен в своем силовом узле, причем все инструменты одного блока также обрабатывают деталь одновременно на единой рабочей подаче. После обработки детали на последней рабочей позиции передвижной стол с обработанной деталью возвращается в начальную позицию для снятия этой и установки новой детали. Время обработки на одной позиции равно максимуму из времен обработки каждым из блоков инструментов этой позиции, а общее цикловое время обработки детали на станке равно сумме времен обработки на каждой рабочей позиции плюс дополнительное время на снятие, установку детали и перемещение стола.

Число инструментов на таких станках может достигать нескольких десятков, причем инструменты могут значительно различаться по типу и условиям работы. Определение оптимальных режимов работы всех инструментов наладки в совокупности с учетом как кинематических и пространственно-временных связей между инструментами, так и сложного характера взаимосвязи искомых режимов с технико-экономическими характеристиками технологического процесса сводится к решению достаточно сложных и громоздких экстремальных задач.

Проблемам оптимизации режимов как одноинструментальной, так и многоинструментальной обработки традиционно уделяется большое внимание (см., в частности [1] - [9]). Вместе с тем, как показал анализ последних достижений и публикаций, задача построения эффективных методов оптимизации режимов последовательно-параллельной многоинструментальной обработки на агрегатных станках с приспособлением на передвижном столе по-прежнему остается нерешенной и актуальной.

Цель работы разработать математическую модель и эффективный метод решения соответствующей оптимизационной задачи определения параметров режимов последовательно-параллельного выполнения комплекса операций обработки деталей на агрегатных станках с приспособлением на передвижном столе с учетом основных конструктивно-технологических ограничений и требуемой производительности.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

При описании структуры инструментальной наладки будем полагать, что  $k$  – число рабочих позиций на станке,  $I_l$  – множество блоков инструментов на  $l$ -й позиции,  $J_i = \{1, 2, \dots, \bar{j}_i\}$  – множество инструментов в блоке  $i \in I = \bigcup_{l=1}^k I_l$ . Индекс  $l$  относится к параметрам, характеризующим работу инструментальной наладки  $l$ -й позиции; индекс  $i$  – к параметрам  $i$ -го блока инструментов; индекс  $ij$  – к параметрам  $j$ -го инструмента  $i$ -го блока.

Искомыми параметрами режима работы инструментальной наладки являются величина  $S_i$  минутной подачи каждого из силовых узлов  $i \in I$  и частота вращения  $n_{ij}$  каждого инструмента  $ij$ ,  $i \in I$ ,  $j \in J_i$ . Предполагается, что в процессе обработки эти параметры не изменяются.

В дальнейшем  $x_{ij} = (S_i, n_{ij})$  – искомые режимы работы инструмента  $ij$ ;  $X_i = (S_i, n_{i1}, \dots, n_{i\bar{j}_i})$  – соответственно режимы работы инструментов  $i$ -го силового узла;  $X^l = (X_i \mid i \in I_l)$  – режимы работы инструментов узлов  $i \in I_l$  позиции  $l$ ,  $X = (X^1, \dots, X^k)$  – искомые режимы работы наладки в целом.

Анализ условий работы многоинструментальных наладок агрегатного оборудования показал, что ограничения на возможные значения параметров режимов работы наладки условно могут быть разделены на следующие группы:

- а) ограничения, связанные с работой каждого инструмента наладки в отдельности и учитывающие: возможные в данных условиях обработки режимы резания и целесообразный диапазон поиска их оптимальных значений; период стойкости инструмента при выбранных режимах работы и заданных условиях обработки и требованиях к ее качеству; предельные значения выделенных физических характеристик процесса, определяемые исходя из требований технологического процесса, прочности, жесткости системы приспособление-инструмент-деталь (СПИД) и т.д.

В дальнейшем из этой группы ограничений непосредственно учитываются: диапазон возможных значений скорости вращения (числа оборотов) шпинделя исходя из возможностей кинематических схем шпиндельной коробки; максимально допустимые значения мощности, крутящего момента и усилий на шпинделе, исходя из условий размещения соответствующего типоразмера шпиндельного узла, жесткости и прочности системы СПИД;

- б) ограничения, связанные с принадлежностью каждого инструмента к группе инструментов с приводом подачи от одного силового узла; максимально допустимые суммарные значения мощности, крутящего момента и усилий, диапазон минутных подач;

- в) ограничения, связанные с обеспечением требуемой производительности.

Перечисленные ограничения являются типичными для широкого класса металлорежущего оборудования.

Зависимости периода стойкости  $T_{ij}(x_{ij})$  (время безотказной работы с требуемым уровнем качества) инструмента  $ij$  и рассматриваемых физических характеристик  $R_{pij}(x_{ij})$ ,  $p \in P_{ij}$  процесса резания (например, температура в зоне резания, шероховатость, усилие резания и т.д.) от характеристик режимов  $x_{ij}$  его работы аппроксимируются функциями вида

$$T_{ij}(x_{ij}) = \min \left\{ \frac{1}{b_{iju}} \left( S_i^{\eta_{iju}} n_{ij}^{\mu_{iju}} + \frac{G_{iju}}{S_i} \right) \mid u = 1, \dots, \bar{u}_{ij} \right\}, \quad (1)$$

$$R_{pij}(x_{ij}) = C_{pij} S_i^{\alpha_{pij}} n_{ij}^{\beta_{pij}}, \quad (2)$$

параметры которых считаются известными для конкретных условий обработки. Предполагаются также заданными диапазоны  $\sigma_i = [\underline{\sigma}_i, \bar{\sigma}_i]$ ,  $[n_{ij}, \bar{n}_{ij}]$ ,  $[\underline{s}_{ij}, \bar{s}_{ij}]$  возможных значений искомых параметров  $S_i$ ,  $n_{ij}$  и скоростей подач на оборот  $S_i/n_{ij}$ , максимально допустимое значение  $\bar{R}_{pij}$   $p$ -ой характеристики процесса обработки для инструмента  $ij$ , максимально допустимое значение  $\bar{R}_{pi}$   $p$ -ой характеристики нагрузки на  $i$ -й силовой узел.

Будем рассматривать задачу выбора режимов резания, минимизирующих величину приведенных затрат и обеспечивающих заданную производительность линии при выполнении остальных ограничений.

Введем дополнительные обозначения:

$t_{bi}$  – вспомогательное время на линии, добавляемое в цикловое время за счет вспомогательных перемещений  $i$ -го силового узла и транспортного устройства;

$L_i$  – величина рабочего хода  $i$ -го силового узла;

$l_{ij}$  – длина резания  $ij$ -го инструмента;

$t_l(X^l) = \max\{L_i/S_i + t_{bi} | i \in I_l\}$  – время обработки на позиции  $l$ .

Пусть  $\tau_{ij} = l_{ij}/S_i$  – время резания при обработке инструментом  $ij$  одной детали. Тогда  $D_{ij}(x_{ij})$  – расчетное число деталей, которое может быть обработано инструментом  $ij$  за период его стойкости  $T_{ij}(x_{ij})$  при работе на подаче  $S_i$  и частоте  $n_{ij}$  вращения  $j$ -го шпинделя  $i$ -го силового узла. Используя соотношение (1), получаем

$$D_{ij}(x_{ij}) = \frac{1}{\max_{u=\overline{1, \bar{u}}} b_{iju} (S_i^{\eta_{iju}} n_{ij}^{\mu_{iju}} + G_{iju}/S_i)}.$$

Предположим, что для каждого инструмента  $ij$  задано минимальное число  $\underline{D}_{ij}$  деталей, которое необходимо обработать этим инструментом в течение его периода стойкости,  $i \in I$ ,  $j \in J_i$ .

При принятых в работе [1] предположениях зависящие от искомым параметров  $X$  составляющие технологической себестоимости  $\Theta_1(X)$  и времени  $\Theta_2(X)$  на обработку одной детали определяются соотношением:

$$\Theta_q(X) = E_q \sum_{l=1}^k t_l(X^l) + \sum_{l=1}^k \sum_{i \in I_l} \sum_{j \in J_i} g_{qij} / D_{ij}(x_{ij}), \quad q = 1, 2,$$

где  $E_q$  – заданные коэффициенты, учитывающие (в зависимости от значения индекса  $q$ ) такие факторы, как надежность оборудования, зарплата обслуживающего персонала, амортизационные отчисления и т. д.;  $g_{qij}$  – затраты времени непосредственно на замену инструмента  $ij$  (при  $q = 2$ ) или стоимость замены  $ij$ -го инструмента с учетом доли стоимости самого инструмента, приходящейся на одну его переточку (при  $q = 1$ ). Коэффициенты  $E_q$ ,  $g_{qij}$ ,  $q = 1, 2$ ,  $i \in I$ ,  $j \in J_i$  можно рассматривать как постоянные (не зависящие от значения режимов резания) величины в каждой конкретной задаче.

Таким образом, рассматриваемая задача определения оптимальных значений  $X^*$  искомым параметров  $X$  режимов работы инструментальной наладки может быть представлена следующей математической моделью:

$$\Theta_1(X) \rightarrow \min; \quad (3)$$

$$\Theta_2(X) \leq t_0; \quad (4)$$

$$\underline{s}_i \leq S_i \leq \bar{s}_i, i \in I; \quad (5)$$

$$\underline{n}_{ij} \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij}, i \in I, j \in J_i; \quad (6)$$



$$\underline{s}_{ij} \leq S_i/n_{ij} \leq \bar{s}_{ij}, i \in I, j \in J_i; \quad (7)$$

$$R_{pij}(x_{ij}) = C_{pij} S_i^{\alpha_{pij}} n_{ij}^{\beta_{pij}} \leq \bar{R}_{pij}, p \in P_{ij}, i \in I, j \in J_i; \quad (8)$$

$$R_{pi}(X_i) = \sum_{j \in J_i} R_{pij}(x_{ij}) \leq \bar{R}_{pi}, p \in P_i, i \in I, j \in J_i; \quad (9)$$

$$\underline{D}_{ij} \leq D_{ij}(x_{ij}), i \in I, j \in J_i. \quad (10)$$

В этой модели соотношение (3) отражает стремление минимизировать себестоимость обработки; ограничение (4) обеспечивает требуемую производительность (здесь  $t_0$  – максимально допустимое значение переменной составляющей времени обработки одной детали), ограничения (5)–(9) – соблюдение заданных конструктивно-технологических ограничений, а ограничения (10) – обработку каждым инструментом за период его стойкости не менее требуемого числа деталей. Неравенства (6)–(8), (10) описывают ограничения группы а); неравенства (5), (9) – группы б), (4) – группы в).

Задачу (3)–(10) в дальнейшем будем обозначать задачей **A**. Эта задача является задачей геометрического программирования.

## 2. ДЕКОМПОЗИЦИОННАЯ СХЕМА РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ

Предлагаемая ниже схема решения задачи **A** основана на сочетании методов множителей Лагранжа и фрагментарной параметризации [1, 10]. Обозначим через **X** множество значений вектора  $X$ , удовлетворяющих условиям (5)–(9), через  $\mathbf{X}_i$  – множество значений вектора  $X_i$ , удовлетворяющих условиям (5)–(9) для  $i \in I$ ,  $\mathbf{X}^l$  – множество значений вектора  $X^l$ , удовлетворяющих условиям (5)–(9) для  $l = 1, 2, \dots, k$ . Построим функцию Лагранжа

$$L(X, \lambda) = \lambda \Theta_1(X) + (1 - \lambda) \Theta_2(X) = E(\lambda) \sum_{l=1}^k t_l(X^l) + \sum_{l=1}^k \sum_{i \in I_l} \sum_{j \in J_i} g_{ij}(\lambda) / D_{ij}(x_{ij}),$$

где  $E(\lambda) = (\lambda E_1 + (1 - \lambda) E_2)$ ,  $g_{ij}(\lambda) = \lambda g_{1ij} + (1 - \lambda) g_{2ij}$ .

Пусть  $X^*(\lambda)$  – решение задачи  $\mathbf{B}_1(\lambda)$  минимизации функции  $L(X, \lambda)$  на множестве **X** при фиксированном значении  $\lambda \in [0, 1]$ . Нетрудно показать, что  $\Theta_1(X^*(\lambda))$  убывает, а  $\Theta_2(X^*(\lambda))$  возрастает по  $\lambda$  на отрезке  $[0, 1]$ .

Очевидно, что если  $\Theta_2(X^*(0)) > t_0$ , то задача неразрешима. Если  $\Theta_2(X^*(1)) \leq t_0$ , то  $X^*(1)$  – решение задачи. В остальных случаях решением задачи является  $X^*(\lambda^*)$ , где  $\lambda^*$  – корень нелинейного уравнения  $\Theta_2(X^*(\lambda)) = t_0$ . (Задачу его нахождения обозначим  $\mathbf{C}_1$ , для ее решения можно использовать, в частности, метод дихотомии.)

Задача  $\mathbf{B}_1(\lambda)$  естественным образом распадается на независимые подзадачи  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$ ,  $l = 1, 2, \dots, k$ :

$$E(\lambda) t_l(X^l) + \sum_{i \in I_l} \sum_{j \in J_i} g_{ij}(\lambda) / D_{ij}(x_{ij}) \rightarrow \min, \quad (11)$$

$$X^l \in \mathbf{X}^l, \lambda - \text{фиксировано.} \quad (12)$$

Отметим, что подзадачи  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$  являются задачами выпуклого программирования в логарифмических координатах  $\ln S_i, \ln n_{ij}$ .

Решение подзадач  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$ ,  $l = 1, 2, \dots, k$  методом параметрической декомпозиции [1] может быть сведено к решению более простых подзадач. Для этого в целевой функции (11) фрагмент  $t_l(X^l) = \max_{i \in I_l} \left( \frac{L_i}{S_i} + t_{bi} \right)$ , представляющий часть циклового времени, приходящуюся на позицию  $l$ , заменим параметром  $t_l$  с введением дополнительного ограничения  $t_l(X^l) \leq t_l$ . В результате решение задачи  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$  может быть получено по следующей двухуровневой схеме:

– на нижнем уровне при фиксированном значении  $t_l$  из некоторого отрезка  $[\underline{t}_l, \bar{t}_l]$  решается подзадача  $\mathbf{B}_{2l}(\lambda, t_l)$ :

$$\sum_{i \in I_l} \sum_{j \in J_i} g_{ij}(\lambda) / D_{ij}(x_{ij}) \rightarrow \min, (= f_l(\lambda, t_l)), \quad (13)$$

$$X^l \in \mathbf{X}^l(t_l) = \{X^l \in \mathbf{X}^l \mid t_l(X^l) \leq t_l\}, \lambda, t_l - \text{фиксированы}; \quad (14)$$

– на верхнем уровне решается подзадача  $\mathbf{C}_{2l}(\lambda)$ :

$$E(\lambda)t_l + f_l(\lambda, t_l) \rightarrow \min, \quad (15)$$

$$t_l \in [\underline{t}_l, \bar{t}_l], \lambda - \text{фиксировано}. \quad (16)$$

Пусть  $X^l(\lambda, t_l)$  – решение подзадачи  $\mathbf{B}_{2l}(\lambda, t_l)$ , а  $t_l^*(\lambda)$  – решение подзадачи  $\mathbf{C}_{2l}(\lambda)$ . Тогда  $X^l(\lambda, t_l^*(\lambda))$  – решение  $X^l(\lambda)$  задачи  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$ .

Подзадачи  $\mathbf{B}_{2l}(\lambda, t_l)$ ,  $l = 1, 2, \dots, k$ , в свою очередь, естественным образом распадутся на подзадачи меньшей размерности  $\mathbf{B}_{2li}(\lambda, t_l)$ ,  $i \in I_l$ ,  $l = 1, 2, \dots, k$ :

$$\sum_{j \in J_i} g_{ij}(\lambda) / D_{ij}(x_{ij}) \rightarrow \min, (= f_{li}(\lambda, t_l)), \quad (17)$$

$$X_i \in \mathbf{X}_i(t_l) = \{X_i \in \mathbf{X}_i \mid L_i/S_i + t_{bi} \leq t_l\}, \lambda, t_l - \text{фиксированы}. \quad (18)$$

Очевидно, что  $f_l(\lambda, t_l) = \sum_{i \in I_l} f_{li}(\lambda, t_l)$ .

В силу выпуклости подзадач  $\mathbf{B}_{1l}(\lambda)$  в логарифмических координатах  $\ln S_i, \ln n_{ij}$  функции  $f_{li}(\lambda, t_l)$  являются унимодальными по параметру  $t_l$ . Это позволяет для решения подзадач  $\mathbf{C}_{2li}(\lambda)$  использовать известные методы отыскания минимума унимодальной функции, в частности, метод «золотого сечения».

Для задания отрезка  $[\underline{t}_l, \bar{t}_l]$  возможных значений параметра  $t_l$  можно использовать один из следующих подходов. Более грубые нижнюю и верхнюю оценки значений  $t_l$  можно находить по формулам:

$$1) \quad \underline{t}_l = \max\{L_i/\bar{\sigma}_i + t_{bi} \mid i \in I_l\}; \quad \bar{t}_l = \max\{L_i/\underline{\sigma}_i + t_{bi} \mid i \in I_l\}.$$

Для получения более точных оценок необходимо решить соответствующие оптимизационные задачи:

$$2) \quad \underline{t}_l = \arg \min\{t_l \mid X^l \in \mathbf{X}^l, L_i/S_i + t_{bi} \leq t_l, i \in I_l\}, \quad \bar{t}_l = \max\{L_i/\tilde{S}_i + t_{bi} \mid i \in I_l\},$$

где  $\tilde{S}_i = \arg \min\{S_i \mid X^l \in \mathbf{X}^l\}$ .

Поскольку подзадачи  $\mathbf{B}_{2li}(\lambda, t_l)$  являются задачами геометрического программирования, для их решения могут применяться соответствующие методы геометрического программирования [11]. Ниже на рис. 1 приводится схема декомпозиции решения задачи  $\mathbf{A}$ .

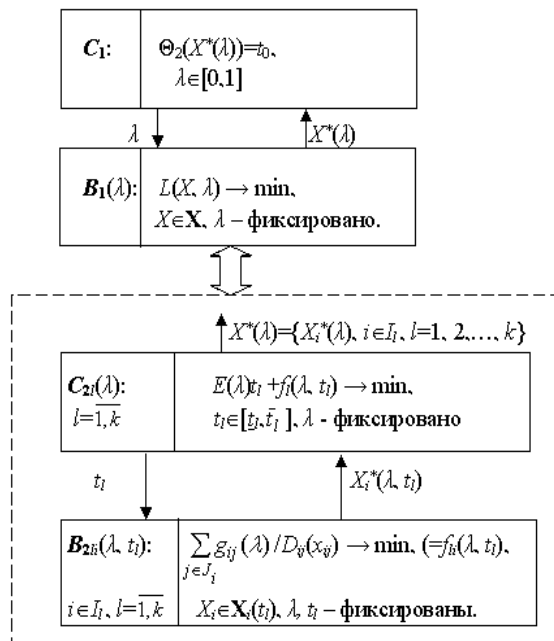


Рис. 1. Схема декомпозиции задачи  $\mathbf{A}$

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение отметим, что *основным результатом статьи является декомпозиционная схема метода решения задачи оптимизации параметров режимов многоинструментальной обработки деталей на агрегатных станках с приспособлением на передвижном столе. Предложенный метод позволяет свести решение исходной задачи к решению совокупности более простых подзадач. Для решения этих подзадач могут быть использованы известные методы геометрического программирования, дихотомии, "золотого сечения". В дальнейших исследованиях предполагается обобщить постановку задачи: определять наряду с оптимальными параметрами режимов обработки также план оптимальной групповой смены инструментов наладки с учетом их периодов стойкости.*

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Левин Г.М. Декомпозиционные методы оптимизации проектных решений / Левин Г.М., Танаев В.С. – Минск: Наука и техника. – 1978. – 240 с.
2. Hitomi K. Manufacturing System Engineering. – Taylor and Francis, USA, 1996.

3. *Cakir M.C., Gurarda A.* Optimization of machining conditions for multi-tool milling operations // International Journal of Production Research. – 2000. – Vol.38, №15. – P. 3537 - 3552.
4. *Hui Y.V., Leung L.C. and Linn R.* Optimal machining conditions with cost of quality and tool maintenance for turning// International Journal of Production Research. – 2001. – Vol.39, №4. – P. 647-665.
5. *Juan H., Yu S.F. and Lee B.Y.* The optimal cutting parameter selection of production cost in HSM for SKD61 tool steels// International Journal of Machine Tools and Manufacture. – 2003. – Vol. 43. – P. 679-686.
6. *Mukherjee I., Ray P.K.* A review of optimization techniques in metal cutting processes// Computers and Industrial Engineering. – 2006. – Vol. 50, № 1. – P. 15-34.
7. *Shabtay D., Kaspi M.* Optimization of the Machining Economics Problem Under the Failure Replacement Strategy // International Journal of Production Economics. – 2002. – Vol. 80. – № 3. – P. 213-230.
8. *Daschenko A. I.* Structure optimization and statistical modelling of technological machine systems// International Journal of Advanced Manufacturing Technology. – 1987. – V. 2, № 3. – P. 73-102.
9. *Libao An, Chen M.* On Optimization of Machining Parameters // Proceedings 4th International Conference on Control and Automation, 10-12 June 2003. – P. 839-843.
10. *Левин Г.М., Танаев В.С.* Параметрическая декомпозиция задач оптимизации // Весті НАН Беларусі, Сер. фіз.-мат.наук. – 1998. – №4. – С. 121-131.
11. *Даффин Р., Питерсон Э., Зенер К.* Геометрическое программирование – М.: Мир,1972. – 311 с.

*Статья поступила в редакцию 22.04.2008*

# ОПТИМАЛЬНА ЗА ПОРЯДКОМ ТОЧНОСТІ КУБАТУРНА ФОРМУЛА ОБЧИСЛЕННЯ ПОДВІЙНИХ ІНТЕГРАЛІВ ВІД ШВИДКООСЦИЛЮЮЧИХ ФУНКЦІЙ ТА СПЛАЙН-ІНТЕРЛІНАЦІЯ

© Литвин О.М., Нечуйвітер О.П.

УКРАЇНЬСЬКА ІНЖЕНЕРНО-ПЕДАГОГІЧНА АКАДЕМІЯ  
КАФЕДРА ПРИКЛАДНОЇ МАТЕМАТИКИ  
ВУЛ. УНІВЕРСИТЕТСЬКА, 16, М. ХАРКІВ, 61003, УКРАЇНА

E-MAIL: olesya@email.com

**Abstract.** The article is devoted to optimal by order of exactness formulas of the evaluating of two dimensions of Fourier's coefficients with using spline-interlineation.

## Вступ

Задача створення і дослідження оптимальних алгоритмів обчислювальної математики є однією із найскладніших задач. Це стосується також і побудови оптимальних кубатурних формул для обчислення кратних інтегралів. Про деякі загальні твердження наближеного обчислення кратних інтегралів дивись у роботі [1]. У [2, 3] побудовані кубатурні формули обчислення кратних інтегралів на основі мішаної ермітової інтерполяції та сплайн-інтерлінації. У [4] розглянуті квадратурні та інтерполяційні формули на тензорних добутках деяких класів функцій багатьох змінних. В роботі [5] наведені оптимальні по точності, оптимальні по порядку точності та асимптотично оптимальні кубатурні формули обчислення інтегралів від швидкоосцилюючих функцій на класах Ліпшица, диференційовних функцій. Актуальною є також задача про побудову оптимальних за порядком точності кубатурних формул для інтегралів від швидкоосцилюючих функцій з використанням інтерлінації функцій.

## 1. ОПТИМАЛЬНА ЗА ПОРЯДКОМ ТОЧНОСТІ КУБАТУРНА ФОРМУЛА

В даній роботі мова буде йти про побудову оптимальної за порядком точності кубатурної формули для обчислення інтегралів від швидкоосцилюючих функцій двох змінних

$$I(f, \omega) = \int_0^1 \int_0^1 f(x, y) \sin \omega x \sin \omega y \, dx dy$$

на основі сплайн-інтерлінації на лініях ректангуляції (на системі ліній  $x = x_i, i = \overline{1, N_1}$  та  $y = y_j, j = \overline{1, N_2}$ ), де  $f(x, y)$  – належить деякому класу функцій і інформацію про функцію задана не більше ніж на  $N$  лініях з  $[0, 1]^2$ .

В якості множини кубатурних формул  $L_N$  для наближеного обчислення  $I(f, \omega)$  будемо розглядати множину кубатурних формул  $\ell_N$ , що використовують інформацію про  $f(x, y)$  не більше ніж на  $N$  лініях. Через  $R(f, \omega, \ell_N)$  позначимо похибку наближеного обчислення  $I(f, \omega)$  кубатурною формулою  $\ell_N$ :

$$R(f, \omega, \ell_N) = I(f, \omega) - \ell_N.$$

Похибкою кубатурної формули  $\ell_N$  на класі  $F$  називаємо величину

$$R(F, \omega, \ell_N) = \sup_{f(x) \in F} |R(f, \omega, \ell_N)|.$$

Оптимальною похибкою чисельного інтегрування на класі називаємо

$$R_N(F, \omega) = \inf_{\ell_N \in L_N} R(F, \omega, \ell_N).$$

Щоб отримати оцінку знизу величини  $R_N(F, \omega)$  спочатку для фіксованої кубатурної формули  $\ell_N$  отримаємо оцінку знизу величини  $R(F, \omega, \ell_N)$ . Якщо ця оцінка знизу величини  $R(F, \omega, \ell_N)$  не залежить від кубатурної формули  $\ell_N$ , то ця ж оцінка справедлива і для величини  $R_N(F, \omega)$ . Для отримання оцінок знизу величини  $R(F, \omega, \ell_N)$  використовуємо метод капелюхів, основу якого складає наступна лема.

**Теорема 1.** *Хай  $f(x, y) \in L_q^{(2,2)}(\Omega)$ ,  $1 \leq q \leq \infty$ ,*

$$L_q^p(\Omega) =: \{f(x, y) \mid f^{(s_1, s_2)}(x, y) \in C(\Omega), \\ 0 \leq s_k \leq p_k, k = 1, 2, s \neq p, p = (p_1, p_2) : \|f^{(p)}\|_{L_q(\Omega)} \leq 1\}$$

*і  $I(f, \omega)$  обчислюється за допомогою кубатурної формули*

$$\ell_N = \sum_{k=1}^{N_1} \alpha_k \int_0^1 f(x_k, y) \sin \omega y dy + \\ + \sum_{j=1}^{N_2} \beta_j \int_0^1 f(x, y_j) \sin \omega x dx - \sum_{k=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} c_{kj} f(x_k, y_j),$$

*що зводить  $I(f, \omega)$  до обчислення  $N$  інтегралів*

$$\int_0^1 f(x_k, y) \sin \omega y dy, \int_0^1 f(x, y_j) \sin \omega x dx, \\ k = \overline{1, N_1}, \quad j = \overline{1, N_2}, \quad N = N_1 + N_2.$$

*Тоді для похибки  $R(f, \omega, \ell_N) = I(f, \omega) - \ell_N$  справедлива формула:*

$$\exists \varphi(x, y) : R(f, \omega, \ell_N) = \int_0^1 \int_0^1 \varphi(x, y) \sin \omega x \sin \omega y dx dy,$$

$$\text{де } \varphi(x, y) \Big|_{x=x_k} = 0, \quad \varphi(x, y) \Big|_{y=y_j} = 0, \quad \varphi(x_k, y_j) = 0, \quad 1 \leq k \leq N_1, \quad 1 \leq j \leq N_2.$$

**Зауваження.** Аналогічна лема для випадку однієї змінної наводиться в [6].

**2. ОПТИМАЛЬНА ЗА ПОРЯДКОМ ТОЧНОСТІ КУБАТУРНА ФОРМУЛА  
ОБЧИСЛЕННЯ ПОДВІЙНИХ ІНТЕГРАЛІВ ВІД ШВИДКООСЦИЛЮЮЧИХ  
ФУНКЦІЙ**

Хай  $\Omega = [0, 1]^2$ ,  $\Omega = \bigcup_i \Pi_i$ ,  $\Pi_i = [x_{i_1}, x_{i_1+1}] \times [y_{i_2}, y_{i_2+1}]$ ,  $i = (i_1, i_2)$ ,  $i_1 = \overline{1, N_1 - 1}$ ,  $i_2 = \overline{1, N_2 - 1}$ . Розглянемо оператор

$$E_{i,0}f(x, y) = \sum_{j_1=i_1}^{i_1+1} h_{j_1} f(x_{j_1}, y) + \sum_{j_2=i_2}^{i_2+1} H_{j_2}(y) f(x, y_{j_2}) - \sum_{j_1=i_1}^{i_1+1} \sum_{j_2=i_2}^{i_2+1} h_{j_1}(x) H_{j_2}(y) f(x_{j_1}, y_{j_2}),$$

$$(x, y) \in \Pi_i \subset \Omega, i = (i_1, i_2),$$

де  $h_{j_1}(x)$ ,  $H_{j_2}(y)$ - базисні сплайни порядку 0, 1, 2, 3,...з властивостями

$$h_{j_1}(x) \Big|_{x=x_k} = \delta_{k,j_1}, H_{j_2}(y) \Big|_{y=y_j} = \delta_{j,j_2}.$$

Цей оператор має властивості

$$f(x, y) \in C^m(\Omega) \rightarrow E_{i,0}f(x, y)$$

$$E_{i,0}f(x, y) \Big|_{x=x_k} = f(x, y) \Big|_{x=x_k}, E_{i,0}f(x, y) \Big|_{y=y_j} = f(x, y) \Big|_{y=y_j}.$$

Тоді оператор  $E_{\Omega}f(x, y)$ , що визначається рівностями

$$E_{\Omega}f(x, y) = E_{i,0}f(x, y), (x, y) \in \Pi_i \subset \Omega$$

буде задовольняти умови  $E_{\Omega}f(x, y) \in C(\Omega)$ ,

$$E_{\Omega}f(x, y) \Big|_{x=x_k} = f(x, y) \Big|_{x=x_k}, E_{\Omega}f(x, y) \Big|_{y=y_j} = f(x, y) \Big|_{y=y_j}.$$

і називається кусково-поліноміальним інтерлінаційним оператором, або кусково-поліноміальним інтерлінантом. Він інтерлінує функцію  $f(x, y)$  та її немішані похідні на чотирьох взаємно-перпендикулярних прямих - границі  $\Pi_i$ ; при цьому на межах двох сусідніх прямокутників, що мають спільні сторони або точки; породжені цим оператором функції зберігають неперервні похідні до порядку  $n$  включно. Функція  $E_{\Omega}f(x, y)$  має значення в точках  $(x, y) \in \Pi_i \subset \Omega$ , залежні від слідів функції  $f(x, y)$  та її нормальних похідних до порядку  $n$  лише на межі  $\partial\Pi_i$ . Похибка поліноміальної інтерлінації [3] в кожному з прямокутників  $\Pi_i$  задовольняє нерівність  $|f(x, y) - E_{\Omega}f(x, y)| \leq |Q_i(x, y)|$ ,  $(x, y) \in \Pi_i \subset \Omega$ ,  $i = (i_1, i_2)$ , де  $Q_i(x, y)$  «стандартна» функція:

$$Q_i(x, y) = \frac{1}{4} \prod_{j_1=i_1}^{i_1+1} (x - x_{j_1}) \cdot \prod_{j_2=i_2}^{i_2+1} (y - y_{j_2}), (x, y) \in \Pi_i,$$

яка використовується для побудови написаної вище функції  $\varphi(x, y)$ . Якщо  $f(x, y) \in L_q^{(2,2)}(\Omega)$ , то  $|f(x, y) - E_\Omega f(x, y)| \leq |Q(x, y)|$ ,  $(x, y) \in \Omega$ , де  $Q(x, y) = Q_i(x, y)$ ,  $(x, y) \in \Pi_i$ . Оцінка є найкращою у кожній точці  $x \in \Omega$ .

Тому похибка наближення функції  $f(x, y) \in L_q^{(2,2)}(\Omega)$ , оператором  $E_\Omega f(x, y)$  у кожній точці оцінюється з огляду на значення функції  $Q(x, y) = Q_i(x, y)$ ,  $(x, y) \in \Pi_i$ .

Хай  $f(x, y) \in L_q^{(2,2)}(\Omega)$ ,  $1 \leq q \leq \infty$ , та сліди  $f(x_{j_1}, y)$ ,  $f(x, y_{j_2})$ ,  $j_1, j_2 = \overline{1, M}$ , задані не більше, ніж на  $N = 2M$  прямих. Для обчислення інтегралу

$$I(f, \omega) = \int_0^1 \int_0^1 f(x, y) \sin \omega x \sin \omega y dx dy$$

має місце формула:

$$R_N(f, \omega) = \int_0^1 \int_0^1 E_\Omega f(x, y) \sin \omega x \sin \omega y dx dy.$$

Підставляючи вираз для оператора-інтерліананта, отримаємо

$$\begin{aligned} R_N(f, \omega) &= \sum_{j_1=i_1}^{i_1+1} \int_0^1 h_{j_1}(x) \sin \omega x dx \int_0^1 f(x_{j_1}, y) \sin \omega y dy + \\ &+ \sum_{j_2=i_2}^{i_2+1} \int_0^1 H_{j_2}(y) \sin \omega y dy \int_0^1 f(x, y_{j_2}) \sin \omega x dx - \\ &- \sum_{j_1=i_1}^{i_1+1} \sum_{j_2=i_2}^{i_2+1} f(x_{j_1}, y_{j_2}) \int_0^1 h_{j_1}(x) \sin \omega x dx \int_0^1 H_{j_2}(y) \sin \omega y dy. \end{aligned}$$

Будемо вважати, що

$$\int_0^1 f(x_{j_1}, y) \sin \omega y dy, \quad \int_0^1 f(x, y_{j_2}) \sin \omega x dx$$

задані точно.

**Теорема 2.** Кубатурна формула  $R_N(f, \omega)$  для обчислення інтегралу  $I(f, \omega)$  є оптимальною за порядком точності при  $N \geq |\omega|$ .

Доведення базується на порівнянні оцінки знизу та зверху величини  $R(F, \omega, \ell_N) = R(L_q^{(2,2)}(\Omega), \omega, R_N(f, \omega))$ .

Оптимальна за порядком точності кубатурна формула обчислення подвійних інтегралів від швидкоосцилюючих функцій з використанням інтерполяції побудованої



на основі сплайн-інтерлінації оримуються шляхом заміни одновимірних інтегралів

$$\int_0^1 f(x_{j_1}, y) \sin \omega y dy, \quad \int_0^1 f(x, y_{j_2}) \sin \omega x dx$$

відповідними квадратурними формулами, а також оптимальними.

### ВИСНОВКИ

1. Запропонована кубатурна формула належить до класу кубатурних формул, які зводять обчислення швидкоосцилюючих інтегралів функцій двох змінних до обчислення інтегралів від швидкоосцилюючих функцій однієї змінної. Це означає, що використовуючи ту або іншу квадратурну формулу для обчислення інтегралів від швидкоосцилюючих функції однієї змінної ми можемо отримати різні кубатурні формули.
2. Кубатурна формула є точною на класі  $f(x, y) \in L_q^{(2,2)}(\Omega)$ ,  $1 \leq q \leq \infty$ , точне значення похибки досягається на функціях

$$f^*(x, y) = \frac{1}{4} (x - x_k^\mu) (x - x_k^{\mu+1}) \times \\ \times (y - y_r^\nu) (y - y_r^{\nu+1}) \operatorname{sign}(\sin \omega x) \operatorname{sign}(\sin \omega y), \quad (x, y) \in \Pi_i \subset \Omega.$$

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Бажвалов Н.С.* О приближенном вычислении кратных интегралов // Вестник Московского университета. – 1959. – № 4. – С. 3-18.
2. *Мырзанов Ж.Е.* Смешанная эрмитова интерполяция и связанные с ней кубатурные формулы // Теория приближений и смежные вопросы анализа и топологии. – Киев, 1987. – С. 68-76.
3. *Литвин О.М.* Інтерлінація функцій та деякі її застосування. – Харків.: Основа, 2002. – 544 с.
4. *Смоляк С.А.* Квадратурные и интерполяционные формулы на тензорных произведениях некоторых классов функций // Докл. АН СССР. – 1963. – 148, – С. 1042-1045.
5. *Задирака В.К., Мельникова С.С.* Цифровая обработка сигналов. – Киев.: Наукова Думка, 1993. – 294 с.
6. *Жилейкин Я.М., Кукаркин А.Б.* Приближенное вычисление интегралов от быстроосциллирующих функций: Учебно-практическое пособие. – М.: МГУ. – 1987. – 99 с.

Статья поступила в редакцию 20.04.2008

## МЕТОД ВІДНОВЛЕННЯ ВНУТРІШНЬОЇ СТРУКТУРИ ТРИВИМІРНОГО ТІЛА З ВИКОРИСТАННЯМ ТОМОГРАМ ТА МІШАНОЇ АПРОКСИМАЦІЇ

© Литвин О.М., Першина Ю.І.

УКРАЇНЬСКА ІНЖЕНЕРНО-ПЕДАГОГІЧНА АКАДЕМІЯ  
ВУЛ. УНІВЕРСИТЕТСЬКА, 16, М. ХАРКІВ, 61003, УКРАЇНА

E-MAIL: [academ@kharkov.ua](mailto:academ@kharkov.ua)

**Abstract.** In work the spatial problem of a computer tomography with use of tomograms which lay on system of mutually perpendicular planes with use blending approximations is solved. The offered method allows to smooth experimental data (tomograms) and has rather high accuracy. In article computing experiment for restoration of internal structure of a brain of the person with the help of operators blending approximations by Bernstein's polynoms is shown.

### Вступ

Розглядається задача відновлення внутрішньої структури (щільності, коефіцієнта поглинання або послаблення) тривимірного тіла за допомогою інформації про неї у вигляді томограм, що задані на деякій системі площин, які перетинають об'єкт дослідження. Ця задача виникає на практиці в тих випадках, коли серед площин, які входять в експериментальні дані, немає площини, що складається з того чи іншого набору точок, які цікавлять дослідника. Наприклад, така задача може виникнути після того, як пацієнт пройшов дослідження на медичному томографі. І після аналізу отриманих томограм, виникає необхідність знайти за їх допомогою ще одну чи декілька томограм в площинах, які перетинають тіло та не співпадають ні з жодною із заданих площин. В існуючих томографах ця задача розв'язується тільки у випадках, коли отримані томограми лежать на системі паралельних площин. Такий же недолік мають відомі пакети 3D графіки, наприклад, 3D Max.

Загальний розв'язок задачі відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла за допомогою інформації про неї у вигляді томограм, заданих на системі трьох груп перетинних площин, в кожній з яких площини паралельні, був дан в роботах [1, 2]. Ця задача була розв'язана з використанням операторів інтерфлетації функцій трьох змінних (дивись визначення інтерфлетації нижче) Треба відмітити, що оператори інтерфлетації функцій є природнім узагальненням операторів інтерполяції функцій трьох змінних. Тому, як і у випадку інтерполяції, похибки в експериментальних даних (в даному випадку, в томограмах) привносяться також і в оператори інтерфлетації. В математиці існує альтернатива операторам інтерполяції – оператори апроксимації. Це оператори, що побудовані шляхом згладжування експериментальних даних за допомогою поліномів, раціональних функцій, сплайнів, тригонометричних поліномів, вейвлетів.

В даній статті пропонується новий метод відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла. В методі проводиться згладжування експериментальних даних

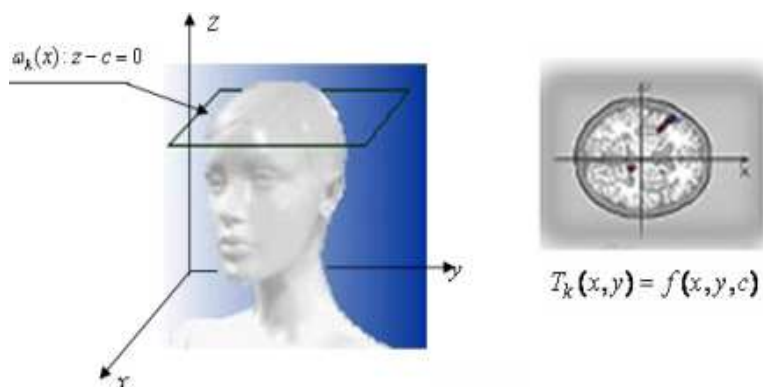


Рис. 1. Представлення томограм  $T_k(x, y)$  у вигляді функцій (де  $f(x, y, z)$  – щільність або коефіцієнт поглинання чи послаблення всередині вказаного тривимірного тіла). Томограма  $T_k(x, y)$  представляє собою функцію двох змінних – слід функції  $f(x, y, z)$  на площині  $\omega_k(x) = 0$

у вигляді томограм, заданих на системі взаємно перпендикулярних площин, за допомогою операторів мішаної апроксимації [3, 5]. Нижче наведені основні теоретичні положення методу, а також аналізуються результати його реалізації з використанням мішаної апроксимації поліномами Бернштейна.

## 1. ОСНОВНІ ВИЗНАЧЕННЯ

Нехай функція  $f(x, y, z)$  трьох змінних представляє собою щільність тривимірного тіла (чи коефіцієнт поглинання, послаблення) та задана система площин  $\Pi_k : \omega_k(x, y, z) = 0, k = \overline{1, n}$ .

**Означення 1.** Слідом функції  $f(x, y, z)$  на площині  $\Pi_k : \omega_k(x, y, z) = 0$  будемо називати функцію двох змінних  $\varphi_k(x, y)$  чи  $\varphi_k(y, z)$ , чи  $\varphi_k(x, z)$ , яка в кожній точці цієї площини приймає такі ж значення, що й функція  $f(x, y, z)$ , тобто

$$f|_{\Pi_k} = \varphi_k|_{\Pi_k}, k = \overline{1, n} \quad (1)$$

**Означення 2.** Інтерфлетацією функції  $f(x, y, z)$  називається відновлення (можливо, наближене) функції  $f(x, y, z)$  в точках між площинами  $\Pi_k : \omega_k(x, y, z) = 0$  за допомогою її слідів (1) на цих площинах.

**Означення 3.** Томограмою (рис. 1) на площині  $\omega_k(x) = 0$  будемо називати одну з трьох функцій:

$$T_k = \begin{cases} f(x_k(y, z), y, z) \\ f(x, y_k(x, z), z) \\ f(x, y, z_k(x, y)) \end{cases}; \quad \bar{x}_k = \begin{cases} (x, y) \\ (x, z) \\ (y, z) \end{cases}$$

## 2. ОПЕРАТОРИ АПРОКСИМАЦІЇ З ВИКОРИСТАННЯМ ТОМОГРАМ

Нехай задані три системи томограм на взаємно перпендикулярних площинах, які отримані за допомогою комп'ютерного томографу. Не зменшуючи загальності будемо вважати, що ці три групи площин паралельні координатним площинам, тобто маємо такі томограми:

1.  $T1_k(y, z) = f(x_k, y, z)$ ,  $k = \overline{1, n}$  – томограми що лежать на площинах, перпендикулярних вісі  $Ox$ ;
2.  $T2_l(x, z) = f(x, y_l, z)$ ,  $l = \overline{1, m}$  – томограми що лежать на площинах, перпендикулярних вісі  $Oy$
3.  $T3_p(x, y) = f(x, y, z_p)$ ,  $p = \overline{1, s}$  – томограми що лежать на площинах, перпендикулярних вісі  $Oz$ .

Формули для операторів апроксимації по кожній із змінних будемо представляти у вигляді:

$$L1_n f(x, y, z) = \sum_{k=1}^n g1_k(x) \cdot T1_k(y, z),$$

$$L2_m f(x, y, z) = \sum_{l=1}^m g2_l(y) \cdot T2_l(x, z),$$

$$L3_s f(x, y, z) = \sum_{p=1}^s g3_p(z) \cdot T3_p(x, y),$$

де  $g1_k(x)$ ,  $g2_l(y)$ ,  $g3_p(z)$  – базисні апроксимаційні функції (узагальнені поліноми, алгебраїчні та тригонометричні сплайни).

Оператори  $L1_n f$ ,  $L2_m f$ ,  $L3_s f$  діють на функцію  $f(x, y, z)$  за змінними  $x$ ,  $y$ ,  $z$  відповідно.

Оператор мішаної апроксимації будемо будувати у вигляді:

$$Of(x, y, z) = (L1_n + L2_m + L3_s - L1_n L2_m - L1_n L3_s - L2_m L3_s + L1_n L2_m L3_s) f(x, y, z) \quad (2)$$

**Теорема 1.** Для похибки наближення  $Rf(x, y, z) = (I - O)f(x, y, z)$  справедлива операторна рівність:

$$Rf(x, y, z) = r1_n r2_m r3_s f(x, y, z),$$

де  $r1_n = I - L1_n$ ,  $r2_m = I - L2_m$ ,  $r3_s = I - L3_s$ ,  $I$  – тотожний оператор.

**Теорема 2.** Для оцінки похибки наближення функції  $f(x, y, z)$  оператором  $Of(x, y, z)$  виконується нерівність:

$$\|f - Of\|_{C[0,1]^3} = O(\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3), \quad \varepsilon_k \rightarrow 0, \quad k = \overline{1, 3},$$

де

$$\varepsilon_1 = \|(I - L1_n f)\|_{C[0,1]^3},$$

$$\varepsilon_2 = \|(I - L2_m f)\|_{C[0,1]^3},$$

$$\varepsilon_3 = \|(I - L3_s f)\|_{C[0,1]^3}.$$

### 3. ОПЕРАТОРИ МІШАНОЇ АПРОКСИМАЦІЇ ПОЛІНОМАМИ БЕРНШТЕЙНА

Розглянемо вище викладену теорію на прикладі мішаної апроксимації за допомогою поліномів Бернштейна.

**Означення 4.** Поліномами Бернштейна (або операторами Бернштейна степеня  $n$  для функції  $g(t) \in C[0, 1]$  однієї змінної називається:

$$B_n g(t) = \sum_{k=0}^n C_n^k t^k (1-t)^{n-k} g\left(\frac{k}{n}\right), \quad (3)$$

де

$$C_n^k = \frac{n!}{k!(n-k)!}$$

**Означення 5.** Операторами мішаної апроксимації поліномами Бернштейна називаються оператори вигляду:

$$Of(x, y, z) = (B1_n + B2_m + B3_s - B1_n B2_m - B2_m B3_s - B1_n B3_s + B1_n B2_m B3_s) f(x, y, z), \quad (4)$$

де

$$B1_n = \sum_{k=0}^n C_n^k x^k (1-x)^{n-k} T1_k(y, z),$$

$$B2_m = \sum_{l=0}^m C_m^l y^l (1-y)^{m-l} T2_l(x, z),$$

$$B3_s = \sum_{p=0}^s C_s^p z^p (1-z)^{s-p} T3_p(x, y),$$

$n, m, s$  – кількість томограм, що розташовані на площинах, які перпендикулярні вісям  $Ox, Oy, Oz$  відповідно.

**Теорема 3.** Нехай  $R1_n f(x, y, z) = (I - B1_n) f(x, y, z)$ ,  $R2_m f(x, y, z) = (I - B2_m) f(x, y, z)$ ,  $R3_s f(x, y, z) = (I - B3_s) f(x, y, z)$  – похибки наближення операторами  $B1_n f(x, y, z)$ ,  $B2_m f(x, y, z)$ ,  $B3_s f(x, y, z)$  відповідно. Тоді похибка  $Rf(x, y, z) = (I - O) f(x, y, z)$  наближення функції  $f(x, y, z)$  оператором  $Of(x, y, z)$  визначається співвідношенням:

$$Rf(x, y, z) = R1_n R2_m R3_s f(x, y, z)$$

Причому оператор  $Of(x, y, z)$ , визначений рівністю (4) та побудований на заданій системі томограм наближує кожну функцію  $f(x, y, z) \in C^{2,2,2}(E^3)$ ,  $E = [0, 1]$  з похибкою

$$\|f - Of\| = O((nms)^{-1}).$$

Таким чином, теоретично при використанні оператора мішаної апроксимації поліномами Бернштейна для відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла з тією ж якстю достатньо меншої кількості томограм, зроблених в системі взаємно перпендикулярних площин.

В роботі [4] для відговлення тривимірної моделі голови людини при використанні техніки візуалізації *isosurface* було використано 167 томограм, що лежать на площинах, паралельних одній координатній площині (рис. 2)

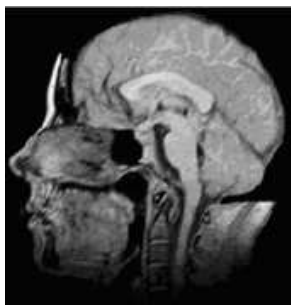


Рис. 2. Одна з 167 томограм, використаних в [4]

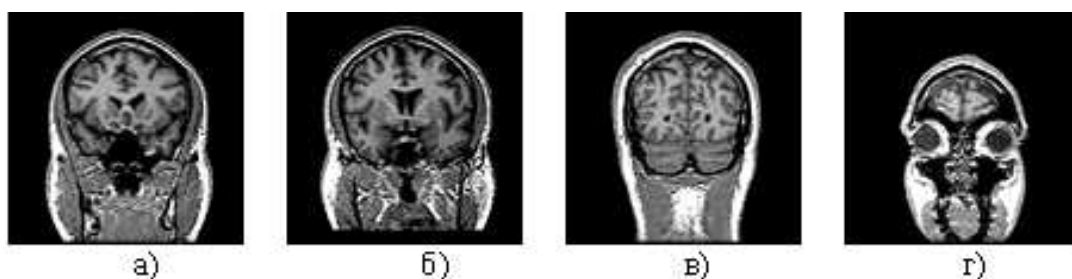


Рис. 3. Приклад зрізів головного мозку площинами: а)  $x = 0.5$ ; б)  $x = 0.6$ ; в)  $x = 0.8$ ; г)  $x = 0.9$ .

Одним з недоліків методу, описаного в [4], є те, що він використовує тільки зрізи в площинах, паралельних одній площині. Відмітимо, що хоч в [4] маютьс я томограми в трьох система взаємно перпендикулярних площин, але для діагностики використовується лише одна з цих систем.

Якщо ж інформація про внутрішню структуру тривимірного тіла задана на трьох взаємно перпендикулярних площинах, то техніка візуалізації *isosurface* не може їх використати.

#### 4. ТЕСТОВИЙ ПРИКЛАД ВІДНОВЛЕННЯ ВНУТРІШНЬОЇ СТРУКТУРИ ТРИВИМІРНОГО ТІЛА

Авторами був проведений обчислювальний експеримент для відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла за заданими томограмами з використанням запропонованого методу. В якості експериментальних даних були взяті 30 томограм, що лежать на системі взаємно перпендикулярних площин (по 10 в кожній) (рис. 3-5)

Припустимо, що тіло повністю лежить в одиничному кубі  $[0, 1]^3$ . Результати роботи обчислювального експерименту представлені рис. 6-7.

З рис. 7 видно, що малюнок в) більш інформативний, ніж інші, що підтверджує викладену вище теорію.

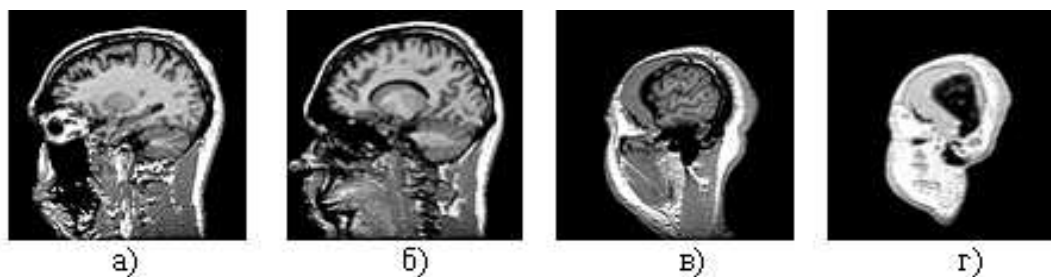


Рис. 4. Приклад зрізів головного мозку площинами: а)  $y = 0.3$ ; б)  $y = 0.6$ ; в)  $y = 0.8$ ; г)  $x = 0.9$ .

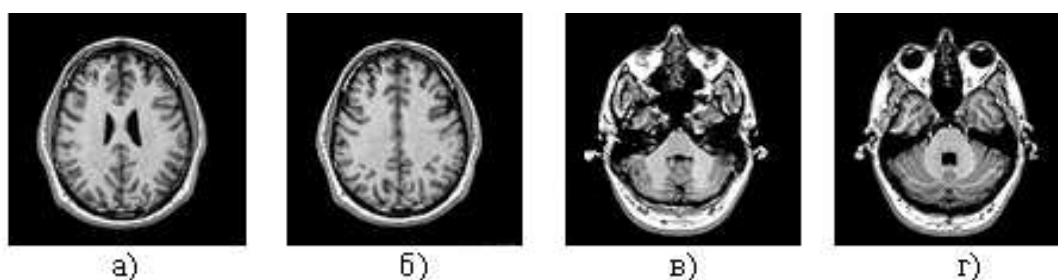


Рис. 5. Приклад зрізів головного мозку площинами: а)  $z = 0.2$ ; б)  $z = 0.3$ ; в)  $z = 0.8$ ; г)  $x = 0.9$ .

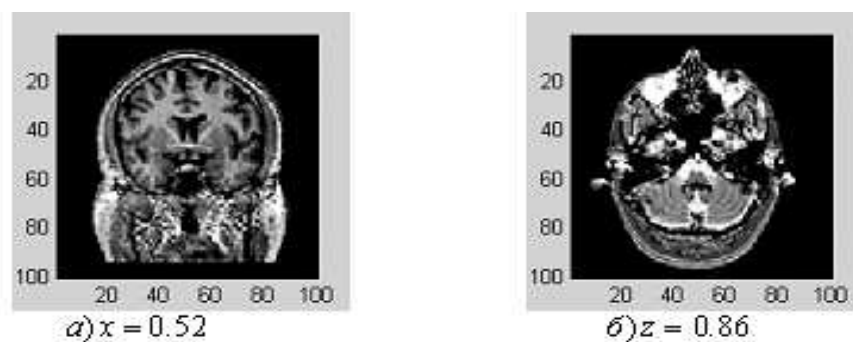


Рис. 6. Результати відновлення щільності  $f(x, y, z)$  запропонованим методом в площинах: (а)  $x = 0.52$  між томограмами, що розташовані в площинах  $x = 0.5$ ,  $x = 0.6$  (дивись рис. 3); (б)  $z = 0.86$  між томограмами, що розташовані в площинах  $z = 0.8$ ,  $z = 0.9$  (дивись рис. 5)

## Висновки

Таким чином, в роботі викладений новий метод відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла за відомими томограмами, що лежать на взаємно перпендикулярних площинах, з використанням мішаної апроксимації. Цей метод рекомендується

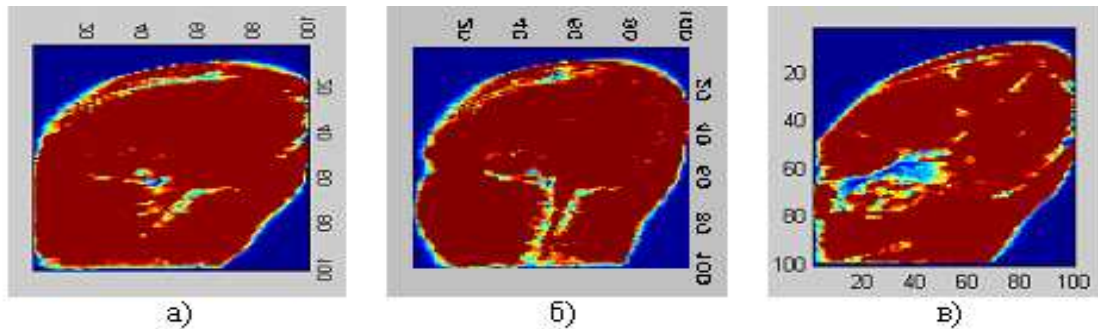


Рис. 7. Результати відновлення щільності  $f(x, y, z)$  запропонованим методом в площині  $x + y + 10z = 0$ : (а) якщо задані томограми, що лежать на площинах, паралельних тільки вісі  $Oy$ ; (б) якщо задані томограми, що лежать на площинах, паралельних тільки вісі  $Oz$ ; (в) якщо задані томограми, що лежать на взаємно перпендикулярних площинах.

використовувати в тих випадках, коли експериментальні дані (характеристики томограм – геометричні параметри площини, на якій лежить томограма, а також зображення на томограмах) задані з похибкою, і коли класичні оператори інтерполяції та інтерфлетції не згладжують дані, а повторюють всі похибки в експериментальних даних. Запропонований метод має високу точність, як і метод, що використовує інтерфлеттацію функцій.

Автори вважають, що після створення відповідного програмного забезпечення, узгодженого з програмним забезпеченням на комп'ютерних томографах, що діють, викладені вище твердження може бути використана в медичній практиці, а також при неруйнівному контролі на митницях, тощо.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Литвин О.М., Першина Ю.І. Математична модель відновлення внутрішньої структури тривимірного об'єкта за відомими його томограмами з використанням інтерфлеттації функцій // Доповіді НАНУ. – 2005. – №1. – С. 20-24.
2. Литвин О.М., Першина Ю.І. Математична модель відновлення тривимірних об'єктів за їх томограмами на системі трьох груп перерізанних площин з використанням інтерфлеттації функцій // Доповіді НАНУ. – 2005. – №8. – С. 67-71.
3. Литвин О.М. Интерлинеация функций та деякі її застосування. – Х.: Основа, 2002. – 544 с.
4. Anders Backman. Visualisation of Positron Emission Tomography (PET) scan data. A Master thesis, Department of Computing Science – Umea University, Sweden, Aug 1998. – 37 p.
5. Oleg N. Lytvyn Interlineation and interflatation functions of many variable (blending function interpolation) and economical algorithms in the approximation theory. In Book. Computational methods. Part 2. (G.R.Liu, V.B.C. Tan, X Han-editors) pp. 1105-1110.

Статья поступила в редакцию 19.04.2008



УДК 004.932

## АВТОМАТИЧЕСКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ АРТЕРИИ НА 3D-УЗИ ЩИТОВИДНОЙ ЖЕЛЕЗЫ

© Лукашевич П.В.

Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси  
ул. Сурганова, 6, г. Минск, 220012, Беларусь

E-MAIL: [Pavel.Lukashevich@newman.bas-net.by](mailto:Pavel.Lukashevich@newman.bas-net.by)

**Abstract.** The method of automatic search and segmentation of thyroid gland arteries on three-dimensional USI is offered. Detection and segmentation of arteries are important initial stage of automatic ultrasonic images processing and organ segmentation. Vessels position on the USI can be used as a reference point for further USI processing and finding of organ areas. The feature of the offered algorithm is relative simplicity of its realization and high quality of results.

### ВВЕДЕНИЕ

Восстановление трехмерных объектов по двумерным изображениям их плоских сечений – актуальная в настоящее время задача. Ее актуальность обусловлена широким использованием средств обработки и анализа изображений в различных естественных науках, в промышленности, системах проектирования и дизайна и т. д. За последние десятилетия методы обработки изображений получили широкое распространение и в медицине. Это вызвано в первую очередь большим значением медицинских изображений для диагностики и лечения пациентов и вследствие этого широкой распространенностью методов медицинского сканирования, таких как компьютерная и магниторезонансная томографии (сокращенно КТ и МРТ), ультразвуковое сканирование и т. д. [1, 2].

В наши дни в медицине все шире используются трехмерные изображения внутренних органов, а это, в свою очередь, вызывает необходимость усовершенствования и развития методов их обработки. Одной из важнейших задач автоматической интерпретации изображений, в том числе и медицинских, является их сегментация. Сегментированные изображения легче обрабатывать и визуализировать, они более информативны для специалистов. Следует заметить, однако, что в отличие от КТ- и МРТ-изображений, УЗИ имеют худшее качество: больший уровень шума и меньшую контрастность, на них часто присутствуют артефакты, вызванные отражением и дифракцией ультразвуковых волн, что затрудняет распознавание ткани. Именно этими сложностями и обусловлено наличие большого количества подходов полуавтоматической или даже полностью ручной сегментации щитовидной железы и отсутствие методов ее автоматической сегментации.

При полуавтоматической сегментации квалифицированный специалист по ультразвуковым снимкам выполняет выделение границы органа на нескольких двумерных изображениях его сечений вручную, а затем алгоритм выполняет полную обработку изображения, его визуализацию и вычисление объема. Количество обводок, выполненных вручную, зависит от выбранного способа восстановления поверхности

и варьируется от 5 до 15. Выполнение ручных обводок – утомительная операция, требующая хорошего уровня подготовки специалистов.

Общеизвестно, что задача автоматической сегментации медицинских изображений, в том числе и щитовидной железы, сложна. Трудности ее решения объясняются низким разрешением сканера, слабой контрастностью изображений тканей щитовидной железы и ее сложной формой. Контур органа на двухмерных слоях трехмерного УЗИ сильно варьируется от пациента к пациенту даже на здоровых железах, а наличие патологий только усугубляет эту проблему. Поэтому в настоящее время не существует полностью автоматических методов сегментации данного органа на основе УЗИ.

Некоторые особенности строения щитовидной железы могут быть использованы для ее сегментации, в том числе и автоматической. Одна из таких особенностей – наличие артерии, которая в большинстве случаев расположена вплотную к органу. В свою очередь, артерия различима на УЗИ, поэтому можно ставить задачу ее автоматического выделения. Таким образом, автоматическое нахождение артерии облегчает ручную сегментацию контура железы, указывая начальную точку контура и часть границы органа. В дальнейшем предполагается использовать информацию о положении артерии и для автоматической сегментации железы, например, методом активных контуров.

Задача восстановления сети кровеносных сосудов также актуальна в различных областях обработки медицинских изображений [3, 4, 5, 6, 7]. Для ее решения используются пороговые, частотные, основанные на Фурье- и вейвлет-анализе изображений [4], морфологические [5] и другие методы [6, 7]. Они дают хорошие результаты при обработке КТ- и МРТ-снимков большого разрешения, а также изображений, полученных с использованием контрастирующих веществ. Однако вышеупомянутые подходы не могут быть применены для нахождения центральной линии сосуда на УЗИ щитовидной железы. Это связано прежде всего с особенностями УЗИ внутренних органов, в том числе с низким разрешением и контрастностью таких изображений. Автору не известны алгоритмы автоматической сегментации изображений щитовидной железы или выделения ее областей. В настоящей статье предложен алгоритм автоматического выделения артерии щитовидной железы, основанный на совместном анализе двухмерных послойных изображений трехмерного УЗИ.

Трехмерное УЗИ щитовидной железы, полученное, например, методом «свободной руки» [2], обычно состоит из 50-400 двухмерных изображений ее сечений. Из-за возникающих при съемке помех видимость артерии на разных двухмерных снимках меняется от очень плохой, когда она с трудом обнаруживается визуально (рис. 1(a), 1(b)), до удовлетворительной, когда сосуд может быть отсегментирован автоматически (рис. 1(c), 1(d)). Поэтому алгоритм предполагает одновременное использование всех послойных изображений для выполнения сегментации.

Анализ большого числа УЗИ, записанных в соответствии с протоколом обследования щитовидной железы, показал, что размер плоских сечений артерии щитовидной железы взрослого человека изменяется на разных ультразвуковых снимках лишь незначительно, а их форма в подавляющем числе случаев близка к круглой.

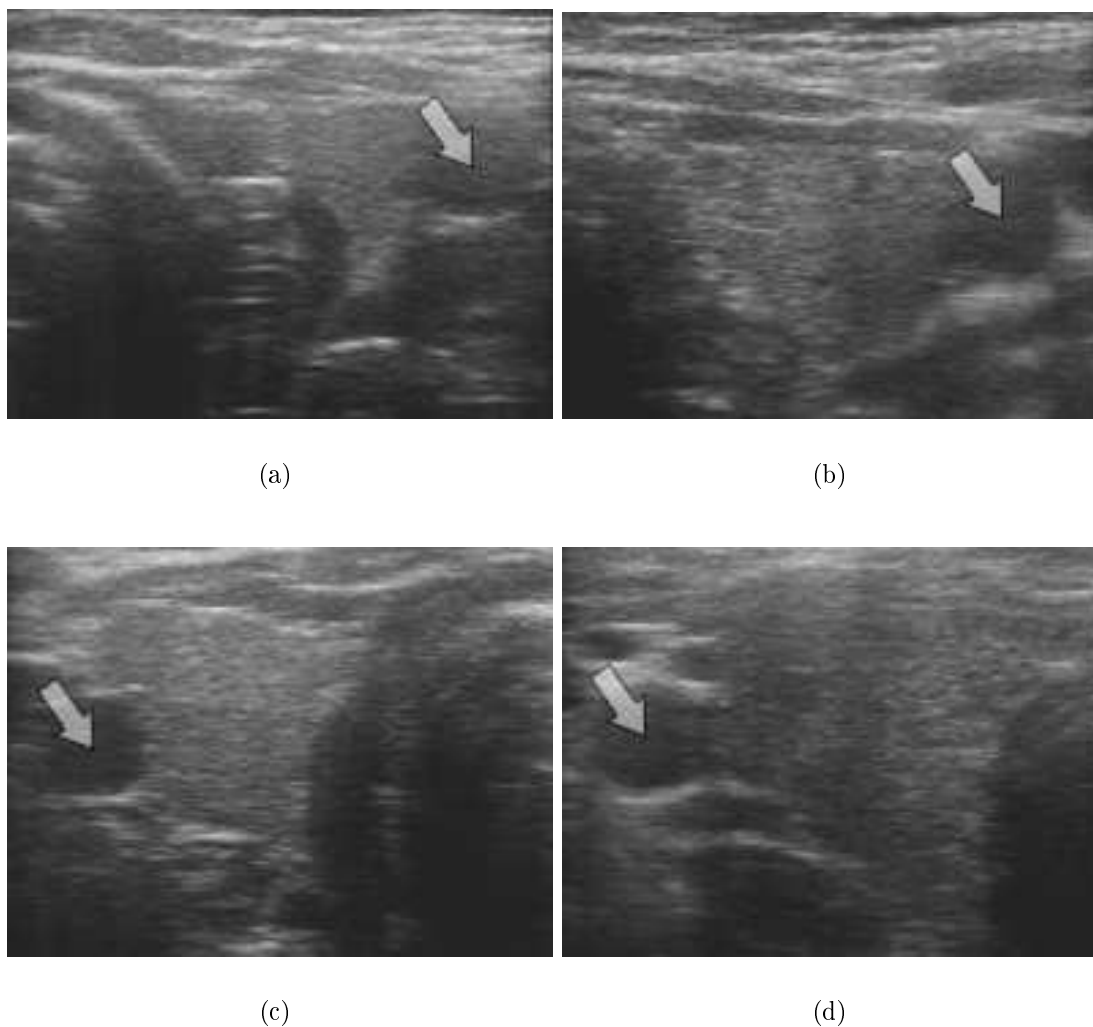


Рис. 1. Пример изображений артерии на 3D-УЗИ (стрелками показаны найденные положения центров артерий)

Вследствие этого в алгоритме использовано предположение о том, что на всех плоских изображениях артерия внутри щитовидной железы имеет круглое сечение постоянного радиуса. Это позволяет свести сегментацию сосуда только к определению местоположения его центра.

Для определения положения центра используется оконный фильтр со специально подобранным ядром. Оптимальный размер окна фильтра и его коэффициенты определялись эмпирическим путем так, чтобы максимизировать отклик с УЗИ в месте расположения сосуда.

После обработки всех послойных изображений фильтром вычисляется гладкая пространственная кривая, пересекающая эти плоские изображения в точках, суммарное значение отклика фильтра которых максимально. Для завершения сегментации достаточно провести на каждом слое окружность с центром, лежащим на построенной кривой, и выбранным ранее усредненным радиусом  $r$  артерии.

## 1. АЛГОРИТМ СЕГМЕНТАЦИИ

Как уже упоминалось выше, изучение большого набора УЗИ показало, что форма сечений артерии на различных послойных изображениях изменяется незначительно, оставаясь близкой к круглой. Размеры плоских перпендикулярных сечений артерии также практически не изменяются. Поэтому логичным было сконструировать оконный фильтр, выделяющий именно круглые области. Многочисленные компьютерные эксперименты подтвердили допустимость данного предположения.

Стоит отметить, что использование других способов сегментации круглых областей, например, фильтров Хафа, пороговых или частотных фильтров, в данном случае затруднительно. Прежде всего эти трудности вызваны малым разрешением УЗИ и их сильной зашумленностью.

Для правильного построения модели ядра фильтра учитывались особенности УЗИ сосуда. Во-первых, сосуд заполнен кровью, которая прозрачна для звуковой волны. Поэтому теоретически внутренность сосуда на УЗИ должна быть черной, однако на практике цвет внутренности сосуда существенно зависит от настроек сканера, а также его модели. Чаще всего внутренность артерии имеет цвет, отличный от черного, и даже текстуру, появляющиеся вследствие отражения волны сканера от стенок артерии. При этом средний уровень яркости изображения артерии ниже уровня яркости окружающей ткани (рис. 1).

Во-вторых, сосуд состоит из прочной плотной ткани, хорошо отражающей ультразвуковой сигнал. На изображении она практически всегда имеет частично или полностью повышенную эхогенность, даже если внутренность сосуда прозрачна, а ткань вокруг сосуда гипозохогенна. Поэтому выбранный оконный фильтр должен давать максимальный отклик на центральносимметричных структурах с темной внутренностью и светлой наружной частью, причем отклик должен быть тем больше, чем контрастнее этот переход. Для более точной классификации полезно также знать и размер сосуда. Такая информация задавалась однократно в процессе настройки алгоритма для конкретного типа ультразвукового оборудования, так как эта характеристика практически одинакова у взрослых людей.

В результате анализа свойств сосуда на имеющемся наборе УЗИ было предложено ядро оконного фильтра, состоящее из двух концентрических колец (рис. 2(с)). Элементы внутреннего кольца ядра фильтра (между  $r$  и  $R_{min}$ ) заполняются отрицательными коэффициентами, а внешнего кольца (между  $R_{max}$  и  $r$ ) – положительными. Остальные коэффициенты ядра фильтра заполняются нулевыми значениями.

Эксперименты показали, что наилучшие результаты сегментации на исследуемом наборе из 182-х желез достигаются при использовании значений коэффициентов

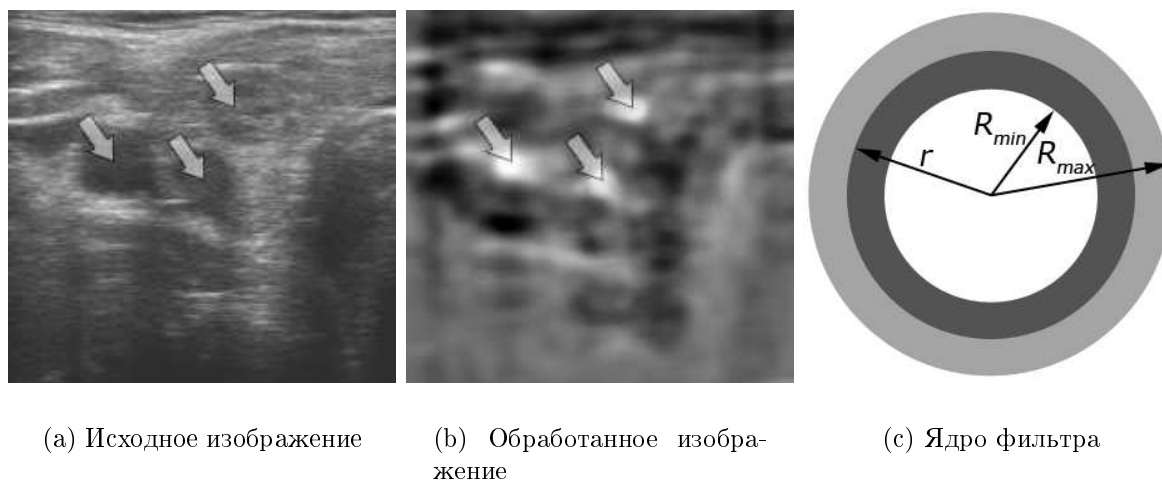


Рис. 2. Результат обработки УЗИ предложенным фильтром (стрелками показаны возможные положения центров артерий)

фильтра  $-3.4$  для внутренней и  $+5.0$  для внешней частей окна фильтра и радиусах колец  $R_{max} = 50$ ,  $r = 35$  и  $R_{min} = 20$ .

Пример обработки одного плоского слоя УЗИ (рис. 2(a)) описанным оконным фильтром приведен на рис. 2(b). Более светлые области соответствуют большему значению отклика фильтра. Стрелки на рисунке указывают на локальные максимумы оконного фильтра.

Как показали эксперименты, во многих случаях положение глобального максимума на обработанном изображении соответствует положению центра сосуда, однако так происходит не всегда (рис. 2(b)). Наличие на железе различных образований, таких как видимые кровеносные сосуды, опухоли, новообразования, приводит к тому, что глобальный максимум достигается на этих патологических областях.

Трудности появляются также из-за искажений изображений, вызванных шумами и артефактами. Для корректной обработки таких изображений было предложено использовать априорную информацию о гладкости артерии, так как она представляет собой гладкий протяженный объект, проходящий вдоль всей области сканирования и вследствие этого попадающий в зону видимости сканера на всех плоских снимках, составляющих трехмерное УЗИ. Поэтому среди специального класса гладких кривых выбиралась такая, которая обеспечивает суммарный максимум отклика фильтра в точках ее пересечения со слоями.

Поиск такой кривой можно вычислять при помощи графовых алгоритмов, например, при помощи алгоритма Дейкстры нахождения кратчайшего пути в графе. Гладкость и форма найденной кривой в данном случае будет определяться структурой построенного по 3D-УЗИ графа и весовыми коэффициентами его ребер. Стоит заметить что при большом разрешении обрабатываемых УЗИ снимков скорость работы алгоритма значительно возрастает.

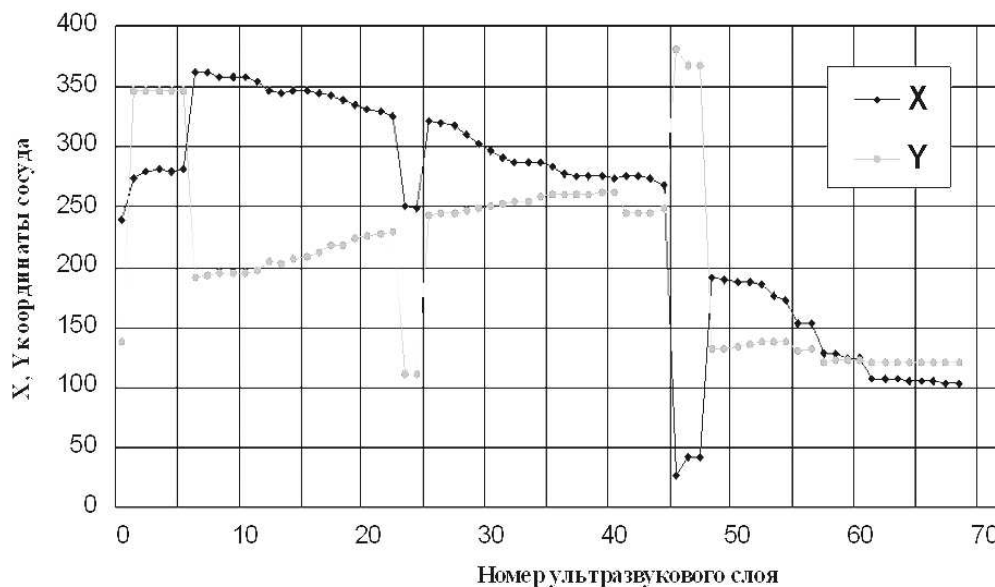


Рис. 3. Пример распределения положения глобальных максимумов оконного фильтра на слоях 3D-УЗИ

В качестве альтернативного подхода можно предложить нахождение кривой центра сосуда посредством процедуры последовательного поиска. Идея такого поиска заключается в нахождении центра сосуда на каждом следующем ультразвуковом слое, основываясь на положении сосуда на предыдущем. Тогда, стартовав из некоторого достоверного положения в двух направлениях (вверх и вниз) можно построить некоторую кривую, задающую положение центра артерии.

Результаты применения фильтра показали, что на всех наборах изображений существуют длинные последовательности, на которых глобальные максимумы отклика совпадают с центром артерии. Поэтому в предложенном алгоритме использовался способ, в котором для поиска начального положения центра сосуда выбиралась наиболее длинная непрерывная кривая, соединяющая глобальные максимумы оконной функции на соседних слоях. На рис. 3 изображены положения глобальных максимумов оконной функции на двухмерных слоях типичного набора УЗИ. По оси абсцисс диаграммы отложен номер двухмерного послойного изображения, начиная с верхнего слоя, по оси ординат – координаты  $X$  и  $Y$  точки максимума оконной функции.

На изображенных диаграммах самой длинной непрерывной кривой будет дуга с 6-го по 22-й слой (16 точек), на которую попадают центры сечений артерии на соответствующих слоях. Вторая по длине непрерывная кривая (с 25-го по 40-й слой) также аппроксимирует центр сосуда. Остальные непрерывные кривые (с 48-го по 54-й и с 62-го по 68-й слой) сравнительно коротки и соответствуют не артерии, а патологическим областям железы. Кривая черного цвета (соответственно серого цвета) отображает  $X$ -координату (соответственно  $Y$ -координату) глобального экстремума отклика фильтра на плоском слое УЗИ, номер которого отложен по оси абсцисс.

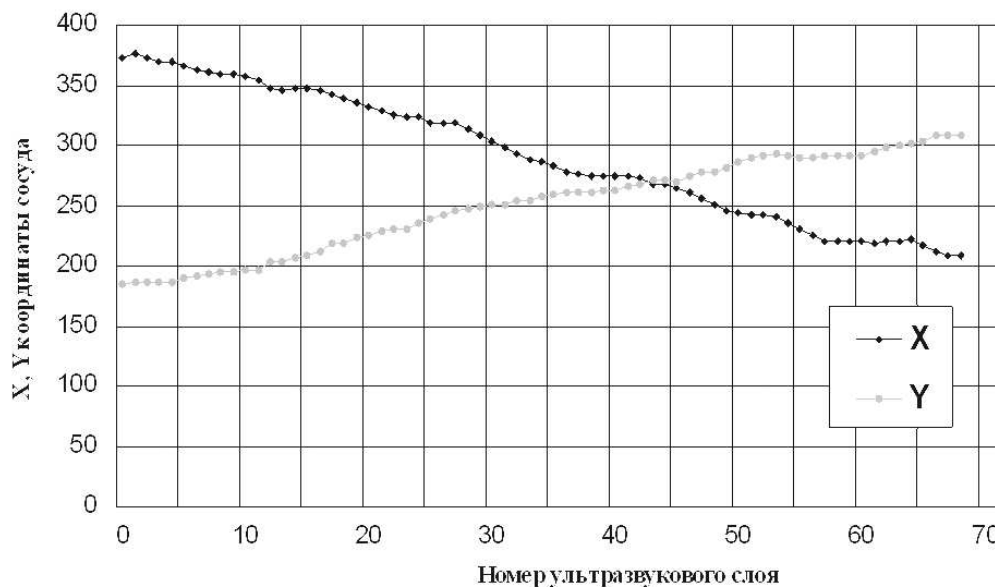


Рис. 4. Расположение центров сосуда на слоях 3D-УЗИ

После установления самой длинной последовательности алгоритм переходит к процедуре поиска положения сосуда на смежных слоях. Положение центра в данном случае определяется не как глобальный, а как локальный максимум отклика в прямоугольном окне фиксированного размера. Центр прямоугольника совпадает с центром сосуда на предыдущем отсегментированном изображении, а его размеры  $h, w$  определяются ограничениями на гладкость кривой. На рис. 4 приведен результат восстановления центральной линии артерии.

В листинге 1 приводится формальное описание алгоритма. Изображение  $i$ -го слоя обозначается  $I_i$ , матрица значений отклика оконного фильтра на  $i$ -м слое —  $K_i$ , положение глобального максимума вычисленной матрицы —  $M_i$ .

Испытания алгоритма проводились на базе данных из 182-х наборов 3D-УЗИ. В результате проведенных испытаний удалось правильно определить положение центра сосуда в 85.7% случаев. Причем, если проводить испытания только на изображениях здоровой щитовидной железы, то положение сосуда определяется правильно в 93%.

Основные ошибки сегментации сосуда на предложенных наборах данных связаны либо с его общей плохой видимостью на изображении, либо с полным или частичным отсутствием изображения сосуда на серии двухмерных УЗИ (например при прохождении сосуда вне зоны видимости сканера), либо с наличием на послойных изображениях протяженных темных областей. Описанная программа была реализована на языке программирования C++ с использованием открытой библиотеки OpenCV. Среднее время обработки одного набора УЗИ снимков щитовидной железы зависит от количества 2D-слоев и составляет примерно 2-5 с.

**Algorithm 1** Алгоритм последовательного поиска

- 1: Задание параметров ядра фильтра и размеров  $h, w$  области поиска локальных максимумов.
- 2: Вычисление свертки фильтра с заданным окном для всех  $I_i$  послойных изображений 3D-УЗИ с записью результата в  $K_i$ .
- 3: Поиск положения глобального максимума  $M_i$  на каждом  $K_i$ .
- 4: Нахождение наиболее длинной цепочки  $S_k$  глобальных максимумов  $M_i$ , удовлетворяющих условию непрерывности:

$$S_k = \{M_j, j = \overline{m, n} : -(h, w) \leq M_j - M_{j+1} \leq (h, w)\}.$$

- 5: Для наибольшей по длине цепочки  $S_k = \{M_j, j = \overline{m, n}\}$ , используя условие непрерывности кривой, построить ее верхнюю часть  $S_u = \{M'_j, j = \overline{m, 0} : -(h, w) \leq M'_j - M'_{j-1} \leq (h, w)\}$ , где  $M'_j$  - локальный максимум на  $j$ -м слое в  $(h, w)$  окрестности  $M'_{j-1}$  точки максимума  $(j - 1)$ -го слоя.
- 6: Для наибольшей по длине цепочки  $S_k = \{M_j, j = \overline{m, n}\}$ , используя условие непрерывности кривой, построить ее нижнюю часть  $S_d = \{M'_j, j = \overline{n, N} : -(h, w) \leq M'_j - M'_{j-1} \leq (h, w)\}$ , где  $M'_j$  - локальный максимум на  $j$ -м слое в  $(h, w)$  окрестности  $M'_{j-1}$  точки максимума  $(j - 1)$ -го слоя.
- 7: Конец.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Предложен алгоритм определения положения сосудов на трехмерном УЗИ. Несмотря на видимую простоту, он показал хорошие результаты при тестировании. В будущем планируется применение данного алгоритма в составе комплекса программ для автоматической обработки и визуализации данных трехмерного УЗИ.

Проведенные исследования частично поддержаны грантом МНТЦ В-1489.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Rinck P. Magnetic Resonance in Medicine // Oxford: Blackwell Scientific Publications, 1993, 252p.
2. Treece G.M. [et al.] Fast surface and volume estimation from non-parallel cross-sections, for freehand 3-D ultra-sound // Medical Image Analysis, Vol. 3(2), 1998, P. 141-173.
3. Kirbas C., Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms // ACM Comput. Surv., Vol. 36(2), Jun. 2004, P. 81-121.
4. Sofka M., Stewart C.V. Retinal vessel centerline extraction using multiscale matched filters, confidence and edge measures // IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 25, 2006, P. 1531-1546.
5. Zana F., Klein J. C. Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation // IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10, 2001, P. 1010-1019.
6. Wesarg S., Firlle E.A. Segmentation of Vessels: The Corkscrew Algorithm // Proc. Of the Int. conf. on medical imaging. - San Diego, California, USA, 16 - 19 Feb. 2004, Vol. 3, P. 1609-1620.
7. Maddah M., Kushaa A., Soltanian-Zadeh H. Efficient centerline extraction for quantification of vessels in confocal microscopy images // Medical Physics, Vol. 30, 2003, P. 204-211.

Статья поступила в редакцию 19.04.2008



## ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ КОРРЕКЦИИ ЛОКАЛЬНОГО ВОЗМУЩЕНИЯ В КОНЕЧНОЙ ПОЛУМЕТРИКЕ

© Майсурадзе А.И., Громов И.А.

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМ. М.В. ЛОМОНОСОВА  
Ф-Т ВМК, ЛЕНИНСКИЕ ГОРЫ, Г. МОСКВА, 119991, РОССИЯ  
E-MAIL: [maysuradze@cs.msu.su](mailto:maysuradze@cs.msu.su)  
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫЙ ЦЕНТР ИМ. А.А. ДОРОДНИЦЫНА РАН  
УЛ. ВАВИЛОВА, 40, Г. МОСКВА, 119333, РОССИЯ  
E-MAIL: [Igor\\_Gromov@mail.ru](mailto:Igor_Gromov@mail.ru)

**Abstract.** A three-stage scheme for synthesis of semimetric adjustment algorithms in data-mining problems is proposed. Within its framework algorithms designed to modify the distance between a single pair of objects at the given value are studied. These adjustment algorithms guarantee preservation of the semimetric properties. The proposed adjustment procedures constructed within the three-stage scheme framework are completed within the first two stages, and in the special case – within the first stage. The experimental results are considered; the estimate of the algorithms' computational complexity is given.

### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в интеллектуальном анализе данных широко применяются метрические методы. Эффективность их использования существенно зависит от выбора функции сходства (например, полуметрики) на объектах распознавания. Как правило, в прикладных задачах нельзя ввести некоторую единственную «объективную» полуметрику, следовательно, сами полуметрики становятся предметом анализа и настройки. В данной работе настройка полуметрики состоит в коррекции расстояний между объектами, выбранными экспертом в предметной области.

Пусть дано конечное множество объектов с заданной на нем полуметрикой  $\rho$ . Эксперт по своему усмотрению изменяет расстояние между ровно *одной* парой объектов, при этом могут быть нарушены неравенства треугольника (такое изменение расстояния будем называть *локальным возмущением*). Интерпретацию введенного изменения эксперт задает путем выбора функционала различия полуметрик. В результате внесения локального возмущения возникает новая функция расстояния –  $\rho'$ . Задача коррекции полуметрики состоит в синтезе новой полуметрики  $\tilde{\rho}$ , которая близка к исходной  $\rho$ , но сохраняет сделанные изменения  $\rho'$ .

В работе изучаются некоторые алгоритмы решения данной задачи. Общие требования, предъявляемые к этим алгоритмам, следующие.

- (R1). Алгоритмы должны быть *универсальны*, т. е. применимы ко всем  $\rho$  и  $\rho'$ .
- (R2). Эксперт может выбирать различные интерпретации вносимого им изменения, и алгоритмы способны учесть этот выбор. В данной работе различным интерпретациям соответствуют различные функционалы различия полуметрик.
- (R3). Алгоритмы строят полуметрику  $\tilde{\rho}$ , максимально «близкую» (в смысле выбранного функционала различия полуметрик) к исходной полуметрике  $\rho$ .
- (R4). Указанное экспертом значение расстояния на выбранной паре объектов сохраняется в полуметрике  $\tilde{\rho}$ .

Существуют различные подходы к решению поставленной задачи коррекции полуметрики ([1]-[3]). В данной работе авторами предложен новый подход – трехэтапная схема построения алгоритмов коррекции возмущенных полуметрик. В общем случае данная схема требует исследования всех троек объектов и имеет сложность  $O(N^3)$ , где  $N$  – общее число обрабатываемых объектов. Однако, авторами установлены достаточные условия, при выполнении которых коррекция полуметрик в рамках трехэтапной схемы завершается в ходе первых двух этапов, а в специальном случае – уже в ходе первого этапа. Таким образом, сложность понижается до  $O(N^2)$  и  $O(N)$  соответственно. Предложены алгоритмы, осуществляющие коррекцию в рамках данной схемы. Для анализа реальной эффективности данных алгоритмов была проведена серия экспериментов, в которых использовались три модельные полуметрики. В работе приведены результаты экспериментов, оценена вычислительная эффективность алгоритмов, проведен сравнительный анализ результатов коррекции.

В работе используется стандартное определение метрики. Пусть  $V$  – произвольное непустое множество.

**Определение 1.** Отображение  $\rho : V \times V \rightarrow \mathbb{R}$  называется *метрикой на  $V$* , если удовлетворяет следующим условиям:

1.  $\rho(v, v) = 0, \forall v \in V$ ;
2.  $\rho(v_1, v_2) = \rho(v_2, v_1), \forall v_1, v_2 \in V$ ;
3.  $\rho(v_1, v_2) \geq 0, \forall v_1, v_2 \in V$ ;
4.  $\rho(v_1, v_3) \leq \rho(v_1, v_2) + \rho(v_2, v_3), \forall v_1, v_2, v_3 \in V$ ;
5.  $\rho(v_1, v_2) = 0 \Rightarrow v_1 = v_2, \forall v_1, v_2 \in V$ .

Если отображение  $\rho$  удовлетворяет только условиям (1)–(4), то оно называется *полуметрикой на  $V$* . Если отображение  $\rho$  удовлетворяет только условиям (1)–(3), то оно называется *расстоянием, или функцией расстояния, на  $V$* . Условие (4) принято называть *неравенством треугольника*.

Будем рассматривать конечные множества объектов  $V_N$  мощности  $N$ , элементы которых отождествим с их индексами  $1, 2, \dots, N$ . Пусть задана полуметрика  $\rho : V \times V \mapsto \mathbb{R}$ . Матрицу попарных расстояний, определенных полуметрикой  $\rho$ , обозначим  $R$ ;  $R = (r_{ij}) \in \mathbb{R}^{N \times N}$ , где  $r_{ij} \stackrel{\text{def}}{=} \rho(i, j)$ . Когда в работе говорится, что дана функция расстояния  $\rho$ , это означает, что дана соответствующая ей матрица попарных расстояний  $R$ . Функцию расстояния, полученную в результате экспертной модификации (внесения локального возмущения), будем обозначать  $\rho'$ , а полуметрику, полученную в результате последующей коррекции –  $\tilde{\rho}$ .  $R'$  и  $\tilde{R}$  – матрицы попарных расстояний, соответствующие функциям  $\rho'$  и  $\tilde{\rho}$ . Расстояния вида  $r_{ii}$  нигде в работе рассматриваться не будут.

Во всей работе индексами  $i_0$  и  $j_0$  будем обозначать те два объекта, расстояние между которыми изменил эксперт:  $r_{i_0 j_0} \mapsto r'_{i_0 j_0}$ . Новое расстояние должно сохраниться в скорректированной полуметрике:  $\tilde{r}_{i_0 j_0} = r'_{i_0 j_0}$ .

Введем множество неупорядоченных пар индексов  $E_N = \{(i, j) \mid i, j \in \{1, 2, \dots, N\}, i \neq j\}$  и множество неупорядоченных троек индексов  $T_N = \{(i, j, k) \mid i, j, k \in \{1, 2, \dots, N\}, i, j, k \text{ попарно различны}\}$ . Иными

словами, будем отождествлять пары (тройки) индексов из множества  $E_N$  (соответственно  $T_N$ ), различающиеся между собой лишь порядком индексов в них. Предполагается, что в тексте статьи вновь вводимые индексы соответствуют объектам, не совпадающим с уже проиндексированными объектами.

Обозначим через  $P_{ij}^\rho$  множество (отрезок числовой оси) допустимых значений расстояния между объектами  $i$  и  $j$  в полуметрике  $\rho$  при фиксированных остальных расстояниях. Нетрудно видеть, что  $P_{ij}^\rho = [\max_{k \in V_N \setminus \{i,j\}} |r_{ik} - r_{jk}|, \min_{k \in V_N \setminus \{i,j\}} (r_{ik} + r_{jk})] = [r_{ij}^{\min}, r_{ij}^{\max}]$  и  $\forall (i, j) \in E_N P_{ij}^\rho \neq \emptyset$ ;  $r_{ij}^{\min}$  – левая граница множества  $P_{ij}^\rho$ ,  $r_{ij}^{\max}$  – правая граница множества  $P_{ij}^\rho$ .

Треугольник, построенный на тройке вершин (объектов)  $(i, j, k) \in T_N$  с длинами сторон, равными  $r_{ij}, r_{ik}, r_{jk}$ , будем обозначать  $\Delta ijk$ .

В работе использована графовая интерпретация метрики, определенной на конечном множестве мощности  $N$ , как нагруженной клики на  $N$  вершинах. Множество вершин графа – это множество объектов, множество ребер – это множество попарных расстояний между объектами, а расстояния между объектами соответствуют весам (или «длинам»), приписанным ребрам.

### 1. ИНТЕРПРЕТАЦИЯ ИЗМЕНЕНИЯ РАССТОЯНИЯ И ФУНКЦИОНАЛЫ РАЗЛИЧИЯ ПОЛУМЕТРИК

Одновременно формализуем понятия интерпретации изменения и сходства двух полуметрик. Поскольку требуется корректировать расстояние  $\rho'$  с целью получить полуметрику  $\tilde{\rho}$ , минимально отличную от исходной  $\rho$ , но в то же время учитывающую изменения, внесенные экспертом, то необходимо оценить различие двух полуметрик с учетом внесенной экспертом модификации. Рассматриваются два основных подхода к интерпретации изменения одного расстояния в полуметрике: абсолютный и относительный, – а также их комбинация. Обоснование данных подходов приведено в [4]. Здесь мы лишь приведем соответствующие функционалы различия полуметрик  $\rho$  и  $\tilde{\rho}$ .

*Абсолютный подход.* «Схожими» считаются полуметрики, в которых абсолютные величины расстояний в полуметрике  $\tilde{R}$  минимально отличны от соответствующих расстояний в  $R$ :  $Q_a(R, \tilde{R}) = \frac{\sum_{(k,l) \in E_N} (\tilde{r}_{kl} - r_{kl})^2}{\sum_{(k,l) \in E_N} r_{kl}^2}$ .

*Относительный подход* применяется только для метрик. «Схожими» считаются метрики, в которых близки пропорции соответствующих расстояний. Мы будем рассматривать только случай, когда эксперт высказывает требование сохранить отношения нескорректированных расстояний в  $\Delta i_0 j_0 k, k \in V_N \setminus \{i_0, j_0\}$ :  $\frac{\tilde{r}_{i_0 k}}{\tilde{r}_{j_0 k}} = \frac{r_{i_0 k}}{r_{j_0 k}}$ . Это требование формализует функционал  $Q_r(R, \tilde{R}) = \sum_{k \in V_N \setminus \{i_0, j_0\}} \left( \frac{\tilde{r}_{i_0 k}}{\tilde{r}_{j_0 k}} - \frac{r_{i_0 k}}{r_{j_0 k}} \right)^2$ . Отношения величин расстояний более информативны, чем сами эти величины по отдельности, поэтому относительный подход, по-видимому, более пригоден на практике, чем абсолютный.

*Взвешенный подход* использует функционал:  $Q_w(R, \tilde{R}) = w_a Q_a(R, \tilde{R}) + w_r Q_r(R, \tilde{R})$ , где  $w_a, w_r \geq 0$ ,  $w_a + w_r = 1$ . В простейшем случае значения весов  $w_a, w_r$  назначает эксперт. Однако может быть поставлена задача поиска этих весов, одно из решений которой предложено в [4]. Отметим, что на различных подмножествах множества треугольников  $\{\Delta i_0 j_0 k\}$  можно применять различные значения весов  $w_a, w_r$ .

## 2. ТРЕХЭТАПНАЯ СХЕМА ПОСТРОЕНИЯ АЛГОРИТМОВ КОРРЕКЦИИ ПОЛУМЕТРИКИ

Пусть эксперт изменил расстояние  $r_{i_0 j_0}$  и указал значение  $r'_{i_0 j_0}$ . В общем случае это повлечет нарушение неравенств треугольника во всех треугольниках вида  $\Delta i_0 j_0 k$ ,  $k \in V_N$ ,  $k \notin \{i_0, j_0\}$ . Будем строить алгоритмы коррекции по следующей «трехэтапной схеме».

**1-й этап:** коррекция тех  $\Delta i_0 j_0 k$ , в которых неравенства треугольника нарушены. Изменяются расстояния  $r_{i_0 k}, r_{j_0 k}$ . После первого этапа неравенства треугольника могут быть нарушены в  $\Delta i_0 k l$  и  $\Delta j_0 k l$ .

**2-й этап:** коррекция тех  $\Delta i_0 k l$  и  $\Delta j_0 k l$ , в которых неравенства треугольника нарушены. На втором этапе коррекции должны быть использованы такие методы, которые не вызовут новых нарушений неравенств треугольника в  $\Delta i_0 j_0 k$ .

**3-й этап:** коррекция тех  $\Delta k l m$ , в которых неравенства треугольника нарушены. На третьем этапе коррекции должны быть использованы такие методы, которые не вызовут новых нарушений неравенств треугольника в  $\Delta i_0 j_0 k$ ,  $\Delta i_0 k l$ ,  $\Delta j_0 k l$ ,  $\forall k, l, m \in T_N$ ,  $k, l, m \notin \{i_0, j_0\}$ .

Реализация каждого из этапов должна быть согласована с выбранным экспертом функционалом различия полуметрик. Тем самым будет выполнено требование (R3) о том, чтобы  $\rho$  и  $\tilde{\rho}$  были максимально близки в смысле указанного функционалов.

Нарушения неравенств треугольников в процессе коррекции распространяются по полуметрике, и на каждом следующем этапе требуется преобразовать большее число расстояний, чем на предыдущем. На 1-м этапе коррекции требуется рассмотреть  $O(N)$ , на 2-м –  $O(N^2)$ , на 3-м –  $O(N^3)$  треугольников.

Внесенное экспертом локальное возмущение может быть двух типов: *положительное* локальное возмущение:  $r'_{i_0 j_0} > r_{i_0 j_0}$  и  $r'_{i_0 j_0} > r_{i_0 k} + r_{j_0 k}$ ; *отрицательное* локальное возмущение:  $r'_{i_0 j_0} < r_{i_0 j_0}$  и либо  $r_{i_0 k} > r'_{i_0 j_0} + r_{j_0 k}$ , либо  $r_{j_0 k} > r'_{i_0 j_0} + r_{i_0 k}$ . Каждый из этих случаев имеет свою специфику и требует применения несколько разных формул коррекции в рамках одного и того же подхода.

## 3. АЛГОРИТМЫ КОРРЕКЦИИ ПОЛУМЕТРИКИ $\mathcal{A}$ И $\mathcal{A}_1$

В данном разделе сформулированы *универсальный* (для любого возмущения) алгоритм коррекции  $\mathcal{A}$  и алгоритм коррекции  $\mathcal{A}_1$  для положительного локального возмущения.

**Алгоритм  $\mathcal{A}$ .** Пусть дана полуметрика  $\rho$ . Эксперт модифицировал в ней одно расстояние:  $r_{i_0 j_0} \mapsto r'_{i_0 j_0}$  и потребовал сохранить указанное им значение  $r'_{i_0 j_0}$ . Кроме

того, эксперт выбрал функционал различия полуметрик (тем самым давая интерпретацию внесенного возмущения). Тогда для коррекции возникших в  $\rho'$  нарушений неравенств треугольника предлагается следующий алгоритм  $\mathcal{A}$ :

**1-й этап:** коррекция  $\Delta i_0 j_0 k$ . Формулы коррекции определяются выбором функционала различия полуметрик.

**2-й этап:** коррекция  $\Delta i_0 k l$  и  $\Delta j_0 k l$  проводится по следующему правилу:  $\tilde{r}_{kl} = \alpha \tilde{r}_{kl}^{\min} + (1 - \alpha) \tilde{r}_{kl}^{\max}$ ,  $\forall (k, l) \in E_N$ ,  $k, l \notin \{i_0, j_0\}$ , где  $\tilde{r}_{kl}^{\min} = \max\{|\tilde{r}_{i_0 k} - \tilde{r}_{i_0 l}|, |\tilde{r}_{j_0 k} - \tilde{r}_{j_0 l}|\}$ ,  $\tilde{r}_{kl}^{\max} = \min\{(\tilde{r}_{i_0 k} + \tilde{r}_{i_0 l}), (\tilde{r}_{j_0 k} + \tilde{r}_{j_0 l})\}$ ,  $\alpha \in [0, 1]$  и  $\alpha$  фиксировано для всех  $(k, l) \in E_N$ ,  $k, l \notin \{i_0, j_0\}$ . Величину  $\alpha$  определяет эксперт, однако может быть поставлена задача поиска оптимального  $\alpha$  (см. [4]).

**3-й этап:** не требуется (доказательство см. [4]).

**Алгоритм  $\mathcal{A}_1$ .** Пусть эксперт внес в полуметрику  $\rho$  положительное локальное возмущение:  $r_{i_0 j_0} \mapsto r'_{i_0 j_0}$ . В остальном требования аналогичны требованиям в алгоритме  $\mathcal{A}$ .

**1-й этап:** коррекция  $\Delta i_0 j_0 k$  проводится таким образом, чтобы  $\tilde{r}_{i_0 k} \geq r_{i_0 k}$ ,  $\tilde{r}_{j_0 k} \geq r_{j_0 k}$ . При этом значения  $\tilde{r}_{i_0 k}$ ,  $\tilde{r}_{j_0 k}$  должны минимизировать выбранный экспертом функционал различия полуметрик.

**2-й этап:** коррекция  $\Delta i_0 k l$  и  $\Delta j_0 k l$  осуществляется по следующему правилу:

$$\tilde{r}_{kl} = \begin{cases} r_{kl}, & \text{если } \tilde{r}_{kl}^{\min} \leq r_{kl} \leq \tilde{r}_{kl}^{\max}; \\ \tilde{r}_{kl}^{\min}, & \text{если } r_{kl} < \tilde{r}_{kl}^{\min}; \\ \tilde{r}_{kl}^{\max}, & \text{если } r_{kl} > \tilde{r}_{kl}^{\max}. \end{cases}$$

**3-й этап:** не требуется (доказательство см. [4]).

На 1-м этапе выполнения алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$  требуется рассмотреть  $(N - 2)$  треугольников, на 2-м  $-(N - 2)(N - 3)$  треугольников, обработка треугольников требует постоянного времени. Таким образом, сложность вычисления 2-го этапа алгоритмов  $\mathcal{A}$ ,  $\mathcal{A}_1 - O(N^2)$ .

В формулировках алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$  указано, что методы коррекции на первом этапе определяются выбором функционала различия. Конкретные формулы для получения таких значений  $\tilde{r}_{i_0 k}$ ,  $\tilde{r}_{j_0 k}$ , которые минимизируют функционалы  $Q_a$ ,  $Q_r$ ,  $Q_w$  приведены в [4]. Следует отметить, что сложность вычисления первого этапа алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$  в случае коррекции посредством предлагаемых формул  $- O(N)$ . Таким образом, алгоритмы будут иметь заявленную сложность  $O(N^2)$ .

Кроме того, отметим, что при  $r'_{i_0 j_0} > r_{i_0 j_0}$  применение формул, минимизирующих  $Q_a$ , на первом этапе коррекции гарантировано дает полуметрику  $\tilde{\rho}$ . Таким образом, алгоритм, в котором на первом этапе коррекции положительного локального возмущения применяются эти формулы, имеет сложность  $O(N)$ , т. е. является *линейным* относительно числа объектов и не требует выполнения 2-го и 3-го этапов (см. [4]).

#### 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Вычислительные эксперименты были проведены на трех модельных полуметриках:

1. «Линия»: исходные объекты лежат на одной прямой,  $\forall (k, l) \in E_N$   $r_{kl} = |k - l|$ ;

2.  $(0, 1)$ -полуметрика: исходные объекты собраны в два кластера,  $\forall(k, l) \in E_N$

$$r_{kl} = \begin{cases} 0, & k, l \in V_{N'} \\ 1, & k \in V_{N'}, l \notin V_{N'}, \text{ где } V_{N'} \subset V_N \end{cases}$$

3. «Решётка»: исходные объекты расположены в узлах квадратной решетки,  $\forall(k, l) \in E_N$   $r_{kl} = \sqrt{(x_k - x_l)^2 + (y_k - y_l)^2}$ ,  $v_k = (x_k, y_k)$ ,  $v_l = (x_l, y_l)$ ,  $v_k, v_l \in \mathbb{R}^2$ .

При  $r'_{i_0 j_0} > r_{i_0 j_0}$  алгоритм  $\mathcal{A}_1$  дал лучшие результаты коррекции на всех модельных полуметриках, т. к. в результате его применения расстояния вида  $r_{kl}$  были минимально деформированы (в смысле функционала  $Q_a$ ). Это объясняется тем, что в общем случае он не требует коррекции *всех* расстояний (в отличие от  $\mathcal{A}$ ). На рис. 1 показана коррекция «линии». На первом этапе были использованы формулы, согласованные с  $Q_a$ . Данный пример хорошо иллюстрирует эффект применения алгоритма  $\mathcal{A}_1$ : изменено лишь положение объектов  $i_0, j_0$  относительно остальной массы объектов.

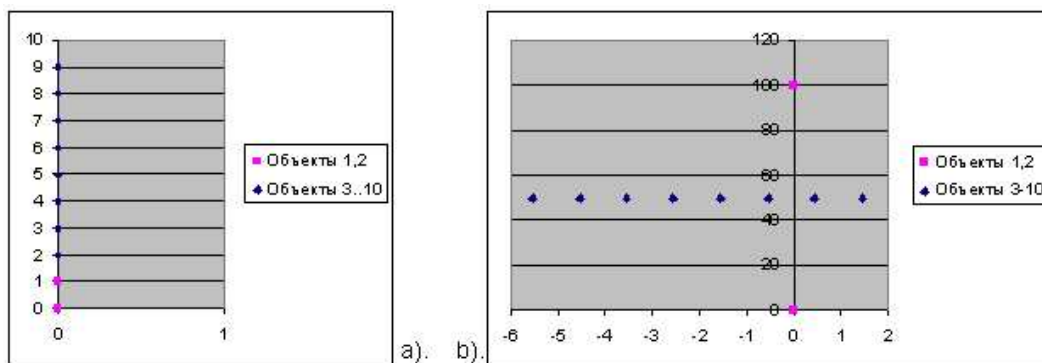


Рис. 1. Коррекция «линии» алгоритмом  $\mathcal{A}_1$ ;  $r_{1,2} = 1$ ,  $r'_{1,2} = 100$ .

На рис. 2.a – 2.d показаны результаты коррекции «решётки» алгоритмами  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$ . В обоих алгоритмах на первом этапе были использованы формулы, согласованные с  $Q_r$ . Использование на втором этапе алгоритма  $\mathcal{A}$  граничных значений параметра  $\alpha$  может как существенно нарушить структуру полуметрики (при  $\alpha = 0$ , рис. 2.b), так и сохранить в целом взаимное расположение объектов (при  $\alpha = 1$ , рис. 2.c). Проведение оптимизации  $\alpha$  позволяет приблизить величины  $\tilde{r}_{kl}$  к исходным  $r_{kl}$ , однако искажения расстояний все же происходят. В данном случае  $\alpha_{opt} \approx 1$ . Наилучший результат в смысле функционалов  $Q_a$  и  $Q_r$  дает применение алгоритма  $\mathcal{A}_1$  (рис. 2.d).

Для иллюстрации случая  $r'_{i_0 j_0} < r_{i_0 j_0}$  рассмотрим  $(0, 1)$ -полуметрику. Пусть для пары объектов  $(i_0, j_0)$   $r_{i_0 j_0} = 1$ , а  $r'_{i_0 j_0} = 0$  и эксперт требует, чтобы объекты  $i_0, j_0$  были выделены в отдельный кластер и при этом все остальные расстояния были минимально деформированы (в смысле  $Q_a$ ).

На первом этапе коррекции были использованы формулы, согласованные с  $Q_a$ . В алгоритме  $\mathcal{A}$  значения  $\alpha = 0$  и  $\alpha = 1$  дают результат, неудовлетворяющий эксперта: в первом случае объекты обоих кластеров объединяются в один (рис. 3.a), а во втором –

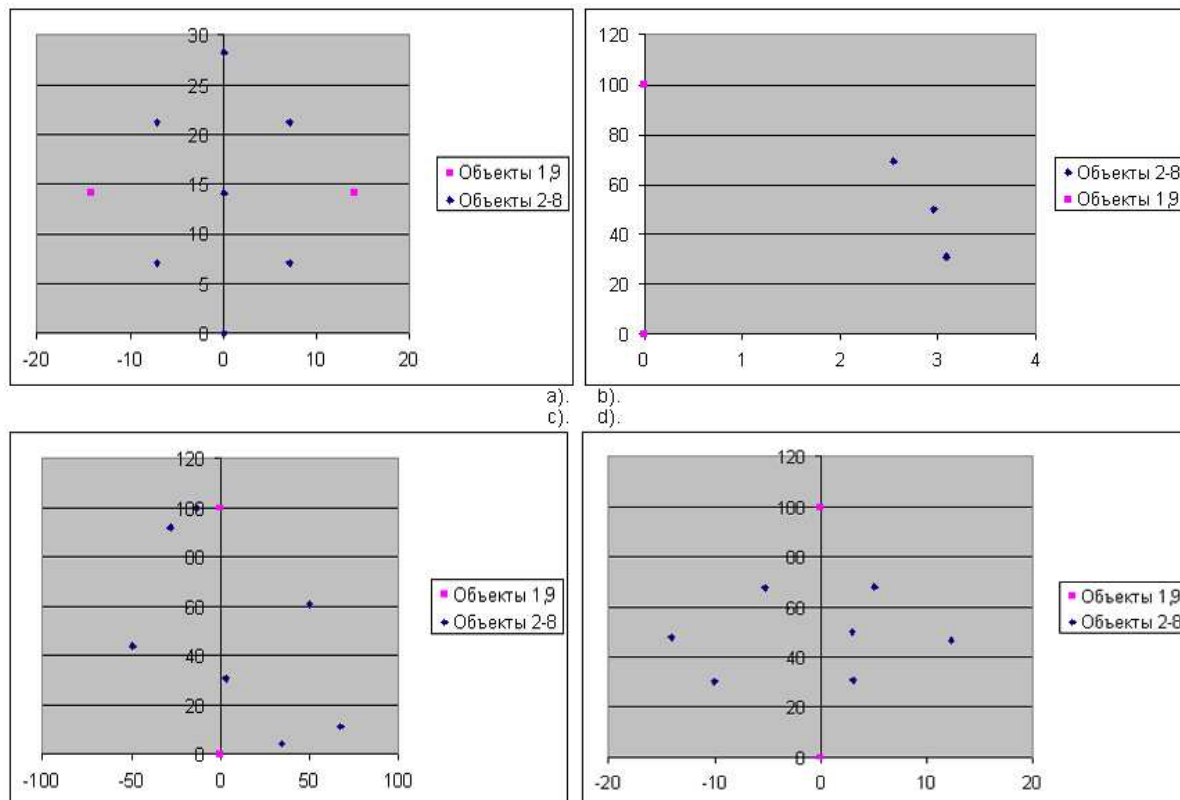


Рис. 2. Коррекция «решётки» алгоритмами  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$ ;  $r_{1,9} \approx 28.28$ ,  $r'_{1,9} = 100$ .

каждый объект образует отдельный кластер (рис. 3.b). Поэтому оптимизация  $\alpha$  не приносит ожидаемого результата (рис. 3.c). Алгоритм  $\mathcal{A}_1$  для случая отрицательного локального возмущения, вообще говоря, не гарантирует построения полуметрики  $\tilde{R}$ . Однако в данном случае применение  $\mathcal{A}_1$  дает полуметрику, причем она соответствует желаемому результату (рис. 3.d).

Оценим вычислительную сложность алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$ . На первом этапе корректируются  $2(N - 2)$ , а на втором этапе –  $(N(N - 1)/2) - 2(N - 2) - 1$  расстояний. В алгоритмах  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$  для каждого расстояния  $\tilde{r}_{kl}$  вычисляются величины  $\tilde{r}_{kl}^{\min}$ ,  $\tilde{r}_{kl}^{\max}$ , но если в  $\mathcal{A}$   $\alpha \in \{0, 1\}$ , то вычисляется только одна из этих величин. Для оптимизации параметра  $\alpha$  предлагается использовать метод «золотого сечения». Теоретические оценки сложности алгоритмов представлены в табл. 1.

На рис. 4 приведены эмпирические оценки времени работы алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$  при коррекции «линии» ( $r_{1,2} = 1$ ,  $r'_{1,2} = 100$ ). В алгоритме  $\mathcal{A}$  проводилась оптимизация параметра  $\alpha$  методом «золотого сечения», число итераций равно 10. Этим объясняется бóльшая скорость роста времени работы с возрастанием  $N$ . Теоретические оценки показывают, что в условиях данного эксперимента алгоритм  $\mathcal{A}_1$  должен

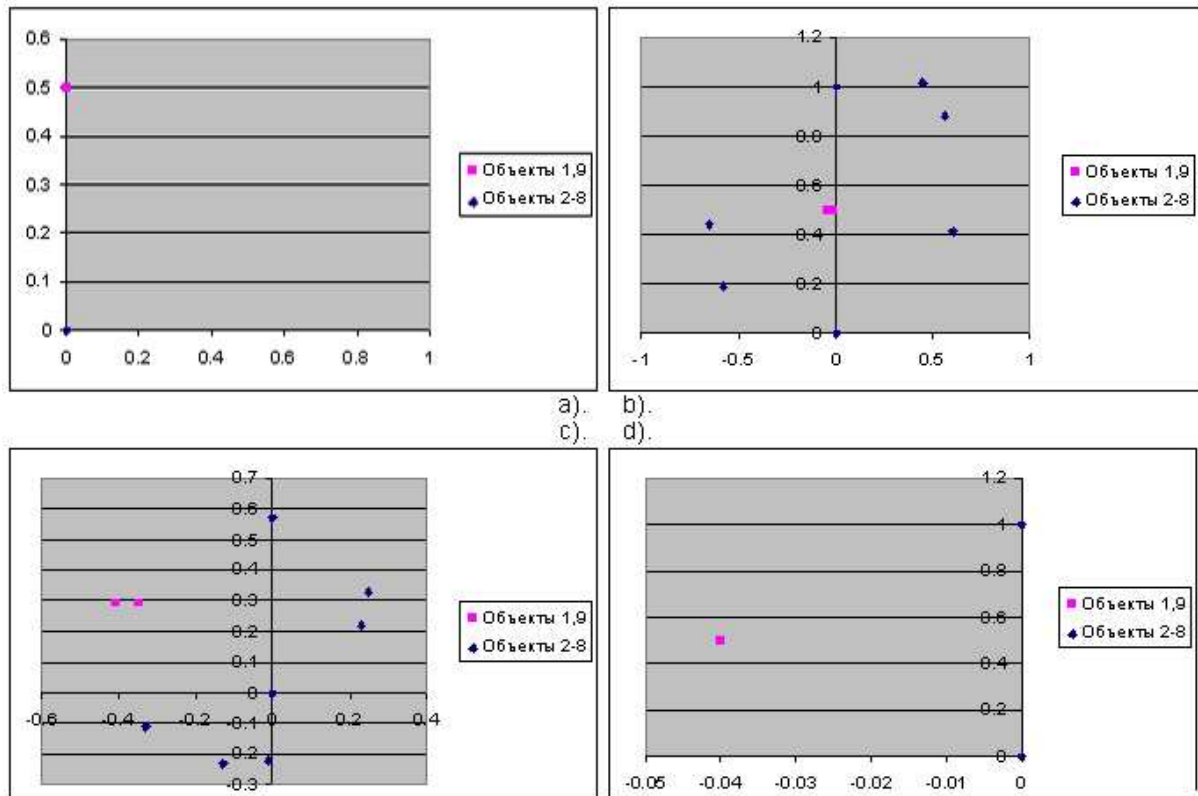


Рис. 3. Коррекция  $(0, 1)$ -полуметрики алгоритмами  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$ ;  $r_{1,9} = 1$ ,  $r'_{1,9} = 0$ .

работать в 12.17 раз быстрее, чем  $\mathcal{A}$ . По эмпирическим оценкам выигрыш по времени составляет 10.75 раз. Если в алгоритме  $\mathcal{A}$  не проводить оптимизацию, то  $\mathcal{A}_1$  не дает существенного выигрыша по времени.

Эксперименты проводились на персональном компьютере (процессор AMD Athlon 64 processor 3000+ (2.0ГГц, 512КБ cache L2), оперативная память 512МБ).

Таблица 1. Теоретическая оценка сложности этапов алгоритмов  $\mathcal{A}$  и  $\mathcal{A}_1$ .

Этап	Метод	Выч. сложность
1.	формулы, оптимизирующие $Q_a$	$\sim 12N$
	формулы, оптимизирующие $Q_r$	$\sim 13N$
	формулы, оптимизирующие $Q_w$	$\sim 19N$
2.	$\mathcal{A}, \alpha \in \{0, 1\}$	$\sim 1.5N^2$
	$\mathcal{A}, \alpha \in (0, 1)$	$\sim 5N^2$
	$\mathcal{A}$ , оптимизация $\alpha$ ( $k$ итераций)	$\sim (3.5k + 1.5)N^2$
	$\mathcal{A}_1$	$\sim 3N^2$



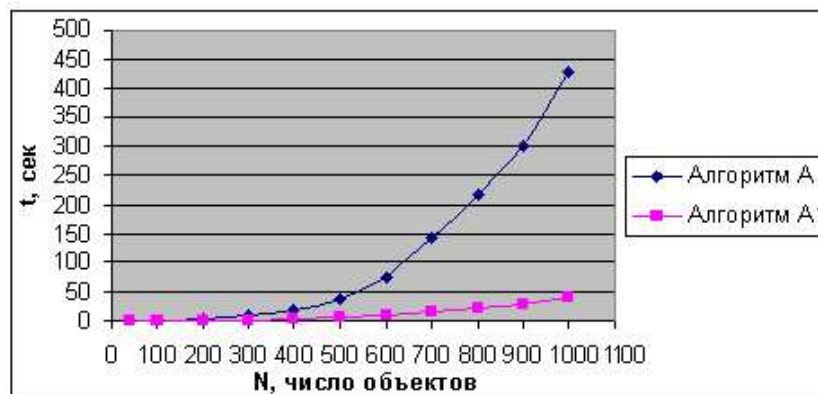


Рис. 4. Эмпирические оценки времени коррекции «линии».

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложена универсальная схема коррекции локальных возмущений в полуметрике, исследованы алгоритмы, построенные в ее рамках. Представлены результаты вычислительных экспериментов с использованием указанных алгоритмов. Основным направлением дальнейших исследований по данной тематике является распространение предложенного подхода на случай одновременной коррекции экспертом двух и более расстояний.

Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ (проект № 08-07-00401), гранта Президента РФ МК-2252.2008.9.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Майсурадзе А. И. Об оптимальных разложениях конечных метрических конфигураций в задачах распознавания образов. // ЖВМ и МФ, Т. 44, №9, 2004 г., С. 1697–1707.
2. Майсурадзе А. И. Гомогенные и рагновые базисы в пространствах метрических конфигураций. // ЖВМ и МФ, Т. 46, №2, 2006 г., С. 344–361.
3. Юшманов С. В. Восстановление филогенетического древа по поддеревьям, порожденным четверками его висячих вершин. // Математическая кибернетика и ее приложения к биологии. – М.: Издательство Московского Университета. 1987 г., С. 141-147.
4. Громов И. А. Интерактивные методы коррекции полуметриков. // Сб. статей молодых ученых факультета ВМиК МГУ, Вып. 4, 2007 г., С. 27-40.

Статья поступила в редакцию 25.04.2008

## ЭКСПЕРТНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ И ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ЗАДАЧАХ УПРАВЛЕНИЯ ЖКХ МЕГАПОЛИСА МОСКВА <sup>1</sup>

© Мандель А.С., Дорофеев А.А., Чернявский А.Л., Лифшиц Д.В.

Институт проблем управления РАН,  
Россия, Москва, ул. Профсоюзная, 65.

E-MAIL: *manfoon@ipu.ru*

ДЕПАРТАМЕНТ ЖКХиБ ПРАВИТЕЛЬСТВА Г.МОСКВЫ

**Abstract.** Application of automatic classification and expert-statistical processing techniques to the Moscow housing and communal services (HCS) effectiveness estimation and corresponding decision support system creation is discussed.

### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в Москве практически отсутствует единая система оценки эффективности управления работами по содержанию жилищного фонда, территорий жилых кварталов и дорог и не осуществляется необходимый для её работы мониторинг соответствующих показателей. Это делает невозможным формирование объективных и комплексных оценок эффективности существующей системы управления жилищно-коммунальным хозяйством и благоустройством (ЖКХиБ) города и разработку научно-обоснованных мер по совершенствованию этой системы. С другой стороны, в системе ЖКХиБ задействованы огромные человеческие и финансовые ресурсы, поэтому несовершенство системы управления, в том числе оценки эффективности работы её основных звеньев, приводит к существенным потерям.

В докладе описано использование экспертно-классификационных [1] и экспертно-статистических [2] методов для разработки концепции, алгоритмов и процедур мониторинга и оценки эффективности управления работами по содержанию жилищно-коммунального хозяйства Москвы.

### 1. КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ ПРЕДЛАГАЕМОЙ КОНЦЕПЦИИ

Основными компонентами концепции системы являются:

- формирование системы показателей, необходимых для оценки реальной эффективности основных уровней системы управления ЖКХ города, которые можно надёжно собирать с заданной периодичностью;
- разработка схемы мониторинга этих показателей, определение носителей информации, средств связи, аппаратно-программного комплекса хранения и выдачи информации потребителям,
- разработка критериев оценки эффективности основных уровней управления ЖКХ города на базе сформированной системы показателей;

---

<sup>1</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ: гранты 08-07-00349-а, 08-07-00427-а, 06-08-00415-а.

- на базе полученных показателей и критериев создание модели и методики оценки эффективности системы управления ЖКХ города.

Концепция формировалась с использованием результатов структурно-классификационной экспертизы руководителей основных подразделений системы управления ЖКХ.

Как показало предварительное обследование, существующая система управления работами по содержанию жилищного фонда, территорий жилых кварталов и объектов внешнего благоустройства может быть описана стандартной моделью управления слабоформализованным динамическим объектом с обратной связью в условиях сильного влияния человеческого фактора. Блок-схема такой модели изображена на рис. 1.

Наибольшие трудности встретились при формировании показателей, необходимых для системы мониторинга реального состояния основных подразделений системы ЖКХ. Первый вопрос, который здесь возникает – для какого уровня системы ЖКХ необходимо и возможно собирать требуемую информацию. Для решения этой проблемы было проведено обследование и анализ действующей системы сбора информации в системе ЖКХ.

После проведения структурной экспертизы по этому вопросу, оказалось, что наиболее приемлемым с точки зрения баланса информативности (для оценки эффективности системы управления) и трудоёмкости сбора информации является уровень района.

К настоящему времени определён предварительный перечень показателей и источников их сбора. Всего в этом перечне находится около 60 первичных показателей, достаточно полно характеризующих эффективность работ по содержанию жилищного фонда, территорий жилых кварталов и дорог, в том числе в зимний период. Пример одного из первичных документов

## **2. ЭКСПЕРТНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЙ ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ АГРЕГИРОВАНИЯ ПЕРВИЧНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ**

Выбор показателей эффективности и информативное агрегирование первичных показателей должно базироваться на апробированных методах статистического анализа и экспертизы (факторный анализ, автоматическая классификация, многовариантная экспертиза, экспертно-статистическое оценивание и т.п.). Воспользуемся для решения проблемы агрегирования первичных показателей методологией экстремальной группировки параметров и алгоритмами решения задач автоматической классификации сложноорганизованных данных [1, 3-6].

**2.1. Методология экстремальной группировки параметров.** Методология экстремальной группировки параметров предназначена для решения проблемы сокращения числа исходных (первичных) показателей функционирования сложной системы (каковой является система управления ЖКХ) с целью выделения относительно небольшого числа наиболее информативных, агрегированных показателей (факторов), которые могли бы быть предъявлены лицу, принимающему решения (ЛПР)

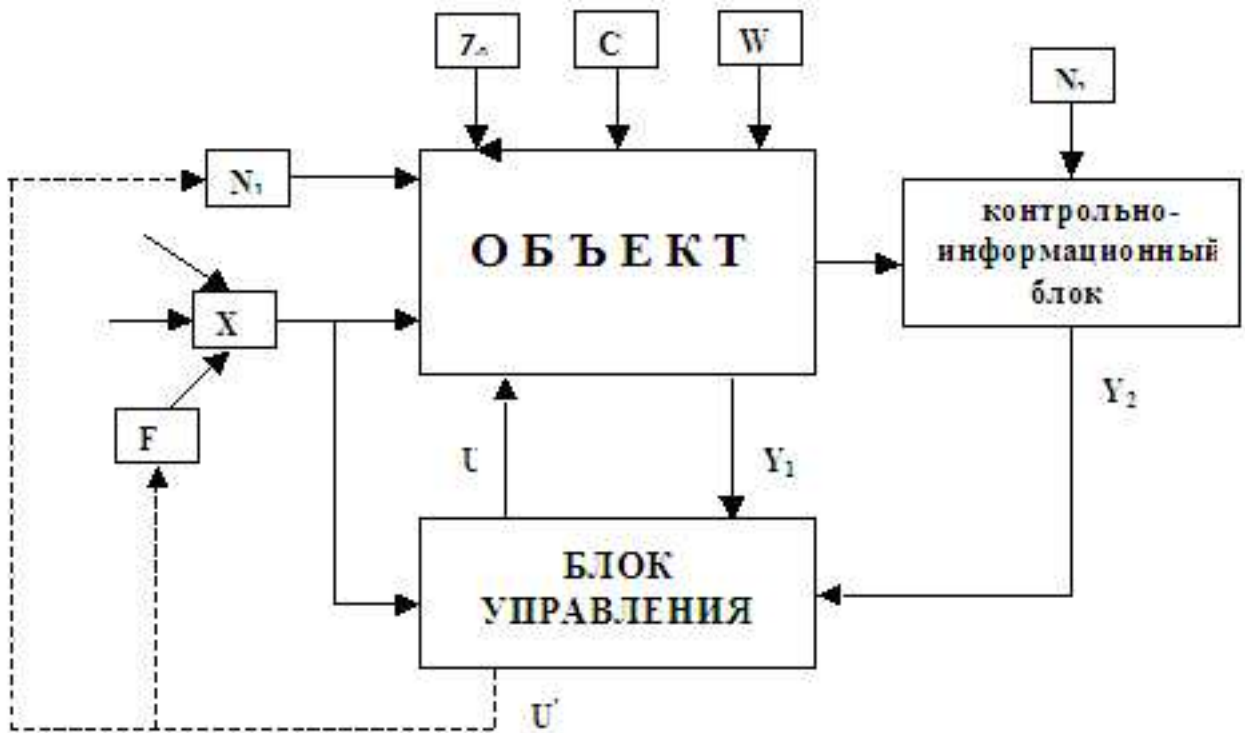


Рис. 1. Блок-схема модели управления ЖКХ на этапе обследования.

относительно эффективности используемых схем управления соответствующей системой. При этом выделяемые в результате группировки агрегированные показатели обладают тем свойством, что они содержат в себе всю существенную информацию о характере происходящих в системе процессов и могут быть охарактеризованы функциональными связями с собираемыми в результате мониторинга первичными показателями. Например, быть взвешенными суммами каких-то первичных показателей.

В такой постановке задачи первичные показатели становятся случайными величинами, отдельные значения которых (реализации) становятся известными после выполнения соответствующих актов мониторинга первичных показателей.

Будем в дальнейшем коэффициент корреляции (или ковариации)  $\rho_{x,y}$  двух случайных величин  $x$  и  $y$  (первичных показателей) обозначать так:  $\rho_{x,y} = (x, y)$ , подчеркивая этим обозначением тот факт, что коэффициент корреляции может пониматься как скалярное произведение случайных величин  $x$  и  $y$ . Для дисперсии  $\rho_{x,x}$  случайной величины  $x$  будем применять обозначение  $\rho_{x,x} = (x, x) = x^2$ .

Множество первичных показателей (случайных величин)  $x_1, x_2, \dots, x_k$  разбито на непересекающиеся группы  $A_1, A_2, \dots, A_s$  и заданы случайные величины  $f_1, f_2, \dots, f_s$  такие, что  $f_1^2 = f_2^2 = \dots = f_s^2 = 1$ , которые будем называть факторами. Введем в рассмотрение функционал

$$J^* = \sum_{x_i \in A_1} (x_i, f_1)^2 + \sum_{x_i \in A_2} (x_i, f_2)^2 + \dots + \sum_{x_i \in A_s} (x_i, f_s)^2 \quad (2.1)$$

Тогда задача экстремальной группировки показателей ставится как задача максимизации функционала (2.) как по разбиению показателей на множества  $A_1, A_2, \dots, A_s$ , так и по выбору случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s, f_l^2 = 1$  ( $l = 1, \dots, s$ ).

Максимизация функционала (2.1) соответствует интуитивному требованию такого разбиения множества показателей, когда в одну группу попадают наиболее «близкие» между собой показатели. Действительно, при максимизации функционала (2.1) для каждого фиксированного набора случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s$  в одну  $l$ -ю группу будут попадать такие показатели, которые наиболее «близки» к величине  $f_l$ ; в то же время среди всех возможных наборов случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s$  будет отбираться такой набор, что каждая из величин  $f_l$  в среднем наиболее «близка» ко всем показателям из своей группы.

**2.2. Методология автоматической классификации.** Методология автоматической классификации предназначена для решения проблемы ранжирования различных объектов системы ЖКХ по каждому из выделенных на этапе экстремальной группировки первичных показателей информативных агрегированных показателей (факторов) функционирования системы управления ЖКХ.

Формальная постановка задачи автоматической классификации основана на введении в рассмотрение функционала, зависящего от конкретного разбиения пространства  $X$  на области, такого, что экстремум этого функционала соответствует интуитивному представлению о разбиении пространства  $X$  на «компактные» области. В работе для этой цели использовался функционал средней близости точек в классах (см. [2, 3]):

$$J_1 = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r K(A_i, A_i). \tag{2.2}$$

Здесь через

$$K(A_i, A_i) = \frac{2}{n_i(n_i - 1)} \sum_{i=1}^{n_i} \sum_{j>i} K(x_i, x_j) \tag{2.3}$$

обозначена средняя близость точек в классе  $A_i$ , где

$$K(x_i, x_j) = 1 / \{1 + \alpha R^p(x_i, x_j)\} \tag{2.4}$$

– потенциальная функция, определяющая меру близости точек  $x_i$  и  $x_j$ . Здесь  $R(x_i, x_j)$  – евклидово расстояние между точками  $x_i$  и  $x_j$  в пространстве параметров,  $\alpha$  и  $p$  – настраиваемые параметры алгоритма,  $n_i$  – число точек в классе  $A_i$ .

Требуется разбить пространство  $X$  на  $r$  областей (а при одномерной классификации – ось значений показателя на  $r$  интервалов) таким образом, чтобы доставить максимум функционалу (2.2).

Выделенные в результате автоматической классификации области на шкале значений каждого из агрегированных показателей становятся оценками (в баллах) качества (эффективности управления) по данному показателю рассматриваемого объекта ЖКХ (в данном случае, округа или района г. Москвы)

### 3. КОРРЕКТИРОВКА РЕЗУЛЬТАТОВ АГРЕГИРОВАНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭКСПЕРТНЫХ И ЭКСПЕРТНО-СТАТИСТИЧЕСКИХ ПРОЦЕДУР

В результате решения задачи классификационной обработки системы первичных показателей  $\{x_i\}_{i=1}^N$  (раздел 2), где  $N$  – число первичных показателей (*статистической информации*) формируется: (1) список агрегированных информативных показателей  $\{y_j\}_{j=1}^M$  – факторов, – число которых  $M$  существенно меньше числа первичных показателей, и (2) оцениваются их значения в первично выбранных балльных шкалах. При этом указываются формулы связи между факторами и системой первичных показателей и оцениваются различные статистические характеристики: (а) коэффициенты  $\{\alpha_{ij}\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$ , модели связи критериев и первичных показателей:  $y_j = \sum_{i=1}^N \alpha_{ij} x_i$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$  (при этом  $\alpha_{ij_1} \times \alpha_{ij_2} = 0$ , если  $j_1 \neq j_2$  для всех  $i = 1, 2, \dots, N$ , то есть каждый из критериев зависит от своей, не пересекающейся с другими системы первичных показателей) – эти коэффициенты называются *силами связи*; (б) расстояния  $\{\rho_{\min}^{(j)}\}$ ,  $j = 1, 2, \dots, M$ ,  $m \neq n$ , между выделенными при балльном ранжировании каждого из критериев (на первом этапе разделение значений критериев осуществляется по 4 рангам – 4-балльное ранжирование:  $m, n = 1, 2, 3, 4$ ) группами (классами) – эти расстояния называются *степенями различимости балльных оценок по  $j$ -му критерию*.

Для уточнения результатов агрегирования и сформированного в результате списка показателей эффективности функционирования системы ЖКХ г. Москвы предлагается воспользоваться методологией экспертно-статистической обработки информации [2, 7, 8].

В соответствии с организационной схемой, описанной в работе [7] (см. также рис. 2), на следующем этапе списки критериев и балльные значения критериев поступают в распоряжение экспертов, которым предстоит выработать варианты решений по сравнительной оценке объектов ЖКХ (на уровне административных округов и районов), которые передаются *лицу, принимающему решение* (ЛПР), об окончательной сравнительной оценке объектов ЖКХ (на уровне административных округов). При этом организуется процедура экспертно-статистической обработки результатов классификационного анализа, суть которой состоит в том, что эксперты получают право на: (а) изменение списка критериев (введение новых критериев, удаление предложенных критериев), (б) изменение моделей связи между критериями и первичными показателями (на уровне предложений о включении в модели связи новых первичных показателей, исключения из моделей связи предложенных первичных показателей, при этом эксперты не могут предлагать значения коэффициентов (*сил связи*)), (в) корректировку значений предложенных критериев (в баллах), (г) изменение в сторону увеличения или уменьшения числа выделенных по каждому из критериев классов (*диапазона шкалы* каждого из критериев).



Рис. 2. Организационно-информационная схема принятия решений.

Для этого организуется интерактивная процедура взаимодействия экспертов с системой поддержки принятия решений (СППР), в рамках которой любое из предложений экспертов по внесению указанных выше вариантов изменений система «комментирует», предлагая вниманию экспертов (на основе имеющейся в БД системы статистической информации) оценки последствий предлагаемых ими изменений. Получив в свое распоряжение комментарии системы, эксперты имеют право дезавуировать «возражения» СППР и (1) подтвердить некоторые (или все) из предложенных ими изменений или (2) согласиться с ними, отказавшись от части (или всех) предлагаемых ими изменений. В случае подтверждения всех или части изменений СППР осуществляет пересчет решения с учетом всех подтвержденных изменений и формирует новые значения критериев в баллах, которые снова предлагаются вниманию экспертов. Процедура продолжается до тех пор, пока эксперты не откажутся от внесения каких бы то ни было изменений. При отказе экспертов от всех предложенных ими изменений сформированная в результате система критериев и сформированных СППР передается ЛПР для выработки окончательного решения.

Лицо, принимающее решения, имеет право на внесение всех упомянутых выше изменений, вплоть до требования агрегирования всех критериев в один единственный критерий оценки эффективности объектов ЖКХ (на уровне административных округов) с целью расстановки их по местам.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Представлено краткое описание концепции системы оценки эффективности и поддержки принятия решений по управлению жилищно-коммунальным хозяйством г. Москвы. Для решения задач агрегирования системы первичных показателей и корректировки сформированной в результате системы критериев эффективности предложена методология, основанная на экспертно-классификационных и экспертно-статистических алгоритмах обработки информации.

В настоящее время с использованием результатов структурно-классификационной экспертизы проводится проработка критериев, модели и научно-обоснованной методики оценки эффективности ЖКХ г. Москвы на уровне района, административного округа и города в целом.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Дорофеев А.А., Покровская И.В., Чернявский А.Л.* Экспертные методы анализа и совершенствования систем управления // Автоматика и телемеханика. 2004. №10. С. 172 – 188.
2. *Мандель А.С.* Экспертно-статистические методы обработки информации в интегрированных системах управления производством и технологическими процессами // Проблемы управления/ 2006. №6, - С. 55-59
3. *Бауман Е.В., Дорофеев А.А.* Классификационный анализ данных // Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. – М.: СИНТЕГ, 1999. – С. 62-77.
4. *Дорофеев А.А., Чернявский А.Л.* Алгоритмы построения хорошо интерпретируемых классификаций // Третья международная конференция по проблемам управления (20 – 22 июня 2006 года): Пленарные доклады и избранные труды. -М.: Институт проблем управления, 2006. С.131-133.
5. *Чернявский А.Л., Покровская И.В.* Методы классификационного анализа данных в задаче оценки социального развития регионов // Искусственный интеллект, № 2, 2006. С.343-346.
6. *Дорофеев Ю.А.* Комплексный алгоритм автоматической классификации и его применение для анализа и принятия решений в больших системах управления // Теория активных систем. Труды международной научно-практической конференции.- М.: ИПУ РАН. 2007. – С. 39-42.
7. *Беляков А.Г., Мандель А.С.* Прогнозирование временных рядов на основе метода аналогов (элементы теории экспертно-статистических систем). М.: Институт проблем управления, 2002 г. – препринт, 60 с.
8. *Беляков А.Г., Мандель А.С.* Анализ достоверности выводов, формируемых с помощью экспертно-статистических систем. М.: Институт проблем управления, 2002 г. – препринт, 64 с.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*



**КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ АЛГОРИТМЫ АГРЕГИРОВАНИЯ  
ОБЪЕКТОВ ПРОФЕССИОНАЛЬНОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ В ЗАДАЧЕ  
ФОРМИРОВАНИЯ ПРОФЕССИОНАЛЬНЫХ И  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ СТАНДАРТОВ<sup>2</sup>**

© Мандель А.С., Дорофеюк А.А., Чернявский А.Л., Никитин В.В.,  
Мальцева С.В.

Институт проблем управления РАН,  
Россия, Москва, ул. Профсоюзная, 65.

е-майл: *manfoon@ipu.ru*

(ГУ – Высшая школа экономики)

**Abstract.** Application of automatic classification and expert-statistical processing techniques to the educational and specialists professional standards generating problem solution is discussed.

### **ВВЕДЕНИЕ**

Решение задачи разработки государственных профессиональных и образовательных стандартов представляет собой многоэтапный процесс анализа, оценивания и обработки больших массивов информации.

Важным этапом этого процесса является определение объектов профессиональной деятельности специалиста, относительно которых «выстраиваются» его профессиональные компетенции. Программы обучения должны быть построены так, чтобы обеспечивать формирование у будущего специалиста заданного набора компетенций.

Сегодня общепризнанным способом идентификации таких сложных объектов являются **онтологии**, на основе которых определяются связи и степень сходства между понятиями, что позволяет выделить набор обобщающих понятий, на основе которых уже можно идентифицировать основные **объекты профессиональной деятельности (ОПД)** [1].

Для ОПД в технической сфере целесообразно использовать перечень **этапов жизненного цикла (ЭЖЦ)**: (1) научные исследования; (2) проектирование; (3) производство; (4) маркетинг и продажа; (5) эксплуатация; (6) утилизация.

В докладе представлена формализованная постановка задачи и описываются методы выделения классов ОПД, синтезируемые на основе алгоритмов автоматической классификации [2, 3].

Связь между ОПД и ЭЖЦ в сфере образования оценивается «**коэффициентом актуальности**» (**КА**), определяющим актуальность подготовки специалистов, компетенции которых будут связаны с данным классом ОПД, рассматриваемых для определённого ЭЖЦ. Сама актуальность определяется состоянием рынка труда, перспективами развития научно-технического прогресса, социальной престижностью профессий и рода занятий.

<sup>2</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ: гранты 08-07-00349-а, 08-07-00427-а, 06-08-00415-а.

Оценки КА могут быть получены в основном экспертным путём, однако для повышения их объективности экспертные методы необходимо дополнять статистическими методами оценивания. В качестве наиболее целесообразного инструмента формирования таких оценок в докладе предлагается воспользоваться аппаратами экспертно-статистической обработки информации [4, 5].

### 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Рассмотрим формализованную постановку задачи выделения классов ОПД. Обозначим:

- $V = \{v_n | n = 1, \dots, N_V\}$  – множество ОПД; элемент множества представляет собой код ОПД;  
 $X = \{\chi_n | n = 1, \dots, N_V\}$  – вектор наименований ОПД, элементы вектора – наименования ОПД;  
 $M = \{\mu_n | n = 1, \dots, N_V\}$  – вектор описаний ОПД, элементы вектора – текстовые описания ОПД;  
 $R = \{r_{ij} | i, j = 1 \dots N_V, i \neq j\}$  – множество (матрица) связей между ОПД.

Результат решения задачи разделения множества объектов на классы должен быть представлен следующей выходной информацией:

- $Q' = \{q'_i | i' = 1, \dots, N'\}$  – множество классов ОПД; элемент множества – код класса ОПД;  
 $\Phi = \{\Phi'_{ij} | i' = 1, \dots, N'; j' = 1, \dots, N'\}$  – матрица связности классов ОПД, элемент  $\Phi'_{ij}$  этой матрицы равен 1, если  $i$ -й класс ОПД связан с  $j$ -м ОПД, 0 – в противном случае.

В работе [6] обсуждаются разные варианты подхода к решению задачи классификации ОПД на основе методов автоматической классификации. Ниже более подробно рассматривается вариационный подход.

### 2. ВАРИАЦИОННЫЙ ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ АГРЕГИРОВАНИЯ

Пусть имеется  $N_v$  элементов  $v_1, \dots, v_{N_v}$  и соответствующая им матрица связей  $R = \{r_{ij}\}$ ,  $i, j = 1, \dots, N_v$ ,  $i \neq j$ , все компоненты которой неотрицательные числа.

Пользуясь матрицей  $R$ , требуется разбить элементы на  $N'$  подмножеств (агрегатов)  $q'_1, \dots, q'_{N'}$ , где число  $N'$  считается заданным заранее.

В результате ряда теоретических и экспериментальных исследований установлено [2, 3], что в достаточно широком классе задач удовлетворительные результаты агрегирования достигаются при максимизации функционала

$$F = \sum_{k=1}^{N'} \frac{m_k}{N_v} \left[ \frac{1}{m_k(m_k - 1)} \sum_{i,j \in q'_k, i \neq j} r_{ij} \right] = \frac{1}{N_v} \sum_{k=1}^{N'} \frac{1}{m_k - 1} \sum_{i,j \in q'_k, i \neq j} r_{ij}, \quad (2.1)$$

где  $m_k$  – число элементов в соответствующем агрегате. Условие  $i \neq j$  введено в (2.1) для того, чтобы величина внутренней связи элемента с самим собой (если таковая имеется) не влияла на результат агрегирования. Для определенности при  $m_k = 1$  будем полагать

$$\frac{1}{m_k - 1} \sum_{i,j \in q'_k, i \neq j} r_{ij} = 0.$$

Сумма  $\sum_{i,j \in q'_k, i \neq j} r_{ij}$  есть сумма всех величин связи между разными элементами, попавшими в один агрегат  $q'_k$ . Величина  $m_k(m_k - 1)$  – общее число таких величин, а число  $m_k/N_v$  – доля элементов, попавших в агрегат  $q'_k$ . Поэтому функционал  $F$  имеет смысл суммы взвешенных средних величин связи внутри каждого агрегата, причем коэффициенты взвешивания пропорциональны размерам агрегата. В связи с этим максимизация функционала  $F$  приводит к более «плотным» агрегатам большого размера за счет меньшей плотности агрегатов малого размера.

Вопрос о выборе функционала при реализации вариационного подхода совсем не тривиален. Оказывается, что многие функционалы, имеющие физический смысл близкий к введенному выше функционалу  $F$ , приводят к результатам, явно противоречащим нашим представлениям о «хорошем» агрегировании. В качестве примеров такого рода рассмотрим функционалы

$$F_1 = \sum_{k=1}^N \sum_{i,j \in q_k, i \neq j} r_{ij},$$

$$F_2 = \sum_{k=1}^N \frac{1}{m_k(m_k - 1)} \sum_{i,j \in q_k, i \neq j} r_{ij}.$$

Функционал  $F_1$  кажется на первый взгляд разумным, так как его максимизация означает такое разделение элементов на агрегаты, при котором сумма всех внутриагрегатных связей будет максимальной. Вместе с тем, величина  $F_1$  при прочих равных условиях будет тем большей, чем больше компонент матрицы  $A$  попадет в блоки. Поэтому, если бы все компоненты матрицы  $A$  были равны между собой, то при  $N = 2$  максимум функционала  $F_1$  достигался бы при таком разбиении элементов на два (непустых) агрегата, при котором в один агрегат попадет  $N_v - 1$  элементов, а в другой – только один элемент (рис. 1).

Функционал  $F_2$  имеет смысл суммы средних величин внутриагрегатных связей, т.е. смысл, весьма близкий к смыслу функционала  $F$ . Вместе с тем, специальные экспериментальные исследования показали [2], что максимизация функционала  $F_2$  в сложных случаях приводит к неудовлетворительным результатам. (При достаточно большом числе агрегатов максимуму  $F_2$  часто соответствует разбиение, в котором все агрегаты, кроме одного, состоят из пары наиболее близких элементов. Одна из причин этого заключается в том, что любой  $k$  – й член

$$\frac{1}{m_k(m_k - 1)} \sum_{i,j \in q_k, i \neq j} r_{ij}$$

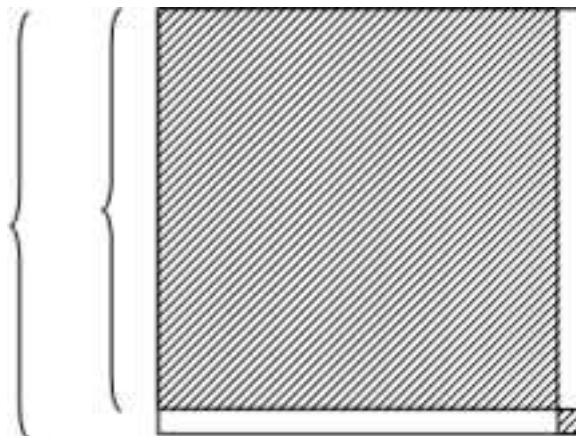


Рис. 1. Неравномерность агрегирования с функционалом  $F_1$ .

функционала  $F_2$  не зависит от числа классов, но быстро падает с ростом  $m_k$ .

Алгоритм поиска локального экстремума функционала  $F$  строится следующим образом. Пусть имеется некоторое начальное разбиение множества объектов на агрегаты. На каждом шаге алгоритма осуществляется пробный перенос некоторого очередного элемента из того агрегата, в котором он находится к данному шагу, последовательно во все остальные агрегаты, начиная с первого. При каждом таком переносе подсчитывается новое значение функционала  $F$  и сравнивается со значением этого функционала до переноса. Если при очередном пробном переносе данного элемента значение функционала возросло, то рассматриваемый элемент остается в новом агрегате. На этом выполнение данного шага алгоритма заканчивается. Если же после пробных переносов во все другие агрегаты значение функционала  $F$  ни разу не возросло, то рассматриваемый элемент остается в том же агрегате, в котором он находился до осуществления данного шага. Затем алгоритм переходит к следующему шагу, на котором осуществляются пробные переносы следующего элемента. Алгоритм останавливается после того, как просмотр всех элементов не приводит к изменению ни одного из агрегатов. Таким образом, если считать, что «окрестностью» некоторого разбиения является совокупность всех разбиений, отличающихся от данного местоположением только одного элемента, то рассмотренный алгоритм доставляет функционалу экстремум, локальный по отношению к такому определению окрестности.

В качестве начального разбиения в этом алгоритме может использоваться любое разбиение элементов на  $L$  агрегатов.

### 3. ЭВРИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД К РЕШЕНИЮ ЗАДАЧИ АГРЕГИРОВАНИЯ

Эффективность эвристических алгоритмов решения задачи агрегирования зависит от сложности задачи. Если элементы действительно группируются в «плотные» агрегаты, а связь между любыми элементами из разных агрегатов существенно меньше, чем между элементами из одного агрегата, то такие алгоритмы дают хорошее

решение задачи агрегирования. Однако встречающаяся в реальных задачах ситуация редко бывает столь идеальной, так что лишь «в среднем» элементы из одного агрегата сильнее связаны, чем элементы из разных агрегатов. И чем сложнее задача, т.е. чем сильнее она отличается от «идеальной», тем труднее выделить агрегаты и тем сложнее для этого должен быть алгоритм. Рассмотрим один из наиболее распространенных эвристических алгоритмов – иерархический алгоритм агрегирования «Объединение» [2].

Пусть два подмножества  $q_p$  и  $q_s$  элементов включают соответственно  $m_p$  и  $m_s$  элементов. Будем измерять силу «связи» или степень «близости» между этими двумя подмножествами величиной

$$K(q_p, q_s) = \frac{1}{m_p m_s} \sum_{i \in q_p} \sum_{j \in q_s} r_{ij}. \quad (3.1)$$

Каждый шаг алгоритма заключается в объединении в один агрегат двух наиболее «близких» друг к другу агрегатов, полученных в результате предыдущих шагов алгоритма, так что на каждом шаге число построенных алгоритмом агрегатов уменьшается на единицу. Работа алгоритма продолжается до тех пор, пока не будет получено заранее заданное число  $N_{\text{агрегатов}}$ .

В процессе выполнения каждого шага в связи с изменением агрегатов следует также пересчитывать величины  $K(q_r, q_t)$ . Пусть, например, на некотором шаге объединяются агрегаты  $q_p$  и  $q_s$  в один агрегат, который обозначим через  $q_u$ . Если  $q_r$  и  $q_t$  не есть  $q_u$ , то соответствующая величина  $K(q_r, q_t)$  на данном шаге по изменению. Если же один из агрегатов, например  $G_r$ , это и есть новый агрегат, то, как легко видеть

$$K(q_u, q_t) = \frac{1}{(m_p + m_s)m_t} \sum_{i \in q_p \cup q_s} \sum_{j \in q_t} r_{ij} = \frac{m_p K(q_p, q_t) + m_s K(q_s, q_t)}{m_p + m_s}. \quad (3.2)$$

В качестве начального разбиения для работы алгоритма «Объединение» можно взять  $N_v$  агрегатов, содержащих каждый по одному элементу. В свою очередь агрегаты, получаемые в результате работы алгоритма «Объединение», можно использовать в качестве начального разбиения для работы описанного выше вариационного алгоритма.

В настоящей работе описанные алгоритмы использовались следующим образом. Агрегирование объектов профессиональной деятельности проводилось при разных значениях  $N'$ : множество  $V$  разбивалось на 8, 9, 10, 11 и 12 классов с помощью алгоритма «Объединение». При этом каждое из полученных разбиений задавалось в качестве начального разбиения для вариационного алгоритма, который и строил окончательное разбиение на данное число классов. Построенные классификации представлялись экспертам пользователя, которые выбирали наилучшую из пяти классификаций, т.е. окончательное число классов  $N$ , и уточняли составы классов. Элементы матрицы связности между классами  $q_1, \dots, q_N$  скорректированной пользователем классификации определялись по формуле (3.2):

$$\varphi_{ij} = \frac{1}{m_i m_j} \sum_{s \in q_i} \sum_{p \in q_j} r_{sp}.$$

#### 4. АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТОВ АКТУАЛЬНОСТИ НА ОСНОВЕ ЭКСПЕРТНЫХ ОЦЕНОК

Помимо ранее введенных множеств  $V$ ,  $X$ ,  $M$  и  $R$  и сформированного в разделе 3 числа  $N$  классов ОПД, введем также множество  $C = \{c_j | j = 1, \dots, J\}$  этапов жизненного цикла ОПД после его коррекции экспертом-пользователем. Необходимо сформировать выходную матрицу  $A = \|a_{ij}\|$ ,  $i = 1, \dots, N$ ;  $j = 1, \dots, J$ , коэффициентов актуальности элементов профессиональной деятельности (сочетаний «класс объектов профессиональной деятельности»-«этап жизненного цикла», ЭЖЦ), элемента  $a_{ij}$  матрицы  $A$  равен 1, если для  $i$ -го класса объектов профессиональной деятельности актуальна подготовка специалистов по  $j$ -му этапу жизненного цикла, 0 – в противном случае.

Актуальность обучения по тематике, определяемой определенным ЭЖЦ для конкретного класса ОПД, является интегральной характеристикой, которая определяется четырьмя составляющими:

- степенью необходимости выбранного ЭЖЦ для данного класса ОПД (критерий 1 – «*необходимость*»);
- состоянием рынка труда (критерий 2 – «*предложение*»);
- перспективами развития научно-технического прогресса (критерий 3 – «*перспектива*»);
- социальной престижностью профессий и рода занятий (критерий 4 – «*престижность*»).

Для формирования оценок коэффициентов актуальности по тематике, определяемой определенным ЭЖЦ для конкретного класса ОПД, необходимо (а) провести экспертизу, в которой были бы отражены мнения экспертов по каждой из этих четырех сфер; (б) определить значения полученных в результате экспертизы критериев, (в) осуществить свертку указанных критериев и (г) определить значения коэффициентов актуальности.

На первом этапе работы значения коэффициентов актуальности будут формироваться в «огрубленном» двоичном представлении: значение «1» – обучение по данному ЭЖЦ для конкретного класса ОПД актуально, значение «0» – не актуально. В процессе дальнейшего развития работы и по мере накопления статистического материала коэффициенты актуальности будут сформированы в более точном представлении, как числа со значениями из отрезка  $[0, 1]$ :  $0 \leq a_{ij} \leq 1$  для всех  $i = 1, \dots, N$ ,  $j = 1, \dots, M$ .

Для решения проблем (а) – (г) воспользуемся экспертно-статистическим подходом [4, 5, 7] в комбинации с методом анализа иерархий [8] (МАИ), придерживаясь принципа не задавать экспертам вопросов «в лоб», рассчитанных на получение непосредственных ответов на главный вопрос экспертизы: «актуально» – «не актуально». Последнее, наряду с применением процедур логической перепроверки полученных ответов, позволяет существенно повысить достоверность экспертизы. При этом в процессе анкетирования экспертов им будет предъявляться статистический материал (при его наличии) о числе вузов и числе студентов, которые обучаются по данной или аналогичной им специальности (на данном этапе под «*специальностью*»

понимается условная категория, отвечающая характеристике исследуемого на актуальность процесса обучения по данному этапу жизненного цикла для конкретного класса объектов профессиональной деятельности).

При работе с МАИ экспертов просят ответить на вопросы о попарных сравнениях значимости введенных критериев применительно к исследуемому объекту (в данном случае, пара «этап жизненного цикла» – «класс объектов профессиональной деятельности»), причем каждый из рассматриваемых критериев подлежит дальнейшей, максимально возможной иерархической структуризации. При этом сравнение будет проводиться по 3, 5 и 9-балльным шкалам. Девятибалльная шкала выглядит так: 1 – равная важность, 3 – умеренное превосходство одного критерия над другим, 5 – существенное превосходство одного критерия над другим, 7 – значительное превосходство одного критерия над другим, 9 – очень сильное превосходство одного критерия над другим, 2, 4, 6, 8 – промежуточные градации. Пятибалльная шкала: 1 – равная важность, 2 – умеренное превосходство одного критерия над другим, 3 – существенное превосходство одного критерия над другим, 4 – значительное превосходство одного критерия над другим, 5 – очень сильное превосходство одного критерия над другим (без промежуточных градаций). Трехбалльная шкала: 1 – равная важность, 2 – превосходство одного критерия над другим, 3 – очень сильное превосходство одного критерия над другим.

Выбор между введенными выше шкалами определяется способностью экспертов к той или иной степени дифференциации, различения, имеющих альтернатив при их попарном сравнении и зависит от решаемой проблемы.

Как отмечено выше, при использовании МАИ не менее значима максимально возможная иерархическая структуризация первичных критериев. В рассматриваемом случае таких критериев четыре: «необходимость», «предложение», «перспектива» и «престижность».

**Первый критерий**  $K_{ij}^{(1)}$ , как следует из его определения, не структурируется (хотя мнения, высказанные по нему разными экспертами, могут быть разными).

**Второй критерий**  $K_{ij}^{(2)}$ , «предложение», можно разбить на такие подкритерии, как «число вузов, в которых обучают данной специальности» (см. выше сделанное замечание), «число ежегодно выпускаемых специалистов по данной специальности», «степень насыщенности рынка уже подготовленными специалистами по данной специальности». Первый из подкритериев может быть также разбит по региональному принципу на подкритерии «число вузов, в которых обучают данной специальности, в регионе  $s''$ ,  $s = 1, 2, \dots, S$ .

**Третий критерий**  $K_{ij}^{(3)}$  может быть сформирован с дальнейшей структуризацией по «перспективам развития конкретных объектов  $n$  из данного класса  $i$  объектов профессиональной деятельности»,  $n = 1, 2, \dots, n_i$ .

**Четвертый критерий**  $K_{ij}^{(4)}$ , как и первый из критериев, дальнейшей структуризации не подлежит.

В результате дерево принятия решений выглядит так, как показано на рис. 2.

Применительно к рассматриваемой проблеме процедура МАИ используется на всех, кроме последнего, шагах процедуры «подъема» по иерархической древовидной

структуре на множестве введенных критериев и подкритериев. На последнем шаге будут использоваться заданные экспертами значения критериев  $K_{ij}^{(1)}$  и  $K_{ij}^{(4)}$ , а также сформированные в рамках процедуры МАИ оценки критериев  $K_{ij}^{(2)}$  и  $K_{ij}^{(3)}$ .

Анкетирование каждого из экспертов осуществляется с помощью вопросника, построенного по дереву, изображенному на рис. 2. Для этого каждому из экспертов предъявляется совокупность всех пар «класс  $i$  ОПД – этап  $j$  жизненного цикла» и предлагается осуществить попарное сравнение соответствующих альтернатив, в процессе которого эксперт также расставляет соответствующие балльные оценки (по 9, 5 или 3-балльной шкалам) для степеней важности различных критериев (см. рис. 2).

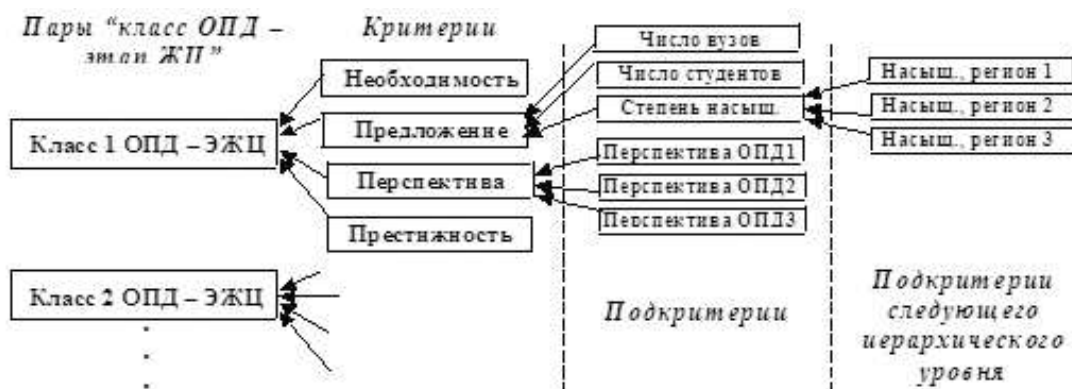


Рис. 2. Дерево принятия решений

Формируемая в результате будущая оценка коэффициента актуальности  $a_{ij}$  будет корректной, если соответствующий интегральный критерий будет удовлетворять аксиоме Эджворта-Парето. В работе [9] показано, что для этого необходимо построить соответствующую нелинейную свертку критериев. В рассматриваемом случае одной из таких нелинейных сверток является функция вида

$$\bar{K}_{ij} = K_{ij}^{(1)} (\alpha_{ij}^{(2)} K_{ij}^{(2)} + \alpha_{ij}^{(3)} K_{ij}^{(3)} + \alpha_{ij}^{(4)} K_{ij}^{(4)}), \quad (4.1)$$

в которой выбор коэффициентов  $(\alpha_{ij}^{(2)}, \alpha_{ij}^{(3)}, \alpha_{ij}^{(4)})$  осуществляется в процессе анализа анкет, заполненных экспертами, и выбирается равной значению собственного вектора последней из матриц попарных сравнений. В результате формируется набор («матрица») значений интегральных оценок  $K_{ij}^{(t)}$ , где  $t$  – номер эксперта.

Затем выбирается некоторое пороговое значение  $\bar{K}$ , после чего для каждого из экспертов формируется список пар номеров  $M_{i,j}(t)$  таких, что если  $(i, j) \in M_{i,j}(t)$ , то  $K_{ij}(t) \geq \bar{K}$ . Все эти пары объявляются актуальными с точки зрения  $t$ -го эксперта и предъявляются соответствующему эксперту на авторизацию.

Дальнейшие шаги алгоритма формируются в соответствии с принципами экспертно-статистического подхода. А именно, если с точки зрения каких-либо из экспертов часть пар объявленных неактуальными, по их мнению, на самом деле,



актуальны, то пороговое значение  $\overline{K}$  уменьшается на заданную величину  $\Delta\overline{K}$  и осуществляется переформирование списков  $M_{i,j}(t)$ . Напротив, если, по мнению некоторых экспертов, часть неактуальных пар объявлена актуальными, то пороговое значение  $\overline{K}$  увеличивается на заданную величину  $\Delta\overline{K}$  и также осуществляется переформирование списков  $M_{i,j}(t)$ . Процедура продолжается до тех пор, пока все эксперты будут удовлетворены или начинается «топтанье на месте», когда на двух последовательных итерациях осуществляется изменение порога на величину  $\Delta\overline{K}$  «туда-сюда».

После того, как процедура корректировки порога  $\overline{K}$  завершена, формируются окончательные списки  $M_{i,j}^*(t)$  актуальных с точки зрения экспертов пар «класс  $i$  объектов профессиональной деятельности – этап  $j$  жизненного цикла». Окончательный выбор актуальных пар с присвоением соответствующих значениям  $a_{i,j}$  значения 1 (все остальные  $a_{i,j}$  объявляются равными 0) осуществляется «простым большинством голосов. А именно,  $a_{i,j} = 1$ , если число списков  $M_{i,j}^*(t)$ , которым принадлежит пара  $(i, j)$  превышает величину  $T/2$ , где  $T$  – общее число экспертов.

Из последнего замечания очевидно, что число  $T$  экспертов должно быть нечетным. По поводу более конкретного выбора числа  $T$  экспертов заметим, что с точки зрения вычислительной сложности соответствующих процедур его следует задавать как можно меньшим. Что касается достоверности формируемых выводов, то, как показывают результаты экспериментов, при расширении состава экспертной комиссии, начиная с некоторого значения  $T$ , достоверность формируемых в результате экспертных выводов перестает расти, а в некоторых случаях даже падает. Последнее объясняется тем, что увеличение числа экспертов приводит к расширению множества «конфликтных» ситуаций. Соответствующее значение максимального числа  $T_{max}$  экспертов в комиссии зависит от характера и сложности решаемой проблемы.

Описанная выше процедура может быть использована для построения оценок коэффициентов актуальности  $\|a_{ij}\|$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,  $j = 1, \dots, M$ , отличных от бинарных: 0 или 1. Для этого производится дополнительный опрос экспертов с целью выяснения того, какую из пар  $(i, j)$  они считают наиболее актуальной и во сколько (в %) оценивают соответствующую степень актуальности. Если  $t$ -й эксперт называет пару номеров  $(i(t), j(t))$  соответствующих этапов жизненного цикла и класс объектов профессиональной деятельности и величину максимальной актуальности  $\alpha_{max}(t)$ , то затем осуществляется пересчет сформированных (по формуле (4.1)) соответствующим экспертом интегральных оценок актуальности  $K_{ij}(t)$  с использованием следующей формулы:

$$a_{ij}(t) = \begin{cases} 0,01K_{ij}(t)/\alpha_{max}(t), & \text{если } 0,01K_{ij}(t)/\alpha_{max}(t) \leq 1, \\ 1, & \text{если } 0,01K_{ij}(t)/\alpha_{max}(t) > 1. \end{cases} \quad (4.2)$$

Окончательная оценка коэффициентов актуальности получается посредством осреднения мнения экспертов, а именно

$$a_{ij} = \sum_{t=1}^T a_{ij}(t), \quad i = 1, \dots, N; \quad j = 1, \dots, M. \quad (4.3)$$

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложенные методы выделения классов объектов профессиональной деятельности специалистов позволяют перейти к автоматизированным процедурам проектирования профессиональных и образовательных стандартов. Описанная схема построения границ профессиональной деятельности специалиста и применение предложенной процедуры оценки коэффициентов актуальности повышает объективность формируемых в результате профессиональных и образовательных стандартов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Никитин В.В.* Информационно-методическое обеспечение формирования перечня направлений и специальностей в области информационно-коммуникационных технологий. – М.: МАКС Пресс, 2006. – 272 с.
2. *Браверман Э.М., Мучник И.Б.* Структурные методы обработки эмпирических данных. – М.: Наука, 1983. – 302 с.
3. *Бауман Е.В., Дорофеев А.А.* Классификационный анализ данных // Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. – М.: СИНТЕГ, 1999. – С. 62-77.
4. *Мандель А.С.* Экспертно-статистические системы в задачах управления и обработки информации. Часть I / «Приборы и системы управления». 1996. № 12. С. 34-36.
5. *Мандель А.С.* Экспертно-статистические системы в задачах управления и обработки информации. Часть II / «Приборы и системы управления». 1997. № 2. С. 11-13.
6. *Никитин В.В. и др.* Классификация объектов профессиональной деятельности при проектировании профессиональных и образовательных стандартов / «Проблемы управления». 2007. № 4. С. 51-55.
7. *Беляков А.Г., Мандель А.С.* Прогнозирование временных рядов на основе метода аналогов (элементы теории экспертно-статистических систем). – М.: Институт проблем управления, 2002. – 60 с.
8. *Саати Т.* Принятие решений. Метод анализа иерархий. – М.: Радио и связь, 1989.
9. *Ногин В.Д.* Упрощенный вариант метода анализа иерархий на основе нелинейной свертки критериев
10. // Журнал выч. математики и мат. физики, 2004, т. 44, №7. – С. 1259-1268.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

## ИЗВЛЕЧЕНИЕ ПРИЧИННО-СЛЕДСТВЕННЫХ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ ИЗ ЕСТЕСТВЕННО-ЯЗЫКОВЫХ ТЕКСТОВ

© Маслов П.П.

Новосибирский государственный технический университет  
ФАКУЛЬТЕТ ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ  
пр-т К. Маркса, 20, г. Новосибирск, 630092, Россия

E-MAIL: [mpp84@rambler.ru](mailto:mpp84@rambler.ru)

**Abstract.** The paper considers analysis methods of texts in natural language. It proposes 1) the model of cause-and-effect relations in Russian text; 2) application of derived relations as expert statements in the algorithm of extremal situations forecasting.

### ВВЕДЕНИЕ

Для современного состояния информационных систем и информационных ресурсов характерны всевозрастающие объемы неструктурированной информации, которая представлена различного рода текстовыми документами на естественном языке (ЕЯ).

Эффективность системы обработки естественного языка (ОЕЯ) определяется ее целями и методами, применяемыми для формализации и обработки ЕЯ-информации. Системы ОЕЯ, ориентированные на извлечение определенного смысла из текстов, в той или иной степени используют синтактико-семантические объекты текста. Среди работ в этой области необходимо отметить такие как «Модель извлечения фактов из естественно-языковых текстов и метод ее обучения» [1]; систему комплексного смыслового анализа «TextAnalyst» [2]; «методы и программные средства для анализа документов на основе модели предметной области» [3]; «Диалинг» [4]. Благодаря свободнораспространяемому семантическому анализатору группы разработчиков aot.ru [5] этот программный компонент был взят за основу предлагаемого подхода.

В работе предлагается способ извлечения и описания причинно-следственных фактов из текстов жанра деловой прозы на русском языке. Актуальность работы в том, что извлекаемые факты, выражающие причинно-следственные связи, могут, например, являться источником экспертных знаний для алгоритмов предсказания экстремальных ситуаций [6].

#### 1. МОДЕЛЬ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПРИЧИННО-СЛЕДСТВЕННЫХ ФАКТОВ

Деловой прозе свойственны жесткие средства выражения, однозначность передаваемой информации, экономичность языковых средств, четкость функции каждого сообщения и другие полезные свойства. Такой жанр, как правило, содержит информацию об объектах (событиях, явлениях, лицах и т.д.), которая практически не требует дополнительных сведений для их описания и может быть представлена набором фактов содержащихся непосредственно в анализируемом ЕЯ-тексте. Под фактами, описывающими причинно-следственные закономерности, понимаются объекты текста  $s_i \in S$  (множество вершин именных групп (единичных лексем), сказуемых и

определений, согласованных синтаксически с подлежащими), семантически связанные отношениями  $R_C \subseteq S \times S$ ,  $R_A \subseteq S \times S \times S$  и группой отношений  $RE \subseteq S \times S$ . Ниже приведено более подробное описание объектов и связей между ними.

В качестве объектов будем рассматривать конечное множество  $S = S^N \vee S^V \vee S^D$ , где:

1.  $S^N = \{s_1^N, \dots, s_k^N\}$  – множество вершин именных групп (единичных лексем).
2.  $S^V = \{s_1^V, \dots, s_l^V\}$  – множество сказуемых, для которых выполняется  $\forall s_i^V \in S^V, i = \overline{1, l} : \exists s_j^N \in S^N$  согласованный синтаксически с  $s_i^V$ .
3.  $S^D = \{s_1^D, \dots, s_m^D\}$  – множество определений, для которых выполняется  $\forall s_i^D \in S^D, i = \overline{1, m} : \exists s_j^N \in S^N$  согласованный синтаксически с  $s_i^D$ .

Введем конечное множество отношений между объектами

$$R = \{r_1, \dots, r_o\} = R_A \vee R_C \vee RE = R_A \vee R_C \vee R_{ED} \vee R_{AD} \vee R_{DC} :$$

1.  $R_A = r_i(s_{i1}^V, s_{i2}^N, s_{i3}^N) \subseteq S^V \times S^N \times S^N$  – множество связей, описывающих сказуемые  $s_{i1}^V$ , синтаксически согласованные с подлежащими  $s_{i2}^N$  и дополнениями  $s_{i3}^N$  ( $s_{i2}^N$  или  $s_{i3}^N$  по отдельности могут быть пустыми)
2.  $R_C = r_j(s_{j1}^N, s_{j2}^N) \subseteq S^N \times S^N$  – множество причинно-следственных связей, для которых  $\forall s_{j2}^N \in S^N, \exists s_{j1}^N \in S^N : s_{j1}^N$  является семантической причиной (предпосылкой, условием и т.д.) для  $s_{j2}^N$ .
3.  $R_{ED} = r_k(s_{k1}^N, s_{k2}^N) \subseteq S^N \times S^N$  – множество связей, устанавливаемых между эквивалентными (посредством знаков препинания «-», «:», таких слов-объектов как "быть", "являться" и т.д.) по тексту объектами  $s_{k1}^N, s_{k2}^N \in S^N$ .
4.  $R_{AD} = r_l(s_{l1}^N, s_{l2}^N) \subseteq S^N \times S^N$  – множество анафорических связей, таких, что  $s_{l1}^N, s_{l2}^N$  ссылаются на один и тот же по тексту объект (в частности  $s_{l1}^N \subset S^{PN} \subseteq S^N$ , где  $S^{PN}$  – множество именных групп (единичных лексем) с местоимением в качестве главного элемента).
5.  $R_{DC} = r_m(s_{m1}^N, s_{m2}^N) \subseteq S^N \times S^N$  – множество связей, таких, что  $s_{m1}^N, s_{m2}^N$  эквивалентны по тексту, при этом  $s_{m1}^N$  принадлежит главному, а  $s_{m2}^N$  придаточному предложениям, связанным посредством таких слов-объектов, как «быть», «являться» и т.д. в сочетании с союзами и союзными словами или без таковых.

Если для объектов  $s_i \in S^N$ , связанных отношением  $R_C$ , существуют другие отношения  $R_C, RE, R_A$ , то в этом случае возможно выявление дополнительных причинно-следственных закономерностей, элементы которых на семантическом уровне связаны иерархически ( $R_C, R_A$ ), либо эквивалентны  $RE$ .

Указание свойств связей осуществляется посредством атрибутов  $A = a\{r, v\} \subseteq R \times V$ , где  $V$  – множество допустимых значений атрибутов. Атрибуты делятся на  $A_A \subseteq A$  для описания свойств симметричности, транзитивности, рефлексивности и т.д. и,  $A_V \subseteq A$  для указания значений стандартных типов (string, float, integer), например, для указания вероятностных характеристик причинно-следственных связей.

Введем подмножества  $S_1^{SN}, \dots, S_h^{SN}$  для которых существуют симметричные, рефлексивные и транзитивные отношения  $RE$ . На каждом подмножестве необходимо определить число  $n_i, i = \overline{1, |S_p^{SN}|}$ ,  $p = \overline{1, h}$  вхождений в текст данной лексемы.

В каждом множестве  $S_h^{SN}$  выделяются подмножества  $S_h^{SSN}$ , состоящие из имен собственных (имена, географические названия и т.п.). Множество  $S_h^{SN}$  упорядочивается следующим образом:  $\{s_1, \dots, s_g, s_{g+1}, \dots, s_f\}$ ,  $s_1, \dots, s_g \in S_h^{SSN}$ ,  $s_{g+1}, \dots, s_f \in S_h^{SN} \setminus S_h^{SSN}$ ,  $w = \frac{n_i}{|S_h^{SN}|}$ ,  $w(s_i) \geq w(s_{i+1})$ .

Упорядоченные указанным способом наборы лексем являются аргументами причинно-следственных фактов выводимых из текста, где каждый такой набор эквивалентных объектов помечается уникальным идентификатором. Формирование результата осуществляется за счет поиска всех возможных подстановок в аргументы причинно-следственных связей  $R_C$ , с учетом упорядочения объектов. При этом в первую очередь выводятся факты, аргументы которых имеют максимальный вес, затем соответственно по уменьшению весов. Для причинно-следственных связей  $r_1(s_{i,1}^N, S_{j,1}^N), \dots, r_k(s_{i,n}^N, S_{j,n}^N)$ , где для аргумента-следствия (результата)  $l$ -й связи и аргумента-причины (предпосылки, условия и т.д.)  $l + 1$ -й существуют эквивалентные отношения  $RE$ , выполняется аналогичный вывод, упорядоченный в соответствии с количеством связей  $R_C$ , обладающих указанными условиями. Это позволяет упорядочить факты в зависимости от того является ли объект непосредственной причиной в факте или косвенной (аналогично для результата), а также от весов объектов.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящее время предлагаемый подход находится в стадии практической реализации, и выполнен в виде системы логического вывода причинно-следственных закономерностей в среде разработки PDC Visual Prolog 5.2. На данном этапе реализованы отношения  $R_C$ ,  $R_A$ ,  $R_{ED}$ , частично выполнены учет весов объектов и атрибутов первого типа. Помимо указанного выше способа упорядочения объектов в наборах в дальнейшем предполагается использовать метод извлечения доминантных словосочетаний [7].

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Андреев А.М., Березкин Д.В., Симаков К.В. Модель извлечения фактов из естественно-языковых текстов и метод ее обучения // 6-ая Всероссийская научная конференция RCDL'2004.
2. TextAnalyst tm, Microsystems, Ltd. <http://www.analyst.ru/>
3. Сидорова Е.А. методы и программные средства для анализа документов на основе модели предметной области: Дисс. ... канд. ф.-м. наук: 05.13.11. – Новосибирск, 2006. – 125 с.
4. Группа разработчиков aot.ru Проект русско-английского машинного перевода «Диалинг» // <http://www.aot.ru>.
5. Группа разработчиков aot.ru Пример вызова поверхностной семантики на Delphi // [http://www.aot.ru/docs/delphi\\_seman\\_test.html](http://www.aot.ru/docs/delphi_seman_test.html).
6. Лбов Г.С., Бериков В.Б. Прогнозирование экстремальных ситуаций на основе анализа многомерных разнотипных временных рядов и экспертных высказываний // Материалы всероссийской конференции с международным участием "Знания-Онтологии-Теория"(ЗОНТ-07), том 1, С. 59-62.
7. Чанышев О.Г. Автоматическое извлечение доминантных словосочетаний // Материалы всероссийской конференции с международным участием "Знания-Онтологии-Теория"(ЗОНТ-07), том 1, С. 236-245.

Статья поступила в редакцию 30.04.2008

## СИСТЕМНЕ ПРОЕКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНИХ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ

© Маслянюк П.П.

**Abstract.** In the article the idea of applying system analyses and systems theory for organization systems informatization is proposed and analysed. This approach allows to improve the iterative process of organization systems informatization dramatically.

### Вступ

Об'єкт нашого дослідження – організаційні системи (Орг.С) всіх форм власності. Організація ефективного управління Орг.С вимагає застосування ефективних інформаційно-комунікаційних систем (ІКС). Тут і надалі під визначенням “організаційна система” ми розуміємо – об'єднання автономних підприємств, організацій або структурних підрозділів з економічної, соціальної або державної сфери діяльності, які функціонують під централізованим керівництвом і вирішують спільні завдання.

Орг.С є складною багатофункціональною організаційною структурою, має розподілену, багаторівневу, ієрархічну систему управління. Теорія Орг.С передбачає застосування методологій та засобів моделювання їх життєдіяльності. Цей напрямок визначається методами і технологіями бізнес-моделювання Орг.С.

Предмет нашого дослідження – структурне та динамічне представлення інтелектуалізованих бізнеспроцесів Орг.С. Для реалізації проектів інформатизації Орг.С визначаються мета інформатизації, процеси інформатизації, ресурси інформатизації та бізнес-правила інформатизації [1, 2, 3].

Міжнародні стандарти OMG (Object Management Group) та INCOSE (International Council on Systems Engineering) визначають вимоги та правила реалізації бізнес-моделей Орг.С і системного проектування ІКС.

Теоретичною основою для системного проектування бізнес-моделей є основні положення теорії систем та прикладного системного аналізу [4, 5].

Під «інформатизацією організаційних систем» ми розуміємо необхідну і достатню множину правових, організаційних, економічних, наукових та науково-технічних рішень і процесів, спрямованих на створення інформаційно-комунікаційних систем з метою задоволення інформаційних потреб, забезпечення та автоматизації бізнес-процесів, інтелектуалізації діяльності та підвищення ефективності управління Орг.С із застосуванням інформаційно-комунікаційних технологій [3, 5].

Застосування прикладного системного аналізу та компонентного підходу до інформатизації Орг.С передбачає використання ітеративноінкрементного процесу для реалізації проектів інформатизації. Процес виконання проекту інформатизації розподіляється ряд фаз: початок, розвиток, конструювання та перехід [2, 5, 6]. На кожній із фаз виконується ряд робіт, які забезпечують виконання окремих стадій процесу інформатизації: аналізу, проектування, реалізації та розгортання.

Виконання стадій інформатизації передбачає бізнес-моделювання Орг.С та моделювання ІКС з метою формування специфікацій як окремих компонентів, так і ІКС у цілому. Такі специфікації відображають повний набір атрибутів і операцій необхідних і достатніх для реалізації проектів інформатизації [5].

Застосування прикладного системного аналізу для представлення Орг.С у вигляді певної і достатньої множини сутностей та відношень між ними обґрунтовує вибір бізнес-профіля Еріксона-Пенкера в якості метамоделі для моделювання та реалізації проектів інформатизації Орг.С з інтелектуалізованими операціями [1, 2, 3, 5].

*Мета статті полягає у визначенні сучасних технологій системного проектування та формуванні рекомендацій щодо їх застосування при проектуванні та конструюванні інтелектуалізованих ІКС.*

## 1. ПРИКЛАДНИЙ СИСТЕМНИЙ АНАЛІЗ ТА СИСТЕМНЕ ПРОЕКТУВАННЯ ІКС

Цей підхід ґрунтується на представленні системи (Орг.С) у вигляді окремих сутностей – класів. Реалізація такого підходу забезпечуються мовою графічного моделювання UML (Unified Modeling Language – уніфікована мова моделювання). Хоча UML була започаткована для моделювання програмних систем, її використання для проектування інформаційнокомунікаційних систем у повному обсязі стало можливим завдяки наявності в UML механізмів розширення – профілювання [6].

Існують декілька пропозицій в UML для виконання бізнес-моделювання. Це профіль Еріксона-Пенкера [2] та Unified Process (наприклад, реалізований в Rational Unified Process) [7].

Крім того сучасним системним розширенням UML є мова SysML (System Modeling Language) – мова моделювання систем) [8].

На рисунку 1 пропонується вдосконалений профіль Еріксона-Пенкера. Профіль передбачає поділ ресурсів на ресурси входу бізнес-процесу, ресурси забезпечення виконання бізнес-процесу та ресурси виходу бізнес-процесу. Ці класи ресурсів подаються стереотипами.

Вдосконалений бізнеспрофіль Еріксона-Пенкера являє собою статичне представлення Орг.С. За допомогою цього представлення може бути побудоване і динамічне представлення Орг.С у вигляді діаграми діяльності. Необхідна і достатня сукупність таких діаграм являє собою бізнес-модель конкретної Орг.С.

Вдосконалений бізнеспрофіль Еріксона-Пенкера дозволяє врахувати всі, необхідні для проектування інтелектуалізованих ІКС, сутності: мета діяльності, процеси діяльності, ресурси та бізнесправила.

З точки зору системного аналізу в основу класифікації ІКС можуть бути покладені декілька критеріїв: територіальна ознака, призначення, величина, функціональність та ін. А з точки зору системного проектування в основу класифікації ІКС, на думку автора, слід покласти критерій рівня споживання сервісів ІКС користувачами.

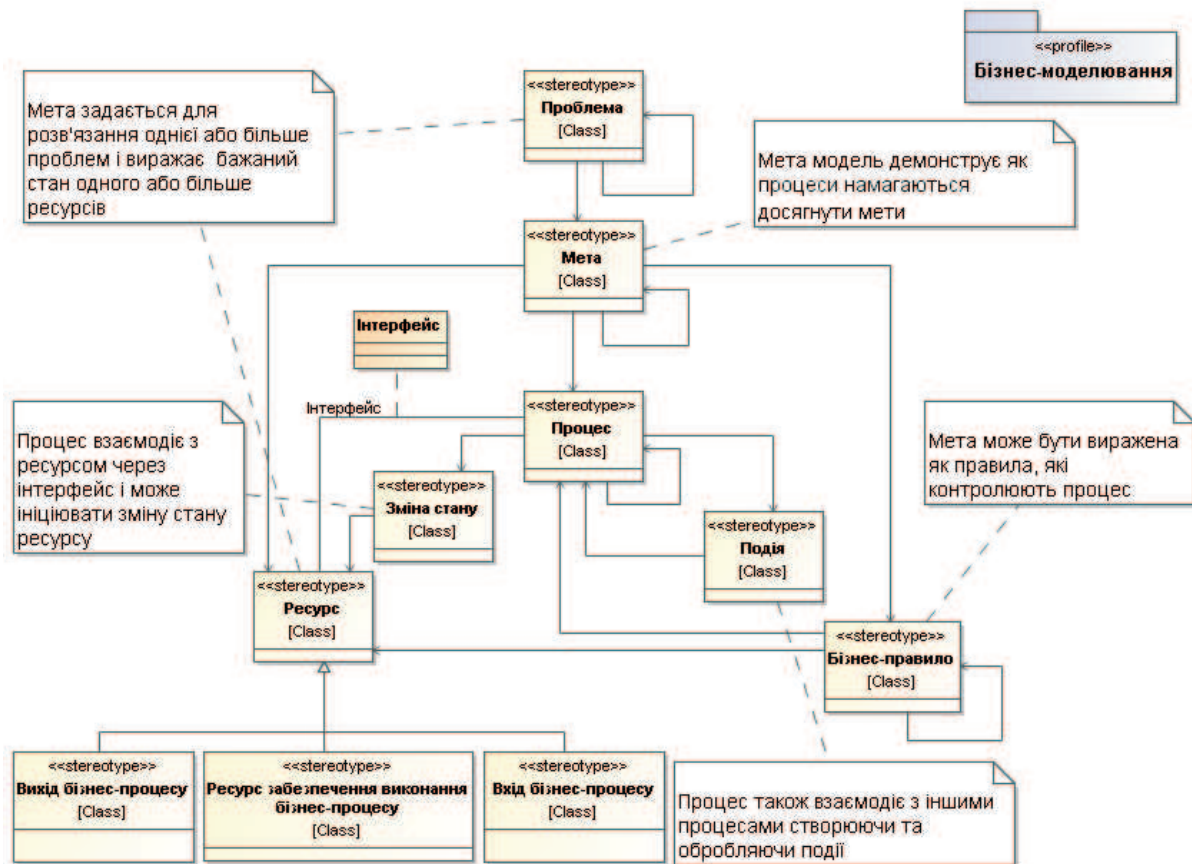


Рис. 1. Вдосконалений бізнес-профіль Еріксона-Пенкера

Власне із визначення “інформатизація”, за критерієм рівня споживання сервісів користувачами, ІКС можна поділити:

- на інформаційні системи - призначені для задоволення інформаційних потреб користувачів;
- на системи забезпечення бізнес-процесів – призначені для реалізації бізнес-процесів засобами інформаційно-комунікаційних технологій;
- на автоматизовані системи – призначені для автоматизації бізнес-процесів Орг.С;
- на інтелектуалізовані системи – призначені для надання інтелектуалізованих сервісів користувачам.

Така класифікація дозволяє чітко систематизувати найрізноманітніші ІКС по відношенню до вимог і запитів користувачів, їх практичних потреб і професійної підготовки.

З іншого боку це не накладає ніяких обмежень на функціональність самих ІКС, тобто їх атрибутів і операцій.



## 2. СТРУКТУРА КОРПОРАТИВНОГО СТАНДАРТУ ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНИХ ІКС

Методологія прикладного системного аналізу і системного проектування ІКС у повному обсязі поширюється і на проектування інтелектуалізованих ІКС. А властивість «інтелектуалізованості» забезпечується додатковими атрибутами і операціями які відображаються в іменованих специфікаціях на компоненти і ІКС у цілому.

Тут під визначенням «специфікація» ми розуміємо формалізований опис типу і призначення, властивостей і функцій структурних загальносистемних сутностей проекту інформатизації - об'єктів, компонентів, пакетів, а також способів і правил їх взаємодії в системі [5]. Бізнес-модель Орг.С повністю визначає структуру і зміст специфікації на ІКС та її інтелектуалізовані операції.

Найбільш критичними атрибутами інтелектуалізованих ІКС є атрибути продуктивності: пропускна спроможність, час реакції, затримка передачі. Ці атрибути практично повністю визначають, чи буде функціонувати ІКС чи ні, а якщо буде то з якими показниками ефективності.

Так затримка передачі в транспортній системі ІКС повністю визначає можливість реалізації інтелектуалізованих застосувань користувачів. Граничні допустимі значення затримки передачі в транспортній системі ІКС для:

- трафіків реального часу затримка до 0,1 сек;
- трафіків транзакцій затримка до 1,0 сек;
- для трафіків даних затримка до декількох секунд.

За критерієм затримки передачі інтелектуалізовані ІКС можна поділити на:

- інтелектуалізовані ІКС реального часу;
- інтелектуалізовані ІКС для реалізації транзакцій;
- інтелектуалізовані ІКС з довільним часом реалізації сервісів.

Формалізація вимог у вигляді специфікації дає можливість формування корпоративного стандарту на інтелектуалізовану ІКС організаційної структури [9]. Корпоративний стандарт формується на основі міжнародних, державних і галузевих стандартів та корпоративних документів.

На рисунку 2 приведена структура корпоративного стандарту ІКС з операціями інтелектуалізації сервісів. Вона складається із двох частин.

Перша частина формується із чотирьох рівнів стандартів стека протоколів TCP/IP. Рівень мережеских інтерфейсів та рівень міжмережевої взаємодії повністю залежать від фізичної реалізації мережі, а верхній, прикладний рівень, орієнтований виключно на забезпечення та підтримку роботи застосувань користувачів. Ця частина орієнтована на підтримку і реалізацію загальносистемних операцій ІКС.

Друга частина це, власне, застосування користувачів у відповідності із класом ІКС, призначенням та операціями інтелектуалізації сервісів.

Така структура корпоративного стандарту може бути використана для проектування будь якої ІКС із операціями інтелектуалізації сервісів.

Для зручності використання корпоративного стандарту зліва показані рівні міжнародного стандарту взаємодії відкритих систем OSI і їх співвідношення з відповідними рівнями стека протоколів TCP/IP.



Рис. 2. Структура корпоративного стандарту ІКС з операціями інтелектуалізації сервісів.

### ВИСНОВКИ

Визначення сучасних технологій системного проектування та бізнес моделювання Орг.С на основі бізнес-профіля Еріксона-Пенкера дозволяє сформулювати чіткі рекомендації щодо їх ефективного застосування при проектуванні та конструюванні інтелектуалізованих ІКС.

Ці рекомендації можуть бути поширені на інтелектуалізовані ІКС реального часу, інтелектуалізовані ІКС для реалізації транзакцій та інтелектуалізовані ІКС з довільним часом реалізації сервісів.

Застосування технологій системного проектування є практично єдиним засобом для створення високопродуктивних інтелектуалізованих ІКС реального часу до яких висуваються надзвичайно жорсткі вимоги щодо граничних значень часу реакції та часу затримки.

Крім того формування та застосування корпоративного стандарту для проектування інформаційно-комунікаційних систем з інтелектуалізацією сервісів на основі вдосконаленого бізнеспрофіля Еріксона-Пенкера дозволяє автоматизувати генерацію кодів програмних систем та продукування проектної документації.

### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Маслянюк П.П., Майстренко О.С. Моделювання бізнес-процесів організаційної структури // Вісник східноукраїнського національного університету імені Володимира Даля № 5, 2007 – с. 136-141.
2. Hans-Erik Eriksson, Magnus Penker Business Modeling with UML: Business Patterns at Work – John Wiley & Sons – 2000, 480 p.
3. Маслянюк П.П. Основні положення методологій системного проектування інформаційно-комунікаційних систем // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. 2007, № 6, с. 54-60.
4. Згуровський М. З., Панкратова Н. Д. Системний аналіз: проблеми, методологія, застосування. – Київ, Наукова думка 2005. – 743 с.
5. Маслянюк П.П. Системне проектування процесів інформатизації // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. 2008, № 1, с. 28-36.
6. Г. Буч, А. Якобсон, Дж. Рамбо UML. Классика CS. 2-е изд./ Пер. с англ.; Под общей редакцией проф. С.Орлова – СПб.: Питер, 2006. — 736 с.: ил.
7. Т. Кватрани Визуальное моделирование с помощью Rational Rose 2002 и UML.: Пер. С англ. – М.: Вильямс, 2003
8. <http://www.omg.org/docs/formal/07-09-01.pdf>
9. Маслянюк П.П. Компонентні процеси системного проектування інформаційно-комунікаційних систем // Наукові вісті НТУУ “КПІ”. 2008, № 2, с. 29-38.

*Стаття поступила в редакцію 03.05.2008*

## ЧИСЛОВЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ ДНФ СЛУЧАЙНЫХ ЧАСТИЧНЫХ БУЛЕВЫХ ФУНКЦИЙ

© Махина Г.А.

ТАВРИЧЕСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМ.В.И.ВЕРНАДСКОГО  
ФАКУЛЬТЕТ МАТЕМАТИКИ И ИНФОРМАТИКИ  
ПР-Т ВЕРНАДСКОГО,4, Г.СИМФЕРОПОЛЬ, КРЫМ, УКРАИНА, 95007

E-MAIL: gmakhina@yandex.ru

**Abstract.** Partial boolean functions taking their values 0, 1 and – with a probability equal to 1/3 are considered. The lower and upper bounds on the length of minimum DNF representation of such functions are obtained in the paper.

### ВВЕДЕНИЕ

Некоторые задачи распознавания образов сводятся к построению тупиковых, сокращенных или минимальных ДНФ частичных булевых функций (см. [2]). Информация о метрических свойствах таких функций может значительно ускорить поиск оптимальных решений. Обзоры по оценкам метрических параметров для почти всех функций алгебры логики можно найти в работах [1, 3, 4]. В статье [4] получена нижняя оценка среднего значения сложности тупиковой ДНФ частичной булевой функции. В данной работе рассматриваются частичные булевы функции  $f$ , принимающие каждое из значений 0, 1, – с вероятностью 1/3.

### 1. ВСПОМОГАТЕЛЬНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ

Пусть  $A = \{a_1, \dots, a_s\}$  – конечное множество,  $\phi$  – функция, ставящая в соответствие каждому  $a \in A$  неотрицательное число  $\phi(a)$ . Будем обозначать через

$$\bar{\phi} = \bar{\phi}(A) = \frac{1}{s} \sum_{a \in A} \phi(a)$$

среднее значение функции  $\phi$  на множестве  $A$ .

**Лемма 1.** Пусть  $\theta > 0$  и  $\delta_\theta$  – доля тех  $a \in A$ , для которых  $\phi(a) \geq \theta \bar{\phi}$ . Тогда  $\delta_\theta \leq \frac{1}{\theta}$ .

*Доказательство.*

$$\bar{\phi} = \frac{1}{s} \sum_{a \in A} \phi(a) \geq \frac{1}{s} \sum_{a: \phi(a) \geq \theta \bar{\phi}} \phi(a) \geq \frac{1}{s} s \delta_\theta \theta \bar{\phi} = \delta_\theta \theta \bar{\phi},$$

откуда и получаем утверждение леммы. □

Обозначим через  $\sigma_{\mathcal{F}}(v)$  число ребер из  $\mathcal{F}$ , содержащих вершину  $v$ .

**Лемма 2.** Пусть  $H = (V, \mathcal{E})$  – гиперграф с  $n$  вершинами. Пусть  $\mathcal{F} \subseteq \mathcal{E}$ ,  $\mathcal{F} \leq m$ , а  $Y \subseteq V$  – множество всех вершин  $v$ , для которых  $\sigma_{\mathcal{F}}(v) \geq s$ . Пусть  $\epsilon \geq 0$  таково, что  $|Y| \geq (1 - \epsilon)n$ . Тогда длина всякого градиентного покрытия гиперграфа  $H$  не превосходит

$$1 + \epsilon n + \frac{m}{s} \ln \frac{nse}{m}.$$

Доказательство данной леммы можно найти в [4].

## 2. ОЦЕНКИ СРЕДНЕГО ЗНАЧЕНИЯ И ДИСПЕРСИИ ИНТЕРВАЛОВ РАЗМЕРНОСТИ $k$

Пусть функция  $f : B^n \rightarrow \{0, 1, -\}$  на каждом наборе с вероятностью  $1/3$  принимает каждое свое значение независимо. Обозначим класс таких функций через  $\tilde{P}_n$ .

Интервалом функции будем считать грань куба, в которую не попал ни один ноль и которая содержит, по крайней мере, одну единицу.

**Утверждение 1.** Пусть  $i_k(f)$  – число интервалов размерности  $k$  функции  $f$  из класса  $\tilde{P}_n$  и пусть  $\bar{i}_k = \frac{1}{|\tilde{P}_n|} \sum_{f \in \tilde{P}_n} i_k(f)$ . Тогда

$$\bar{i}_k = \frac{\binom{n}{k} 2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}}.$$

*Доказательство.* Пусть  $\mathcal{G}_k^n = \left\{ I_j, j = \overline{1, \binom{n}{k} 2^{n-k}} \right\}$  – множество всех граней размерности  $k$  куба  $B^n$ .

Введем функцию:

$$e(I, f) = \begin{cases} 1, & \text{если } I \subseteq N_f \cup N_{\bar{f}} \text{ и } I \not\subseteq N_{\bar{f}}; \\ 0, & \text{если } I \subseteq N_{\bar{f}} \text{ и } I \not\subseteq N_f \cup N_{\bar{f}}. \end{cases}$$

определенную на парах  $(I, f)$ , где  $I \in \mathcal{G}_k^n$  и  $f \in \tilde{P}_n$ .

Пусть  $\Phi(I)$  – число функций  $f \in \tilde{P}_n$ , таких, что  $e(I, f) = 1$ . Тогда

$$\bar{i}_k = \frac{1}{3^{2^n}} \sum_{f \in \tilde{P}_n} i_k(f) = \frac{1}{3^{2^n}} \sum_{f \in \tilde{P}_n} \sum_{I \in \mathcal{G}_k^n} e(I, f) = \frac{1}{3^{2^n}} \sum_{I \in \mathcal{G}_k^n} \Phi(I).$$

Нетрудно подсчитать, что

$$\Phi(I) = (2^{2^k} - 1) 3^{2^n - 2^k}.$$

Поэтому

$$\bar{i}_k = \frac{\binom{n}{k} 2^{n-k} 3^{2^n - 2^k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^n}} = \frac{\binom{n}{k} 2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}},$$

что и требовалось доказать. □

**Утверждение 2.** Пусть  $Di_k(n) = \frac{1}{|\tilde{P}_n|} \sum_{f \in \tilde{P}_n} (i_k(f) - \bar{i}_k(n))^2$  – дисперсия параметра  $i_k(f)$ . Тогда

$$Di_k = \frac{\binom{n}{k} \sum_{j=0}^k 2^{n-j} \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} \left( 2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) - 2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) + 3^{2^j} - 1 \right)}{3^{2^{k+1}}}$$

*Доказательство.* Пусть  $\mathcal{G}_k^n$  – множество  $k$ -мерных граней куба  $B^n$ .

Рассмотрим функцию  $e(I, I', f)$ , определенную на тройках вида  $(I, I', f)$ , где  $I, I' \in \mathcal{G}_k^n$  и  $f \in \tilde{P}_n$  такую, что

$$e(I, I', f) = \begin{cases} 1, & \text{если } I \cup I' \subseteq N_f \cup N_{\tilde{f}}, I \not\subseteq N_{\tilde{f}} \text{ и } I' \not\subseteq N_{\tilde{f}}; \\ 0, & \text{если } I \subseteq N_{\tilde{f}}, I' \subseteq N_{\tilde{f}} \text{ и } I \cup I' \not\subseteq N_f \cup N_{\tilde{f}}. \end{cases}$$

Пусть  $\Phi(I, I')$  – число функций  $f \in \tilde{P}_n$  таких, что  $I \cup I' \subseteq N_f \cup N_{\tilde{f}}, I \not\subseteq N_{\tilde{f}}$  и  $I' \not\subseteq N_{\tilde{f}}$ .

Если  $|I \cap I'| = 2^j$ , то

$$\Phi(I, I') = 3^{2^n - 2^{k+1} + 2^j} \left( 2^{2^{k+1} - 2^j} - 2^{2^k - 2^j + 1} + 1 \right) = \Phi_j.$$

Если же  $|I \cap I'| = 0$ , то

$$\Phi(I, I') = 3^{2^n - 2^{k+1}} \left( 2^{2^k} - 1 \right)^2 = \Phi_\emptyset$$

Преобразуем выражение для  $Di_k(n)$ :

$$Di_k(n) = \frac{1}{|\tilde{P}_n|} \sum_{f \in \tilde{P}_n} (i_k^2(f) - 2i_k(f)\bar{i}_k(n) + \bar{i}_k^2(n)) = \left( \frac{1}{|\tilde{P}_n|} \sum_{f \in \tilde{P}_n} i_k^2(f) \right) - \bar{i}_k^2(n)$$

Подсчитаем  $S = \sum_{f \in \tilde{P}_n} i_k^2(f)$ . Имеем:

$$\begin{aligned} S &= \sum_{I, I' \in \mathcal{G}_k^n} \sum_{f \in \tilde{P}_n} e(I, I', f) = \sum_{I, I' \in \mathcal{G}_k^n} \Phi(I, I') = \sum_{j=0}^k \binom{n}{j} 2^{n-j} \binom{n-j}{k-j} \binom{n-k}{k-j} \Phi_j + \\ &\quad + \left( \left( \binom{n}{k} 2^{n-k} \right)^2 - \sum_{j=0}^k \binom{n}{j} 2^{n-j} \binom{n-j}{k-j} \binom{n-k}{k-j} \right) \Phi_\emptyset = \\ &= \sum_{j=0}^k \binom{n}{j} 2^{n-j} \binom{n-j}{k-j} \binom{n-k}{k-j} (\Phi_j - \Phi_\emptyset) + \left( \binom{n}{k} 2^{n-k} \right)^2 \Phi_\emptyset = \\ &= \binom{n}{k} \sum_{j=0}^k 2^{n-j} \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} (\Phi_j - \Phi_\emptyset) + \left( \binom{n}{k} 2^{n-k} \right)^2 \Phi_\emptyset \end{aligned}$$

Здесь было использовано равенство  $\binom{n}{j} \binom{n-j}{k-j} = \binom{n}{k} \binom{k}{j}$ .

Заметим, что

$$\begin{aligned} \left( \binom{n}{k} 2^{n-k} \right)^2 \Phi_{\emptyset} &= 3^{2^n - 2^{k+1}} (2^{2^k} - 1)^2 \left( \binom{n}{k} 2^{n-k} \right)^2 = \\ &= 3^{2^n} \left( \frac{\binom{n}{k} 2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}} \right)^2 = |\tilde{P}_n| (\bar{i}_k(n))^2. \end{aligned}$$

Тогда

$$\begin{aligned} \Phi_j - \Phi_{\emptyset} &= 3^{2^n - 2^{k+1}} \left( 2^{2^{k+1}} \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 2^{2^k+1} \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} + 3^{2^j} - 2^{2^{k+1} - 2^j} + 2^{2^k - 2^j + 1} - 1 \right) = \\ &= 3^{2^n - 2^{k+1}} \left( 2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) - 2^{2^k+1} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) + 3^{2^j} - 1 \right). \end{aligned}$$

Отсюда

$$Di_k = \frac{\binom{n}{k} \sum_{j=0}^k 2^{n-j} \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} \left( 2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) - 2^{2^k+1} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) + 3^{2^j} - 1 \right)}{3^{2^{k+1}}},$$

что и требовалось доказать. □

**Теорема 1.** Пусть  $\Psi(n) \rightarrow \infty$  при  $n \rightarrow \infty$ . Тогда для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  из класса  $\tilde{P}_n$  число  $k$ -мерных интервалов удовлетворяет неравенствам:

$$\begin{aligned} \binom{n}{k} \left( \frac{2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}} - \Psi(n) \sqrt{\frac{2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}}} \right) &< i_k(f) < \\ &< \binom{n}{k} \left( \frac{2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}} + \Psi(n) \sqrt{\frac{2^{n-k} (2^{2^k} - 1)}{3^{2^k}}} \right) \end{aligned} \quad (2.1)$$

*Доказательство.* Воспользуемся неравенством Чебышева, положив  $\theta = \Psi(n) \binom{n}{k} \sqrt{\frac{2^{n-k+2^k}}{3^{2^k}}}$ . Необходимо показать, что  $\frac{Di_k(n)}{\theta^2} \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

Заметим, что  $Di_k(n) = \frac{\binom{n}{k} 2^n \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} a_j}{3^{2^{k+1}}}$ , где

$$a_j = 2^{-j} \left( 2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) - 2^{2^k+1} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) + 3^{2^j} - 1 \right).$$

Величина  $a_j$  возрастает по  $j$ , так как

$$\frac{a_{j+1}}{a_j} = \frac{1}{2} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} + 1 + \frac{3^{2^j} (3^{2^j} - 1) \left( 1 - \left( \frac{1}{2} \right)^{2^j} \right)}{2^{2^{k+1}} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) - 2^{2^k+1} \left( \left( \frac{3}{2} \right)^{2^j} - 1 \right) + 3^{2^j} - 1} \right) > 1.$$

Следовательно,

$$Di_k \leq \frac{\binom{n}{k} 2^n a_k \sum_{j=0}^k \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j}}{3^{2^{k+1}}} \leq \binom{n}{k}^2 2^{n-k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^k}.$$

Отсюда  $\frac{Di_k(n)}{\theta^2} \leq \frac{1}{\Psi^2(n)} \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ , что и требовалось доказать.  $\square$

**Следствие 1.** У почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  из  $\tilde{P}_n$  нет интервалов размерности большей, чем  $\lceil \log_2(n \log_{3/2} 2) \rceil$ .

Положим  $k_0 = \lceil \log_2(n \log_{3/2} 2) \rceil$  и пусть  $\Psi(n) = n$  Тогда

$$i_{k_0+1} < \binom{n}{k_0+1} \left( \frac{2^{n-k_0-1} (2^{2^{k_0+1}} - 1)}{3^{2^{k_0+1}}} + n \sqrt{\frac{2^{n-k_0-1} (2^{2^{k_0+1}} - 1)}{3^{2^{k_0+1}}}} \right)$$

Выражение в правой части стремится к нулю с ростом  $n$ . Следовательно, у почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  нет интервалов размерности  $\lceil \log_2(n \log_{3/2} 2) \rceil$ , а значит и интервалов большей размерности.

**Следствие 2.** Для почти всех функций

$$\frac{2^n}{3} - n \sqrt{\frac{2^n}{3}} \leq |N_f| \leq \frac{2^n}{3} + n \sqrt{\frac{2^n}{3}}$$

Заметим, что  $|N_f| = i_0(f)$ . Тогда утверждение вытекает из Теоремы 1, если положить в ней  $\Psi(n) = n$ .

**Следствие 3.** Пусть  $k_1 = \lceil \log_2 \log_{3/2} n + \log_2 \log_2 \log_{3/2} n \rceil$ , а  $Q_{k_1}(f)$  – число вершин  $\tilde{\alpha} \in N_f$ , содержащихся хотя бы в одном интервале функции  $f$  размерности, большей чем  $k_1$ . Тогда у почти всех функций

$$Q_{k_1}(f) \leq n^{-(1-\delta_n) \log_2 \log_{3/2} n} \cdot 2^n,$$

где  $\delta_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

В самом деле, пусть  $Q'_{k_1}(f)$  – число вершин  $\tilde{\alpha} \in N_f$ , содержащихся хотя бы в одном интервале функции  $f$  размерности, равной  $k_1 + 1$ . Ясно, что  $Q_{k_1}(f) = Q'_{k_1}(f) \leq 2^{k_1+1} i_{k_1+1}(f)$ , но у почти всех функций

$$i_{k_1+1}(f(\tilde{x}^n)) < \bar{i}_{k_1+1}(n) \left( 1 + \Psi(n) \left( \frac{2^{n-k_1-1} (2^{2^{k_1+1}} - 1)}{3^{2^{k_1+1}}} \right)^{-1/2} \right).$$

Полагая  $\Psi(n) = n$ , получим для произвольного  $\varepsilon$  и достаточно больших  $n$

$$\begin{aligned} Q_{k_1}(f) &\leq 2^{k_1+1} \frac{\binom{n}{k_1+1} 2^{n-k_1-1} (2^{2^{k_1+1}} - 1)}{3^{2^{k_1+1}}} (1 + \varepsilon) \leq \binom{n}{k_1+1} 2^n \left(\frac{3}{2}\right)^{2^{k_1+1}} (1 + \varepsilon) \leq \\ &\leq (1 + \varepsilon) n^{k_1+1} 2^n \left(\frac{3}{2}\right)^{-2 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n} \leq n^{-(1-\delta_n) \log_2 \log_{3/2} n} \cdot 2^n, \end{aligned}$$



где  $\delta_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

**Следствие 4.** Пусть  $k_2 = \lfloor \log_2 \log_{3/2} n \rfloor$ ,  $i(f)$  – число всех интервалов функции  $f$ . Тогда для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$

$$i(f) = \left( \binom{n}{k_2} 2^{n-k_2} \frac{(2^{2^{k_2}} - 1)}{3^{2^{k_2}}} + \binom{n}{k_2 + 1} 2^{n-k_2-1} \frac{(2^{2^{k_2+1}} - 1)}{3^{2^{k_2+1}}} \right) (1 + \delta_n),$$

где  $\delta_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

Рассмотрим отношение

$$\lambda_k = \frac{\bar{i}_{k+1}(n)}{\bar{i}_k(n)} = \frac{(n-k)}{2(k+1)} \frac{(2^{2^k} + 1)}{3^{2^k}}.$$

Ясно, что  $\lambda_k \rightarrow \infty$  при  $k < k_2$  и  $\lambda_k \rightarrow 0$  при  $k > k_2$ . Для достаточно больших  $n$  имеем  $\lambda_k > 1$  при  $k < k_2$  и  $\lambda_k < 1$  при  $k \geq k_2$ . Поэтому  $\max_k \bar{i}_k(n)$  достигается либо при  $k = k_2$  либо при  $k = k_2 + 1$ .

Полагая в (2.1)  $\Psi(n) = n$ , получим, что для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  и  $k < \lfloor \log_2(n \log_{3/2} 2) \rfloor$

$$\bar{i}_k(n)(1 - \delta_n) < i_k(n) < \bar{i}_k(n)(1 + \delta_n),$$

где  $\delta_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

Суммируя эти неравенства по  $k$ ,  $0 \leq k \leq \lfloor \log_2(n \log_{3/2} 2) \rfloor$  и учитывая, что  $\lambda_k > n^c$ ,  $c > 0$  при  $k < k_2$  и  $\lambda_k < (\log_2 \log_{3/2} n)^{-1}$  при  $k \geq k_2$ , получим, что для почти всех функций

$$(\bar{i}_{k_2}(n) + \bar{i}_{k_2+1}(n))(1 - \delta'_n) < i(f) < (\bar{i}_{k_2}(n) + \bar{i}_{k_2+1}(n))(1 + \delta'_n),$$

где  $\delta'_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

**Следствие 5.** Для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$

$$i(f) = n^{(1-\delta_n) \log_2 \log_{3/2} n} 2^n,$$

где  $\delta_n = O\left(\frac{1}{\log_2 n}\right)$ .

Вытекает из предыдущего следствия.

**Следствие 6.** Для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  число максимальных интервалов не превосходит  $n^{(1-o(1)) \log_2 \log_{3/2} n} 2^n$ .

На рисунке 1 показана зависимость  $\bar{i}_n(k)$  от  $k$ . Из теоремы 1 вытекает, что для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  параметр  $i_n(k)$  зависит от  $k$  подобным же образом.

**Следствие 7.** Пусть  $l^M(f)$ ,  $l(f)$  – длины, а  $L(f)$ ,  $L^K(f)$  – сложности минимальной и кратчайшей д.н.ф. функции  $f$ . Тогда для почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$

$$l^M(f) = l(f)(1 + \delta_n), \quad L^K(f) = L(f)(1 + \delta'_n), \quad L(f) = n l(f)(1 + \delta''_n),$$

где  $\delta_n, \delta'_n, \delta''_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

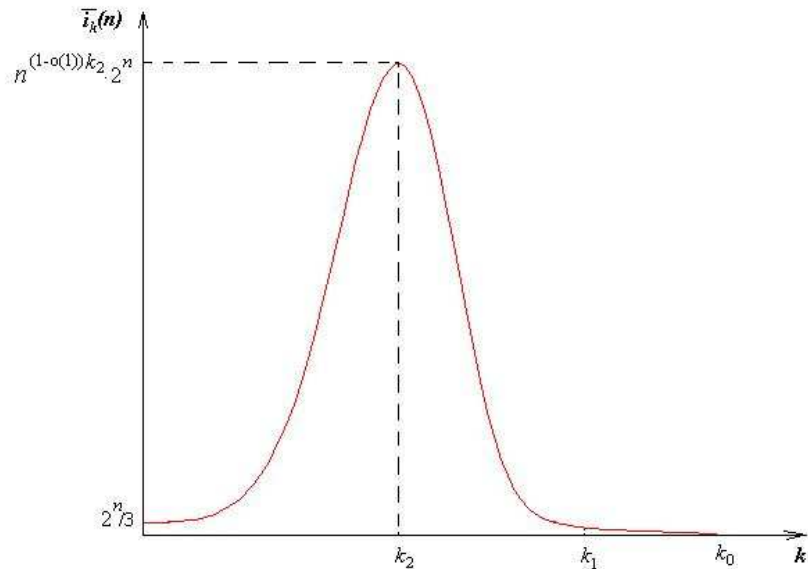


Рис. 1. Зависимость  $\bar{i}_n(k)$  от  $k$ .

В силу следствия 1 имеем:

$$(n - \lceil \log_2(n \log_{3/2} 2) \rceil) l(f) \leq (n - \lceil \log_2(n \log_{3/2} 2) \rceil) l^M(f) \leq L(f) \leq L^k(f) \leq n l(f).$$

Отсюда и вытекает утверждение.

### 3. НИЖНЯЯ ОЦЕНКА КРАТЧАЙШЕЙ Д.Н.Ф.

Из предшествующих результатов следует, что для получения асимптотических оценок параметров  $l^M(f)$ ,  $l(f)$ ,  $L(f)$ ,  $L^k(f)$  достаточно найти асимптотическую оценку одного из этих параметров, например,  $l(f)$ .

**Теорема 2.** Для почти всех функций  $f(\tilde{x}_n)$

$$L(f) \geq \frac{c n 2^n}{3 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n}, \quad l(f) \geq \frac{c 2^n}{3 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n},$$

где  $1/2 < c < 1$ .

*Доказательство.* Рассмотрим множество  $\tilde{P}'_n$  функций  $f \in \tilde{P}'_n$ , обладающих следующими свойствами:

1.  $|N_f| \geq \frac{2^n}{3} - n \sqrt{\frac{2^{n+1}}{3}}$ ;
2.  $Q_{k_1}(f) \leq n^{-(1+o(1)) \log_2 \log_{3/2} n} 2^n$ .

Из следствий 1–3 вытекает, что  $\lim_{n \rightarrow \infty} |P'_n| 2^{-2^n} = 1$ .

Покажем, что для всякой функции  $f \in P'_n$  любое покрытие множества  $N_f$  интервалами имеет мощность, большую  $\frac{c 2^n}{3 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n}$ . В самом деле, из свойств (1) и (2) вытекает, что по меньшей мере  $\frac{2^n}{3}(1 - o(1))$  вершин множества  $N_f$  покрываются

лишь интервалами размерности не большей, чем  $k_1 = \lceil \log_2 \log_{3/2} n + \log_2 \log_2 \log_{3/2} n \rceil$ . Отсюда

$$l(f) \geq \frac{|N_f| - Q_{k_1}(f)}{2^{k_1}} \geq \frac{c 2^n}{3 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n}$$

□

#### 4. ВЕРХНЯЯ ОЦЕНКА КРАТЧАЙШЕЙ Д.Н.Ф.

Оценим сверху длину кратчайшей д.н.ф. для почти всех функций  $f \in \tilde{P}_n$ .

Пусть  $\tilde{P}_n(\tilde{\alpha})$  – множество всех функций  $f \in \tilde{P}_n$ , таких, что  $f(\tilde{\alpha}) = 1$ . Очевидно,  $|\tilde{P}_n(\tilde{\alpha})| = 3^{2^n - 1}$ . Пусть  $\mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$  – множество  $k$ -мерных граней куба  $B^n$ , содержащих вершину  $\tilde{\alpha}$ . Обозначим через  $v_k(\tilde{\alpha}, f)$  число  $k$ -мерных интервалов функции  $f$ , содержащих вершину  $\tilde{\alpha}$ . Пусть

$$\begin{aligned} \bar{v}_k(n) &= 3^{-2^n + 1} \sum_{f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})} v_k(\tilde{\alpha}, f), \\ Dv_k(n) &= 3^{-2^n + 1} \sum_{f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})} (v_k(\tilde{\alpha}, f) - \bar{v}_k(n)). \end{aligned}$$

#### Утверждение 3.

$$\begin{aligned} \bar{v}_k(n) &= \binom{n}{k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^k - 1}, \\ Dv_k(n) &\leq \bar{v}_k^2(n) \left( \frac{3k^3}{2n} + \frac{k \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k - 1}}{\binom{n}{k}} \right) \end{aligned}$$

*Доказательство.* Аналогично тому, как это делалось при доказательстве утверждения 1, получаем, что

$$\bar{v}_k(n) = 3^{-2^n + 1} \sum_{I \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})} \Phi(I),$$

где  $\Phi(I)$  – число функций  $f \in \tilde{P}_n$ , таких, что  $I \subseteq N_f$ .

Если  $I \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$ , то  $\Phi(I) = 3^{2^n - 2^k} 2^{2^k - 1} = 3^{2^n - 1} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^k - 1}$ . Отсюда

$$\bar{v}_k(n) = \binom{n}{k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^k - 1}.$$

Покажем теперь, что  $Dv_k(n) \leq 3^{-2^n + 1} \sum \Phi(I, I')$ , где  $\Phi(I, I')$  – число функций  $f \in \tilde{P}_n$ , для которых грани  $I, I'$  из  $\mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$  являются интервалами функции  $f$ , а суммирование ведется по всем парам граней  $I, I'$  таким, что  $I \cap I' \neq \{\tilde{\alpha}\}$ ,  $I, I' \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$ .

В самом деле,

$$Dv_k(n) = \left( 3^{-2^n + 1} \sum_{f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})} v_k^2(\tilde{\alpha}, f) \right) - \bar{v}_k^2(n).$$

Оценим сверху  $\sum_{f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})} v_k^2(\tilde{\alpha}, f)$ .

Нетрудно видеть, что

$$v_k^2(\tilde{\alpha}, f) = \sum_{I \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})} \sum_{I' \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})} e(I, I', f),$$

где  $e(I, I', f) = 1$ , если  $I \cup I' \subseteq N_f$ , и  $e(I, I', f) = 0$ , если  $I \cup I' \not\subseteq N_f$ . Поэтому

$$S = \sum_{I \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})} \sum_{I' \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})} \sum_{f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})} e(I, I', f) = \sum_{I, I'} \Phi(I, I'),$$

где суммирование ведется по всевозможным упорядоченным парам граней  $I, I'$  из  $\mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$ .

Разобьем последнюю сумму на две  $S_1$  и  $S_2$ , где

$$S_1 = \sum_{I \cap I' = \{\tilde{\alpha}\}} \Phi(I, I'), \quad S_2 = \sum_{I \cap I' \neq \{\tilde{\alpha}\}} \Phi(I, I').$$

Если  $I \cap I' = \{\tilde{\alpha}\}$ , то имеем  $\Phi(I, I') = 3^{2^n - 2^{k+1} + 1} 2^{2^{k+1} - 2} = 3^{2^n - 1} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1} - 2}$ . Отсюда получаем

$$S_1 = \binom{n}{k} \binom{n-k}{k} 3^{2^n - 1} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1} - 2} \leq 3^{2^n - 1} \left( \binom{n}{k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^k - 1} \right)^2 = 3^{2^n - 1} \bar{v}_k^2(n).$$

Теперь видно, что

$$Dv_k(n) = 3^{-2^n + 1} (S_1 + S_2) - \bar{v}_k^2(n) \leq 3^{2^n - 1} S_2.$$

Оценим  $S_2$ .

Пусть грани  $I, I' \in \mathcal{G}_k^n(\tilde{\alpha})$  пересекаются по грани размерности  $j$ . Тогда  $\Phi(I, I') = 3^{2^n - 2^{k+1} + 2^j} 2^{2^{k+1} - 2^j - 1} = \frac{1}{2} 3^{2^n} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1} - 2^j}$ . Имеем:

$$S_2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k \binom{n}{j} \binom{n-j}{k-j} \binom{n-k}{k-j} 3^{2^n} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1} - 2^j} = \frac{1}{2} 3^{2^n} \binom{n}{k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1}} \sum_{j=1}^k \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} \left(\frac{3}{2}\right)^{2^j}$$

Положим  $a_j = \binom{k}{j} \binom{n-k}{k-j} \left(\frac{3}{2}\right)^{2^j}$ . Отношение

$$\frac{a_{j+1}}{a_j} = \frac{(k-j)^2 \left(\frac{3}{2}\right)^{2^j}}{(j+1)(n-2k+j+1)}$$

меньше 1, если  $j < \lfloor \log_2 \log_{3/2} n \rfloor$ , и больше 1, если  $k > j \geq \lfloor \log_2 \log_{3/2} n \rfloor$ . Поэтому

$$\sum_{j=1}^k a_j \leq k(a_1 + a_k) \leq k \left( k \binom{n-1}{k-1} \left(\frac{3}{2}\right)^2 + \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k} \right).$$

Таким образом, получаем

$$S_2 \leq \frac{1}{2} 3^{2^n} \binom{n}{k} \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1}} k \left( k \binom{n-1}{k-1} \left(\frac{3}{2}\right)^2 + \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k} \right) =$$

$$= \binom{n}{k}^2 \left(\frac{2}{3}\right)^{2^{k+1}-2} 3^{2^n-1} \left(\frac{3k^3}{2n} + \frac{k \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k-1}}{\binom{n}{k}}\right) = \bar{v}_k^2(n) 3^{2^n-1} \left(\frac{3k^3}{2n} + \frac{k \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k-1}}{\binom{n}{k}}\right)$$

и

$$Dv_k(n) \leq \bar{v}_k^2(n) \left(\frac{3k^3}{2n} + \frac{k \left(\frac{3}{2}\right)^{2^k-1}}{\binom{n}{k}}\right)$$

□

**Следствие.** Если  $k \leq k_1 - 1 = \lceil \log_2 \log_{3/2} n + \log_2 \log_2 \log_{3/2} n \rceil - 1$ , то  $Dv_k(n) \leq \frac{c \log_2 n}{n} \bar{v}_k^2(n)$ , где  $c$  – константа.

**Утверждение 4.** Пусть  $1 \leq k \leq k_1 - 1$ . Тогда доля  $\delta_n$  тех функций  $f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})$ , для которых  $|v_k(\tilde{\alpha}, f) - \bar{v}_k(n)| \geq \frac{1}{\log_2 n} \bar{v}_k(n)$ , не превосходит  $\frac{c \log_2^3 n}{n}$ .

*Доказательство.* На основании неравенства Чебышева доля  $\delta_n$  функций  $f \in \tilde{P}_n(\tilde{\alpha})$ , для которых  $|v_k(\tilde{\alpha}, f) - \bar{v}_k(n)| \geq \theta$  должна удовлетворять неравенству  $\delta_n \leq \frac{Dv_k(n)}{\theta^2}$ . Положив  $\theta = \frac{\bar{v}_k(n)}{\log_2 n}$ , получаем требуемое утверждение. □

**Утверждение 5.** Пусть  $f \in \tilde{P}_n$  и  $b_k(f)$  – число тех вершин  $\tilde{\alpha} \in N_f$ , для которых  $|v_k(\tilde{\alpha}, f) - \bar{v}_k(n)| \geq \frac{1}{\log_2 n} \bar{v}_k(n)$ . Пусть  $\delta'_n$  – доля тех функций, у которых  $b_k(f) \leq \frac{\log_2^4 n}{n} 2^n$ . Тогда  $\delta'_n \geq 1 - \frac{c}{\log_2 n}$ .

*Доказательство.* Оценим среднее  $\bar{b}_k(n) = 3^{-2^n} \sum_{f \in \tilde{P}_n} b_k(f)$ .

Обозначим через  $\Phi(\tilde{\alpha})$  – число функций таких, что  $\tilde{\alpha} \in N_f$  и  $|v_k(\tilde{\alpha}, f) - \bar{v}_k(n)| \geq \frac{\bar{v}_k(n)}{\log_2 n}$ . Тогда  $\bar{b}_k(n) = 3^{-2^n} \sum_{\tilde{\alpha} \in B^n} \Phi(\tilde{\alpha})$ . Заметим, что  $\Phi(\tilde{\alpha}) = \delta_n 3^{2^n-1} \leq \frac{c \log_2^3 n}{n} 3^{2^n-1}$ . Отсюда получаем  $b_k(f) \leq \frac{c \log_2^3 n}{n} 2^n$ .

В силу леммы 1 доля тех функций  $f \in \tilde{P}_n$ , для которых  $b_k(f) \geq \frac{\log_2^4 n}{n} 2^n$  не превосходит  $\frac{c}{\log_2 n}$ . Значит, доля тех функций  $f$ , для которых  $b_k(f) \leq \frac{\log_2^4 n}{n} 2^n$ , больше, чем  $1 - \frac{c}{\log_2 n}$ , что и требовалось доказать. □

**Теорема 3.** Для почти всех функций  $f \in \tilde{P}_n$  существует д.н.ф.  $D$  длины  $l(D) \leq \frac{c 2^n}{\log_{3/2} n}$  и сложности  $L(D) \leq \frac{cn 2^n}{\log_{3/2} n}$

*Доказательство.* Рассмотрим подмножество  $\tilde{P}_n'' \subset \tilde{P}_n$  всех функций  $f(\tilde{x}^n)$ , обладающих следующими свойствами:

1.  $|N_f| \leq \frac{2^n}{3} + n \sqrt{\frac{2^n}{3}}$ ;
2.  $b_k(f) \leq \frac{\log_2^4 n}{n} 2^n$  для всех  $k \leq k_1 - 2$ ;
3.  $i_{k_1-2}(f) = \binom{n}{k_1-2} 2^{n-k_1+2} \frac{(2^{2^{k_1-2}}-1)}{3^{2^{k_1-2}}} (1 + \delta_n)$ , где  $\delta_n \rightarrow 0$  при  $n \rightarrow \infty$ .

Из следствия 4 и утверждения 5 вытекает, что почти все функции обладают свойствами 1 и 2.

Свяжем теперь с каждой функцией  $f \in \tilde{P}_n''$  гиперграф  $H_f = (V, \mathcal{E})$ , в котором  $V = N_f$ , а  $\mathcal{E}$  совпадает с множеством всех интервалов функции  $f$ . Пусть  $\mathcal{F}$  – множество всех интервалов размерности  $k = \lceil \log_2 \log_{3/2} n + \log_2 \log_2 \log_{3/2} n \rceil - 2$ , а  $Y$  – множество тех  $\tilde{\alpha} \in N_f$ , для которых  $v_k(\tilde{\alpha}, f) \geq \bar{v}_k(n) \left(1 - \frac{1}{\log_2 n}\right)$ . Положим  $\epsilon = \frac{3 \log_2^4 n}{n}$ . Ясно, что условия Леммы 2 выполняются. Поэтому длина всякого градиентного покрытия гиперграфа  $H$  не превосходит

$$1 + \frac{\log_2^4 n}{n} 2^n + 2^{n-k_1+2} (1 + \delta_n) \ln (3e 2^{k_1-2} (1 + \delta'_n)) \sim k_1 2^{n-k_1+2} \sim \frac{c 2^n}{\log_{3/2} n}.$$

Отсюда и вытекает утверждение теоремы.  $\square$

Таким образом, у почти всех функций  $f(\tilde{x}^n)$  из класса  $\tilde{P}_n$  длина кратчайшей д.н.ф. удовлетворяет неравенствам

$$\frac{c 2^n}{3 \log_{3/2} n \log_2 \log_{3/2} n} \leq l(f) \leq \frac{c 2^n}{\log_{3/2} n}.$$

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе получены нижние и верхние оценки кратчайших днф почти всех частичных булевых функций, принимающих каждое из значений 0, 1, – с вероятностью 1/3.

Автор выражает признательность проф. Сапоженко А. А. за постановку задачи и внимание к работе.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Васильев Ю.Л., Глаголев В.В. Метрические свойства дизъюнктивных нормальных форм. Сб. Дискретная математика и математические вопросы кибернетики. М.: Наука, 1974, С. 99-206.
2. Журавлев Ю.И. Об отделимости подмножеств вершин  $n$ -мерного единичного куба // Труды МИАН, 1958 г., том LI, С 143-157.
3. Сапоженко А.А. Дизъюнктивные нормальные формы. – М.: Изд-во Московского университета, 1975.
4. Сапоженко А.А., Чухров И.П. Минимизация булевых функций в классе дизъюнктивных нормальных форм // Итоги науки и техники, Теория вероятностей, мат. статистика, теоретическая кибернетика, т. 25, М.: ВИНТИ, 1987, С 68-116.
5. Гаврилов Г.П., Сапоженко А.А. Задачи и упражнения по дискретной математике. – М.: Физматлит, 2004 г. 416 с.
6. Сапоженко А.А. Проблема Дедекинда и метод граничных функционалов. – М.: Изд. отдел ф-та ВМиК МГУ, 2005. 124 с.
7. O'Connor L. A new lower bound on the expected size of irredundant forms for Boolean functions // Information Processing Letters, Volume 53, Number 6, 24 March 1995, pp. 347-353(7).

Статья поступила в редакцию 30.04.2008

УДК 681.3.06

## ФОРМИРОВАНИЕ И КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ПОНЯТИЙ НА ОСНОВЕ МНОЖЕСТВА СИТУАЦИОННЫХ КОНТЕКСТОВ

© Михайлов Д.В., Емельянов Г.М., Степанова Н.А.

Новгородский государственный университет им. Ярослава Мудрого,  
Институт электронных и информационных систем  
ул. Б.С.-ПЕТЕРБУРГСКАЯ, 41, г. Великий Новгород, Россия, 173003

E-MAIL: [Dmitry.Mikhaylov@novsu.ru](mailto:Dmitry.Mikhaylov@novsu.ru)

**Abstract.** The approach to the decision of a task of automatic formation of conceptual structure of the thesaurus of the Subject Area on the base of Natural Language's texts is represented. Authors consider (on a material of Russian) the method of revealing of Semantic Classes of concepts on the basis of syntactic contexts of words designating them.

### ВВЕДЕНИЕ

Центральной задачей анализа смысла высказывания Естественного Языка (ЕЯ) является выделение класса Семантической Эквивалентности (СЭ) [1]. Наиболее известная система классов СЭ в ЕЯ определяется множеством правил синонимических преобразований ЕЯ-высказываний в рамках стандартных Лексических Функций [2]. В общем случае указанная система знаний строится на основе независимых текстовых описаний ситуаций (явлений) действительности выделением различающихся описаний одной и той же ситуации (явления). Далее ставится задача установления степени близости между синонимичными описаниями, но уже различных ситуаций (явлений) и формирования знаний о синонимии в виде прецедентов СЭ [3]. Такая постановка задачи приобретения и систематизации знаний о СЭ делает принципиально возможным ее решение на ЭВМ как задачи таксономии знаний. Тем не менее, при независимом ЕЯ-описании одной и той же ситуации *возникает проблема* оценки адекватности как формируемых знаний о синонимии, так и самих текстовых описаний ситуаций. Данная *проблема* особенно *актуальна* при распознавании частичных СЭ ЕЯ-высказываний. Наиболее естественным путем ее решения является автоматическое выделение и систематизация понятий заданной Предметной Области, значимых в описываемых ситуациях, непосредственно на основе описывающих текстов. Разработка математической модели процесса формирования понятийной структуры тезауруса на основе текстов предметно-ограниченной тематики для задач анализа СЭ сформулирована как *основная цель* настоящей работы.

#### 1. СЕМАНТИКА СИНТАКСИСА КАК ОСНОВА КЛАСТЕРИЗАЦИИ

*Идея предлагаемого решения* основана на зависимости лексической сочетаемости слова от его Семантического Класса (СК) [1] в заданном ЕЯ. С СК отождествляется обозначаемое словом понятие (сущность, предмет, явление) реального мира. Поэтому справедливым будет предположить, что и сам СК слова может быть выявлен путем анализа сочетаний слова с другими словами в ЕЯ-текстах по тематике заданной Предметной Области.

В работе [1] нами рассматривалась сочетаемость предикатных слов — глаголов и их производных. Следует отметить, что для извлечения СК слова из набора текстов заданной тематики первостепенную роль играет контекст целевого слова. Наибольшую точность, как показывает практика, дают модели контекста на основе синтаксических связей в предложении [4, 8]. В работе [1] мы фактически рассматривали контекст предикатного слова, который определяется, в первую очередь, синтаксическими связями между предикатом и его семантическими актантами. Для формализации понятий Предметной Области, обозначающих участников тех или иных ситуаций, необходимо ввести в рассмотрение сочетаемость соответствующих существительных со словами, являющимися синтаксически главными по отношению к ним. Причем наряду с сочетаниями «актант–предикат» требуется учитывать произвольные сочетания существительных в тексте между собой (в том числе посредством предлогов).

Каждое выявляемое из текста понятие идентифицируется (в первую очередь) относительно заданного множества ситуаций. Поскольку сами ситуации обозначаются глаголами (либо их производными), наиболее приемлемым вариантом контекста для существительного  $g_k$ , обозначающего некоторое выявляемое понятие, будет последовательность соподчиненных слов :

$$S_k = \{m_1, \dots, m_l, m_{l+1}, \dots, m_{n(k)}, g_k\}, \quad (1.1)$$

где  $m_1$  — глагол (отглагольное существительное),  $\forall m_l \in \{m_2, \dots, m_{n(k)}\}$  — некоторое существительное. Причем между любой парой слов в (1.1) имеет место некоторое отношение синтаксического подчинения  $R_q$  ( $q$  — тип отношения, характеризуется падежом зависимого слова и предлогом для связи синтаксически главного слова с зависимым).

Введение в рассмотрение контекста (1.1) дает основание предположить наличие в тексте для  $\forall m_l \in \{m_1, \dots, m_{n(k)-1}\}$  последовательности  $S_{kl} \neq S_k$  :

$$S_{kl} = \{m_l, g_k\}, \quad (1.2)$$

в которой  $m_l R_q g_k$ . При этом обязательным является  $m_l R_q m_{l+1}$  в (1.1). Будем называть последовательность  $S_k$  вида (1.1) ситуационным контекстом для  $g_k$ . В этом случае  $S_k$  в совокупности с множеством  $\{S_{kl} \mid l = \overline{1, n(k) - 1}\}$  последовательностей вида (1.2) определяют некоторые ситуации (либо ассоциируемые с ними понятия) относительно  $g_k$ . Причем с любой из  $S_{kl}$  всегда связывается более абстрактное понятие (ситуация), чем с  $S_k$ .

**Утверждение 6.** При наличии  $S_k = \{m_1, \dots, m_{n(k)}, g_k\}$  (1.1) и  $S_{k1} = \{m_1, g_k\}$  (1.2) в анализируемом тексте имеет место частичная СЭ (относительно  $g_k$ ).

**Пример.** «Характеристика сложности семейства алгоритмов» — «характеристика алгоритмов». Подобная СЭ может задаваться, в частности, Генитивной Конструкцией [4, 8]. Для сравнения : «сложность подсемейства модели» — «сложность модели».

**Утверждение 7.** При  $m_1 R_q m_2$  возможно существование отношение  $R_q$  между  $m_1$  и любым словом последовательности (1.1).

Действительно, реальные тексты Естественных Языков, в частности, русского, обладают тем свойством, что при наличии  $R_q : m_1 R_q m_2$  в последовательности вида (1.1) возможно установление данного отношения между  $m_1$  и  $\forall m_l \in \{m_3, \dots, m_{n(k)}\}$ , а также между  $m_1$  и  $g_k$  вне зависимости от уже существующих отношений между словами этой последовательности. Данное свойство следует из соотношения смыслов соподчиненных слов. При этом для установления  $m_1 R_q m_i$  (либо  $m_1 R_q g_k$ ) каждое зависимое слово должно быть приведено в соответствующую морфологическую форму.



**Пример.** «Рассматривать на множестве семейств алгоритмов» — допустимыми с точки зрения синтаксиса и семантики русского языка являются также словосочетания «рассматривать на семействах» и «рассматривать на алгоритмах».

В настоящей работе в качестве базовой структуры для выявления и кластеризации понятий предлагается использовать ситуационные контексты (1.1), которые участвуют в описании частичных СЭ в соответствии с Утверждением 6. Ставится задача : путем синтаксического разбора предложений выявить указанные контексты в анализируемом тексте и на их основе выполнить концептуальную кластеризацию.

## 2. КОНЦЕПТУАЛЬНАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ПОНЯТИЙ НА ОСНОВЕ РЕЗУЛЬТАТОВ СИНТАКСИЧЕСКОГО РАЗБОРА ПРЕДЛОЖЕНИЙ

Результатом синтаксического анализа текста является набор деревьев разбора предложений. В настоящей работе синтаксический анализ осуществляется программой «Cognitive Dwarf» (ООО «Когнитивные технологии», <http://cs.isa.ru:10000/dwarf>). При тестировании данная программа показала самые точные результаты разбора.

На основе полученного набора деревьев формируются ситуационные контексты (1.1). При этом с каждого дерева последовательно считываются пары  $(x, y)$ , где  $x$  — синтаксически главное слово,  $y$  — зависимое слово. Дальнейшая обработка считанных пар направлена на выявление последовательностей (1.1) и (1.2) в соответствии с Утверждением 6. Как результат формируется  $\{S_k : S_k — последовательность вида (1.1)\} =: P^S$ .

В качестве инструмента концептуальной кластеризации выявленных ситуационных контекстов (1.1) как основы выделения понятий в настоящей работе используются методы теории Анализа Формальных Понятий (АФП) [4, 5, 8] — расширения теории решеток.

Приведем используемые далее основные определения из теории АФП.

Пусть  $G$  — множество объектов,  $M$  — множество признаков для объектов из  $G$ . Имеем также бинарное отношение  $I \subseteq G \times M$ . Если  $g \in G$  и  $m \in M$ , то  $gIm$  имеет место тогда и только тогда, когда  $g$  обладает признаком  $m$ .

**Определение 1.** Тройка  $K = (G, M, I)$  называется формальным контекстом. При этом для произвольных  $A \subseteq G$  и  $B \subseteq M$  вводится пара отображений :  $A' = \{m \in M | \forall g \in A : gIm\}$  и  $B' = \{g \in G | \forall m \in B : gIm\}$ .

**Определение 2.** Пара множеств  $(A, B)$ , таких что  $A \subseteq G$ ,  $B \subseteq M$  и  $A' = B$ ,  $B' = A$ , называется Формальным Понятием (ФП) с формальным объемом  $A$  и формальным содержанием  $B$ .

**Определение 3.** ФП  $(A_1, B_1)$  называют подпонятием ФП  $(A_2, B_2)$ , если  $A_1 \subseteq A_2$ . При этом  $(A_2, B_2)$  называют суперпонятием для ФП  $(A_1, B_1)$ , обозначается как  $(A_1, B_1) \leq (A_2, B_2)$ . Отношение  $\leq$  будем называть отношением порядка для ФП.

**Определение 4.** Формальные Понятия  $C_1$  и  $C_2$  считаются сравнимыми, если либо  $C_1 \leq C_2$ , либо  $C_2 \leq C_1$ . В противном случае эти ФП называют несравнимыми.

**Определение 5.** Множество всех ФП контекста  $K = (G, M, I)$  вместе с заданным на нем отношением  $\leq$  обозначают  $\mathfrak{R}(G, M, I)$  и называют решеткой Формальных Понятий.

**Определение 6.** Подмножество множества Формальных Понятий, в котором каждые два элемента являются сравнимыми, называют цепочкой, а если каждые два элемента являются несравнимыми, называют антицепочкой.

**Определение 7.** Под областью в решетке Формальных Понятий понимается набор Формальных Понятий, связанных отношением порядка с одним Наибольшим Общим Подпонятием (НОПП) и/или одним Наименьшим Общим Суперпонятием (НОСП). В роли НОПП может выступать наименьшее ФП в решетке, а в роли НОСП — вершинное ФП.

**Определение 8.** ФП  $C_2$  называется соседним по отношению к ФП  $C_1$  в решетке  $\mathfrak{R}$ , если они имеют НОСП, отличное от вершинного ФП в этой решетке.

**Замечание.** АФП по определению есть инструмент концептуальной кластеризации, так как  $\forall(A, B) \in \mathfrak{R}$  есть класс с заданной интерпретацией в виде содержания —  $B$ .

При извлечении из текста  $\{g_k\}$  соответствует множеству объектов  $G$ . В множество признаков  $M$  включаются существительные и глаголы : для  $\forall m \in M$  найдется такое  $g_k$ , что  $g_k$  задает ситуацию СЭ в соответствии с Утверждением 6 и  $m \in \{m_1, \dots, m_{n(k)}\}$  в (1.1). Отношение  $I \subseteq G \times M$  в этом случае ставит в соответствие каждому  $g_k \in G$  соподчиненные слова  $m_l \in \{m_1, \dots, m_{n(k)}\}$  последовательности (1.1) : для  $\forall(g_k, m_l) \in I$  в анализируемом тексте присутствует  $S_{kl} = \{m_l, g_k\}$  (1.2).

**Замечание.** Как следует из (1.1), в зависимости от наличия/отсутствия предлога между главным и зависимым словом,  $\forall m \in M$  может быть представлен как :

$$m = \begin{cases} x \odot \langle : \rangle \odot p_y \\ x, \end{cases} \quad (2.1)$$

где  $x$  — синтаксически главное слово,  $y$  — зависимое слово,  $p_y$  — предлог,  $\odot$  — операция конкатенации.

В процессе генерации  $K = (G, M, I)$  пары  $(g_k, m)$  выбираются таким образом, чтобы  $\forall C = (A, B) : C \in \mathfrak{R}(G, M, I)$  входило в цепочку максимальной длины при  $|A| \rightarrow \max$ . В целях соответствия формируемого тезауруса требованию иерархичности в настоящей работе используется введенный в [4] критерий полезности решетки  $\mathfrak{R}$  :

$$F = \max_{j=1}^J \left( \sum_{i=1}^{n_j} |A_i| \right), \quad (2.2)$$

где  $J$  — индексное множество цепочек,  $j \in J$  — номер цепочки,  $n_j$  — количество ФП в цепочке с номером  $j$ ,  $i$  — порядковый номер ФП в цепочке.

Рассмотрим последовательность шагов по построению  $\mathfrak{R}(G, M, I)$  с максимальным значением критерия полезности (1.4).

Как следует из Утверждения 7, первоначальное формирование пар-кандидатов  $(g_k, m)$  для включения в  $I \subseteq G \times M$  может быть выполнено на основе  $P^S$  согласно Алгоритму 1.

Следующий этап — сбор информации о частоте  $Cnt(m)$  встречаемости каждого  $m \in M$  с различными  $g_k \in G$ .  $Cnt(m)$  используется для оценки информативности [4, 8] каждого признака из первоначально выявленных для  $\{g_k\}$  и подсчитывается в соответствии с Алгоритмом 2 как число соответствующих употреблений  $m \in M$  в тексте [6, с. 203].

С учетом требований критерия (1.4) формирование  $\mathfrak{R}(G, M, I)$  в настоящей работе ведется по областям, исходя из соображений максимизации длины цепочек при максимизации объема каждого ФП из входящих в цепочку. С целью минимизации числа спорных ФП [4] каждое следующее ФП в цепочке выбирается по принципу постепенного уменьшения  $|B|$  и максимизации количества общих признаков с потенциальным подпонятием при минимальном количестве общих признаков с любым ФП, не входящим в цепочку.

**Алгоритм 1** Формирование пар-кандидатов на включение в отношение  $I$ .

---

**Вход:**  $P^S = \{S_k : S_k \text{ — последовательность вида (1.1)}\}$ ;  
**Выход:**  $P^K = \{P_k^K : P_k^K = \{(g_k, m) : (g_k, m) \in I\}\}$ ;  
 // В целях удобства последующего формирования решетки  
 // пары группируются для каждого  $g_k$ .  
 $P^K := \emptyset$ ; // Инициализация  
**пока**  $P^S \neq \emptyset$   
 Выбрать  $S_k$  из  $P^S$ ;  
 $P_k^K := \emptyset$ ;  
 для  $l = 1, \dots, n(k)$   
 $P_k^K := P_k^K \cup \{(g_k, m_l)\}$ ; //  $S_k = \{m_1, \dots, m_{n(k)}, g_k\}$  в соответствии с (1.1)  
 $P^K := P^K \cup \{P_k^K\}$ ;  
 $P^S := P^S \setminus \{S_k\}$ ;

---

**Алгоритм 2** Формирование частотного словаря для  $M$ .

---

**Вход:**  $P^K = \{P_k^K\}$  на выходе Алгоритма 1;  
**Выход:**  $P^{Cnt} = \{(m, Cnt(m)) | m \in M\}$ ;  
 $P^{Cnt} := \emptyset$ ; // Инициализация  
 $P^U := \emptyset$ ; // Вспомогательный цикл — объединение списков пар  $(g_k, m)$   
**пока**  $P^K \neq \emptyset$   
 Выбрать  $P_k^K$  из  $P^K$ ;  
 $P^U := P^U \cup P_k^K$ ;  
 $P^K := P^K \setminus \{P_k^K\}$ ;  
**пока**  $P^U \neq \emptyset$   
 $P^{Oth} := \emptyset$ ;  
 Выбрать  $(g_k, m)$  из  $P^U$ ;  
 $P^U := P^U \setminus \{(g_k, m)\}$ ;  
 $Cnt(m) := 1$ ;  
**пока**  $P^U \neq \emptyset$   
 Выбрать  $(g_{k_1}, m_1)$  из  $P^U$ ;  
**если**  $m = x \odot \langle : \rangle \odot p_y$  и  $m_1 = x \odot \langle : \rangle \odot p_{y_1}$  **то**  
 $Cnt(m) := Cnt(m) + 1$ ;  
 $P^U := P^U \setminus \{(g_{k_1}, m_1)\}$ ;  
**иначе**  
 $P^{Oth} := P^{Oth} \cup \{(g_{k_1}, m_1)\}$ ;  
 $P^U := P^U \setminus \{(g_{k_1}, m_1)\}$ ;  
 $P^{Cnt} := P^{Cnt} \cup \{(m, Cnt(m))\}$  ;  
 $P^U := P^{Oth}$ ;

---

Формирование отдельной цепочки  $P_{Ch(j)}^C$  на основе множества  $P^C$  объектов с заданными наборами признаков ведется согласно Алгоритму 4. Алгоритмом 5 строится множество цепочек для множества  $P_{Neigh(j)}^C \subset P_{Ch(j)}^C$ . Множество  $P_{Neigh(j)}^C$  есть в соответствии с Определением 8 множество Формальных Понятий, соседних по отношению к тем Формальным

Понятиям  $C = (A, B) : A = \{g_k\}, B = P_k^C$ , между которыми устанавливается отношение порядка при формировании цепочки  $P_{Ch(j)}^C$  Алгоритмом 4.

---

**Алгоритм 3** (вспомогательный) Формирование наборов признаков для ФП.
 

---

**Вход:**  $P^K = \{P_k^K : P_k^K = \{(g_k, m) : (g_k, m) \in I\}\}$  на выходе Алгоритма 1;

**Выход:**  $P^C$ ; // Множество объектов с наборами признаков

$P^C := \emptyset$ ; // Инициализация

**пока**  $P^K \neq \emptyset$

$P_k^C := \emptyset$ ;

Выбрать  $P_k^K$  из  $P^K$ ;

**пока**  $P_k^K \neq \emptyset$

Выбрать  $(g_k, m)$  из  $P_k^K$ ;

$P_k^C := P_k^C \cup \{m\}$ ;

$P_k^K := P_k^K \setminus \{(g_k, m)\}$ ;

$P^C := P^C \cup \{(g_k, P_k^C)\}$ ;

$P^K := P^K \setminus \{P_k^K\}$ ;

---



---

**Алгоритм 4** Формирование цепочки по максимуму критерия (1.4).
 

---

**Вход:**  $P^C$  на выходе Алгоритма 3;

**Выход:**  $P_{Ch(j)}^C = \{(g_k, P_k^C) : (g_k, P_k^C) \in P^C | P_k^C \text{ — набор признаков для } g_k\}$ ;

$P_{Rest}^C$ ; // Подмножество исходного  $P^C$ , не вошедшее в  $P_{Ch(j)}^C$

$P_{Neigh(j)}^C \subset P_{Ch(j)}^C$ ; // Соседние ФП для тех ФП, относительно которых  
// рассматривается отношение порядка

$P_{Ch(j)}^C := \emptyset$ ; // Инициализация

$P_{Neigh(j)}^C := \emptyset$ ;

Выбрать  $(g_{max}, P_{max}^C)$  из  $P^C : |P_{max}^C| \rightarrow \max$ ;

$P^C := P^C \setminus \{(g_{max}, P_{max}^C)\}$ ;

$P_{Ch(j)}^C := P_{Ch(j)}^C \cup \{(g_{max}, P_{max}^C)\}$ ;

$P_{tmp}^C := P_{max}^C$ ;

**цикл**

Выбрать  $(g_k, P_k^C)$  из  $P^C : P_k^C \subset P_{tmp}^C$  и  $|P_{tmp}^C \cap P_k^C| =: Cr \rightarrow \max$ ;

**при**  $Cr = \emptyset$  **выход**;

$P_{tmp}^C := P_k^C$ ;

$P_{Ch(j)}^C := P_{Ch(j)}^C \cup \{(g_k, P_k^C)\}$ ;

$P^C := P^C \setminus \{(g_k, P_k^C)\}$ ;

Выбрать  $\{(g_{Cr}, P_{Cr}^C) | P_{Cr}^C \supseteq Cr\} =: P^{Cr} \subseteq P^C$ ;

$P_{Ch(j)}^C := P_{Ch(j)}^C \cup P^{Cr}$ ;

$P_{Neigh(j)}^C := P_{Neigh(j)}^C \cup P^{Cr}$ ;

$P^C := P^C \setminus P^{Cr}$ ;

$P_{Rest}^C := P^C$ ;

---

**Алгоритм 5** Генерация множества цепочек для «соседних» ФП.**Вход:**  $P^C$  на выходе Алгоритма 3;**Выход:**  $P_{Ch}^C = \{P_{Ch(j)}^C : P_{Ch(j)}^C \text{ — цепочка ФП, формируемая Алгоритмом 4.}\}$ ; $P_{Ch}^C := \emptyset;$  // Инициализация**цикл**Сформировать  $P_{Ch(j)}^C, P_{Neigh(j)}^C \subset P_{Ch(j)}^C$  и  $P_{Rest}^C$  Алгоритмом 4 на основе  $P^C$ ;**при**  $|P_{Ch(j)}^C| \leq 1$  **выход;** $P_{Ch}^C := P_{Ch}^C \cup \{P_{Ch(j)}^C\};$  $P^C := P_{Neigh(j)}^C \cup P_{Rest}^C;$ 

Максимум значения полезности (1.4) для  $\mathfrak{R}(G, M, I)$  в настоящей работе достигается удалением наименее информативных признаков  $m \in M$  с наибольшими значениями  $Cnt(m)$  из содержания всех ФП во всех цепочках на выходе Алгоритма 5. Максимизация полезности решетки и окончательное формирование  $K = (G, M, I)$  осуществляется Алгоритмом 6.

**Алгоритм 6** Генерация формального контекста.**Вход:**  $P^S = \{S_k : S_k \text{ — последовательность вида (1.1)}\}$ ;**Выход:**  $K = (G, M, I)$ ;Сформировать  $P^K = \{P_k^K : P_k^K = \{(g_k, m) : (g_k, m) \in I\}\}$  Алгоритмом 1 на основе  $P^S$ ;Сформировать  $P^{Cnt} = \{(m, Cnt(m)) | m \in M\}$  Алгоритмом 2 на основе  $P^K$ ;Сформировать  $P^C$  Алгоритмом 3 на основе  $P^K$ ; $\Delta_F := 0;$ **пока**  $\Delta_F \leq 0$  $\Delta_F := |\Delta_F|;$ Сформировать  $P_{Ch}^C$  Алгоритмом 5 на основе  $P^C$ ;Найти  $\max_{j=1}^J (|P_{Ch(j)}^C : P_{Ch(j)}^C \in P_{Ch}^C|) =: F_{tmp}$ , где  $J$  — индексное множество цепочек, (1.4); $\Delta_F := \Delta_F - F_{tmp};$ Найти  $m_c \in M : (m_c, Cnt(m_c)) \in P^{Cnt}$  и  $Cnt(m_c)$  — максимально;**для всех**  $(g_k, P_k^C) \in P^C$  $P_k^C := P_k^C \setminus \{m_c\};$  $P^{Cnt} := P^{Cnt} \setminus \{(m_c, Cnt(m_c))\};$  $K := \bigcup_{j=1}^J P_{Ch(j)}^C;$ **3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА ПОЛУЧЕННЫХ АЛГОРИТМОВ**

Исходными текстовыми данными для формирования решетки понятий являются рефераты научных статей по тематике Предметной Области, для которой строится тезаурус. Используемое множество статей представляет собой тематическое подмножество того корпуса текстов, который по жанровому разнообразию представленного в нем рода словесности [7] следует отнести к научной прозе. При этом основным требованием к используемому множеству статей является репрезентативность [8].

**Определение 9.** Под репрезентативностью множества текстов в настоящей работе понимается способность этого множества отображать все свойства Предметной Области, релевантные для некоторого заданного лингвистического исследования.

В настоящей работе в качестве естественной оценки репрезентативности следовало бы взять суммарную частоту  $F_{S_k}$ , с которой последовательности (1.1), соответствующие условию Утверждения 6, встречаются в анализируемых текстах. Но с учетом отсутствия ограничений на тип  $q$  синтаксического отношения  $R_q$  между словами в (1.1) за оценку репрезентативности в настоящей работе принимается отношение частоты  $F_{S_k}$  к количеству  $n_q$  выявленных типов отношений  $R_q$  в последовательностях (1.1) :

$$F_q = \frac{F_{S_k}}{n_q} = \frac{n_{S_k}}{n \cdot n_q}, \quad (3.1)$$

где  $n_{S_k}$  — количество последовательностей (1.1), извлеченных из анализируемого множества текстов,  $n$  — общее количество слов в анализируемом множестве текстов.

Для апробации предложенных в работе алгоритмов был разработан программный комплекс, схема обмена данными между модулями которого представлена на рис.1.

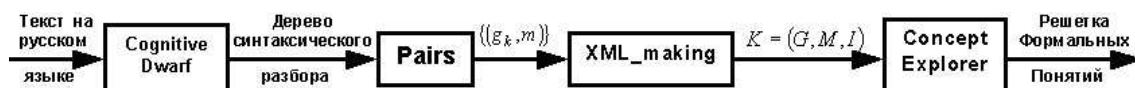


Рис. 1. Схема обмена данными между модулями программного комплекса

Извлечение потенциальных пар  $(g_k, m)$  из синтаксического дерева выполняет модуль Pairs. За основу при его реализации авторами была взята программа «Dwarfprint» в составе «Cognitive Dwarf». Генерацию контекста  $K = (G, M, I)$  в соответствии с Алгоритмом 6 осуществляет разработанная авторами программа XML\_making, которая представляет контекст  $K$  на выходе Алгоритма 6 в виде XML-файла. С этой целью в программе XML\_making реализована процедура индексирования признаков из  $M$ . Визуализацию решетки  $\mathfrak{R} = (G, M, I)$  диаграммой линий [5] выполняет ПО Concept Explorer (<http://conexp.sourceforge.net/>), реализующее методы АФП.

В качестве экспериментального текстового материала была взята работа [9]. Обзорная статья К. В. Воронцова является хорошим примером репрезентативного текста в соответствии с критерием (1.5) с характерной минимизацией  $n_q$  при максимизации  $F_{S_k}$ . Полученная для [9] решетка ФП представлена на рис.2.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основным *результатом* настоящей работы является разработанный авторами *алгоритм формирования понятийной структуры тезауруса заданной Предметной Области на основе описывающих ее текстов русского языка*. Предложенная в работе *модель тезауруса в виде решетки Формальных Понятий* позволяет оперировать данными на семантическом уровне без потери или недопустимого упрощения объектов и их признаков.

Основная *сфера применения результатов* настоящей работы — автоматизация пополнения лингвистических информационных ресурсов. Здесь следует в первую очередь отметить специализированные тезаурусы. Примером может послужить тезаурус по анализу изображений, разрабатываемый исследовательским коллективом Вычислительного центра им. А. А. Дородницына Российской академии наук

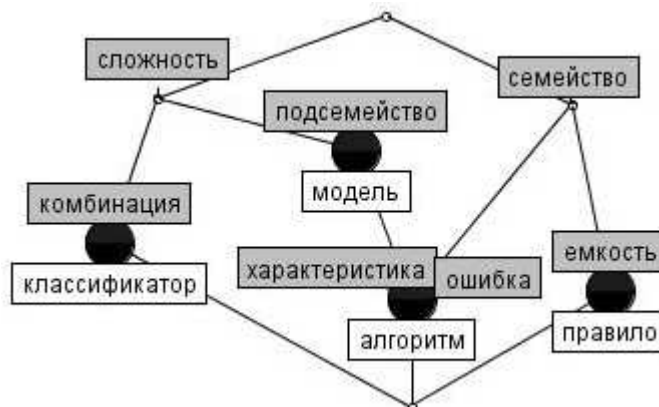


Рис. 2. Пример решетки ФП для множества ситуационных контекстов

Наибольшая эффективность предложенного метода формирования и кластеризации понятий может быть достигнута при совместном его использовании с представленным в [1] подходом к анализу сочетаемости предикатных слов. Здесь в качестве перспективного направления дальнейших исследований следует отметить развитие предложенного в настоящей работе метода применительно к Расщепленным Значениям [1] в составе последовательностей (1.1).

С учетом результатов машинного эксперимента отдельного рассмотрения заслуживает разработка методов предварительной обработки исходного текстового материала с целью максимизации его репрезентативности. Перспективным здесь является выделение и замена анафор, в первую очередь — анафорических личных местоимений.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект №06-01-00028).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Михайлов Д. В., Емельянов Г. М. Кластеризация семантических знаний в задаче распознавания ситуаций смысловой эквивалентности // Всеросс. конф. ММРО-13. — Москва: Макс Пресс, 2007. — С. 500–503.
2. Мельчук И. А. Опыт теории лингвистических моделей «Смысл $\Leftrightarrow$ текст» : Семантика, синтаксис. — Москва: Школа «Языки русской культуры», 1999. — 345 с.
3. Емельянов Г. М., Корнышов А. Н., Михайлов Д. В. Концептуально-ситуационное моделирование процесса перифразирования высказываний Естественного Языка как обучение на основе прецедентов // Искусственный интеллект. — Донецк, 2006 № 2. — С. 72–75.
4. Степанова Н. А., Емельянов Г. М. Формирование и кластеризация понятий в задаче распознавания образов в пространстве знаний // Всеросс. конф. ММРО-13. — Москва: Макс Пресс, 2007. — С. 206–209.
5. В. Ganter and R. Wille Formal Concept Analysis – Mathematical Foundations. — Berlin : Springer-Verlag, 1999. - 284 pp, 105 figs.
6. Вирт, Никлаус Алгоритмы + структуры данных = программы / Пер. с англ. Л. Ю. Иоффе. — Москва : Мир, 1985. - 406 с.: ил.

7. Рыков В. В. Корпус текстов как семиотическая система и онтология речевой деятельности // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии. Международная конференция «Диалог'2004». <http://www.dialog-21.ru/conference>.
8. Nadezhda Stepanova, Gennady Emelyanov Knowledge acquisition process modeling for question answering systems // Когнитивное моделирование в лингвистике : Труды IX международной конференции. — Казань : Казанский государственный университет, 2007. — С. 344–354.
9. Воронцов К. В. Обзор современных исследований по проблеме качества обучения алгоритмов // Таврический вестник информатики и математики. — 2004. — №1. — С.5-24.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*



## РЕГУЛИРУЕМАЯ СЕЛЕКТИВНОСТЬ В МНОГОМОДАЛЬНОМ РАСПОЗНАВАНИИ ОБРАЗОВ

© Моттль В.В.<sup>1</sup>, Татарчук А.И.<sup>1</sup>, Елисеев А.П.<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ВЦ РАН, Вавилова 40, Москва, Россия

<sup>2</sup>МФТИ, Институтский переулок 9, г. Долгопрудный, Московская обл., Россия

E-MAIL: [vmottl@yandex.ru](mailto:vmottl@yandex.ru), [aitech@yandex.ru](mailto:aitech@yandex.ru), [andreyel@gmail.com](mailto:andreyel@gmail.com)

**Abstract.** The problem of multi-modal pattern recognition is considered under the assumption that the kernel-based approach is applied, which assumed that within each particular modality a kernel function can be specified. The danger of over-fitting makes it necessary to truncate the set of initially available modalities. Two known wrapper-based kernel fusion techniques, Relevance and Support Kernel Machines, offer a toolkit of combining pattern recognition modalities. In this paper, we propose the modifications of the fusion techniques equipped with the ability to preset the desired level of feature-selectivity.

### ВВЕДЕНИЕ

В задаче обучения распознаванию образов по прецедентам предполагается, что задан тот или иной конструктивный способ выражения доступной информации об объектах реального мира  $\omega \in \Omega$ , который принято называть *модальностью* (modality) представления объектов [1, 2]. Модальность может быть выражена в виде признака объекта  $x(\omega) \in \mathbb{X}$  с некоторой шкалой измерения  $\mathbb{X}$  или в виде меры попарного сходства  $\rho(\omega', \omega'') \in \mathbb{R}^+$  между объектами  $\omega', \omega'' \in \Omega$ .

Интенсивное развитие беспризнаковой методологии распознавания образов [3, 1, 5, 6], основанной на понятии потенциальной функции (kernel)  $K(\omega', \omega'') \in \mathbb{R}$ , унифицирующей различные представления объектов  $\omega', \omega'' \in \Omega$  в виде элементов гипотетического линейного пространства  $x(\omega'), x(\omega'') \in \mathbb{X}$  со скалярным произведением  $K(\omega', \omega'')$ , позволяет использовать фактически весь наработанный арсенал линейных методов анализа данных.

Стремление обеспечить требуемое качество распознавания, недостижимое на основе какой-либо одной модальности, привело к появлению огромного разнообразия способов представления объектов  $(x_i(\omega) \in \mathbb{X}_i, i = 1, \dots, n)$  и созданию *многомодальных систем распознавания*, комбинирующих сразу все доступные модальности в единой процедуре распознавания  $y(x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)) : \mathbb{X}_1 \times \dots \times \mathbb{X}_n \rightarrow \{-1, +1\}$ .

Эффект переобучения приводит к проблеме сокращения исходного множества модальностей или отбора признаков (modality or feature selection). Принято разделять все методы отбора признаков на *фильтры* (filters) и *встроенные методы* (wrappers) [7]. Фильтры применяются на множестве всех модальностей до обучения независимо от метода дальнейшей классификации, а встроенные методы существенно зависят от его специфики. На практике так же принято дополнительно различать *непрерывные методы* (continues methods), в которых признакам приписываются некоторые веса, и *дискретные методы* (binary methods), результатом работы которых является строго выбранное подмножество признаков.

В данной работе рассматриваются две модификации метода опорных векторов (SVM) [1], а именно, метод *релевантных потенциальных функций* (Relevance Kernel Machine или RKM) [8, 9] и *метод опорных потенциальных функций* (Support Kernel Machine или SKM) [9, 10], которые являются наиболее яркими представителями, соответственно, непрерывных и дискретных встроенных методов отбора признаков или модальностей, выраженных в терминах потенциальных функций.

Оба метода реализуют байесовское обучение в пространстве параметров разделяющей гиперплоскости по заданной обучающей совокупности при двух разных предположениях об априорных распределениях компонент направляющего вектора гиперплоскости. Однако, не один из методов не обладает механизмом задания требуемого уровня селективности отбора, начиная с обучения сразу на всех доступных признаках и заканчивая выбором только одного признака.

В данной работе предлагается заменить в байесовской модели обучения фиксированные априорные распределения компонент направляющего вектора на параметрические семейства распределений так, чтобы параметр управлял свойством моделей подавлять значения компонент направляющего вектора, ограничивая количество признаков или модальностей, участвующих в распознавании.

Селективность, являясь структурным параметром алгоритма обучения, влияет на сложность обучаемой модели и тем самым представляет собой дополнительный инструмент борьбы с переобучением с целью повышения обобщающей способности при многомодальном распознавании образов. Выбрать подходящий уровень селективности можно одним из стандартных методов, например, по контрольной выборке или скользящим контролем (cross-validation).

Результаты экспериментального исследования на модельных данных наглядно демонстрируют адекватность механизма регулируемой селективности при многомодальном распознавании образов.

## 1. КВАЗИ-ВЕРОЯТНОСТНЫЙ ПОДХОД

Будем предполагать, что все объекты  $\omega \in \Omega$  поделены на два класса  $y(\omega) \in \mathbb{Y} = \{-1, +1\}$  и на этом множестве объектов заданы  $n$  признаков или модальностей в некоторых шкалах  $x_i(\omega) \in \mathbb{X}_i, i = 1, \dots, n$ . Однако беспризнаковая концепция распознавания образов фактически полностью стирает грань между различными видами представлений объектов и позволяет, для простоты изложения, рассматривать все исходные модальности  $x_i(\omega) \in \mathbb{X}_i$  в виде действительных признаков  $\mathbb{X}_i = \mathbb{R}$ .

Методология обучения распознаванию образов на основе концепции *оптимальной разделяющей гиперплоскости*, вообще говоря, не предусматривает принятия каких-либо предположений о вероятностной модели генеральной совокупности. Такой концепции соответствует качественная модель в виде линейного пространства признаков  $(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R} \times \dots \times \mathbb{R} = \mathbb{R}^n$ , в котором объективно существует некоторая гиперплоскость  $y(x_1, \dots, x_n | a_1, \dots, a_n, b) = \sum_{i=1}^n a_i x_i + b = 0$  такая, что объекты двух разных классов отображаются, в основном, по разные стороны от нее, без количественного уточнения в какой степени это предположение может нарушаться. При этом выбор *направляющего вектора*  $(a_1, \dots, a_n) \in \mathbb{R}^n$  и значения *порога*  $b \in \mathbb{R}$

полностью задает некоторую классификацию множества объектов  $\omega \in \Omega$  в комбинированном линейном пространстве признаков  $(x_1(\omega), \dots, x_n(\omega)) \in \mathbb{R}^n$ .

В данной работе для обобщения известных принципов комбинирования потенциальных функций предлагается *квази-вероятностная модель* генеральной совокупности, на основании которой из байесовского подхода к задаче обучения естественным образом вытекает концепция оптимальной разделяющей гиперплоскости. Модель была названа квази-вероятностной поскольку она основана на так называемых *несобственных плотностях распределения* [11], т.е. некоторых функциях, интерпретируемых как плотности распределения, но для которых не существует конечных интегралов по всем переменным.

Будем предполагать существование плотности распределения в пространстве наблюдаемых признаков и скрытых индексов классов  $(x_1, \dots, x_n, y) \in \mathbb{R} \times \dots \times \mathbb{R} \times \mathbb{Y}$ , а так же, что элементы обучающей совокупности  $(X, Y) = \{x_{1j}, \dots, x_{nj}, y_j, j = 1, \dots, N\}$ ,  $x_{ij} = x_{ij}(\omega_j)$ ,  $y_j = y(\omega_j)$ ,  $\omega_j \in \Omega^*$  выбраны независимо.

В качестве модели генеральной совокупности будем рассматривать два параметрических семейства плотностей распределения  $\varphi(x_1, \dots, x_n | a_1, \dots, a_n, b, y)$  с  $y \in \{-1, +1\}$  связанных с разделяющей гиперплоскостью  $\sum_{i=1}^n a_i x_i(\omega) + b \geq 0$  в комбинированном признаковом пространстве:

$$\varphi(x_1, \dots, x_n | a_1, \dots, a_n, b, y) = \begin{cases} \text{const}, & y(\sum_{i=1}^n a_i x_i + b) \geq 1, \\ \exp[-c(1 - y(\sum_{i=1}^n a_i x_i + b))], & y(\sum_{i=1}^n a_i x_i + b) < 1. \end{cases}$$

Очевидно, что такие распределения полностью соответствуют качественной модели генеральной совокупности, являясь равномерными при удалении от разделяющей гиперплоскости и лишь количественно определяя через параметр  $c > 0$  возможность отображения объектов определенного класса в "чужую" часть пространства признаков.

Будем рассматривать направляющий вектор  $(a_1, \dots, a_n)$  разделяющей гиперплоскости  $\sum_{i=1}^n a_i x_i + b \geq 0$  как случайный вектор с априорной плотностью распределения  $\Psi(a_1, \dots, a_n | \mu)$ , задаваемой параметром  $\mu$ . Что же касается величины порога разделяющей гиперплоскости  $b$ , то будем считать, что отсутствуют какие-либо априорные предположения о его значении, тогда совместная априорная плотность параметров гиперплоскости  $\Psi(a_1, \dots, a_n, b | \mu) \propto \Psi(a_1, \dots, a_n | \mu)$ .

В результате, апостериорная плотность распределения параметров разделяющей гиперплоскости с учетом заданной обучающей совокупности

$$\Phi(X | Y, a_1, \dots, a_n, b) = \prod_{j=1}^N \varphi(x_{1j}, \dots, x_{nj} | a_1, \dots, a_n, b, y_j)$$

пропорциональна произведению

$$P(a_1, \dots, a_n, b | X, Y, \mu) \propto \Psi(a_1, \dots, a_n | \mu) \Phi(X | Y, a_1, \dots, a_n, b).$$

Принцип максимизации апостериорной плотности распределения  $P(a_1, \dots, a_n, b | X, Y, \mu)$  в пространстве параметров модели  $(a_1, \dots, a_n, b)$  приводит к байесовскому правилу обучения:

$$(\hat{a}_1, \dots, \hat{a}_n, \hat{b}) = \arg \max [\ln \Psi(a_1, \dots, a_n | \mu) + \ln \Phi(X | Y, a_1, \dots, a_n, b)]. \quad (1.1)$$

Нетрудно показать, что при такой постановке задачи обучения (1.1) получим следующий оптимизационный критерий:

$$\begin{cases} -\ln \Psi(a_1, \dots, a_n | \mu) + c \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ y_j (\sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b) \geq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (1.2)$$

В частности, если в качестве априорного распределения компонент направляющего вектора  $\Psi(a_1, \dots, a_n | \mu) = \Psi(a_1, \dots, a_n)$  принять нормальное распределение с независимыми компонентами, нулевыми математическими ожиданиями и равными дисперсиями  $r$ , и обозначить  $C = 2rc$ , то получим классический *метод опорных векторов* (SVM) [1] для вещественных признаков  $x_{ij} \in \mathbb{X}_i = \mathbb{R}$  и вещественных компонент направляющего вектора  $a_i \in \mathbb{X}_i = \mathbb{R}$ :

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n a_i^2 + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ y_j (\sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b) \geq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (1.3)$$

В терминах потенциальных функций  $K_i(x'_i, x''_i) : \mathbb{X}_i \times \mathbb{X}_i \rightarrow \mathbb{R}$ , заданных в произвольных шкалах соответствующих модальностей  $x_i \in \mathbb{X}_i$ , метод опорных векторов (1.3) примет вид:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n K_i(a_i, a_i) + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ y_j (\sum_{i=1}^n K_i(a_i, x_{ij}) + b) \geq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (1.4)$$

Компоненты направляющего вектора  $a_i$  могут быть не представлены в исходной шкале значений признаков  $a_i \notin \mathbb{X}_i$ , а принадлежат гипотетическому линейному пространству  $a_i \in \tilde{\mathbb{X}}_i \supseteq \mathbb{X}_i$  в которое исходная шкала значений погружена заданной потенциальной функцией. Однако всегда оказывается, что оптимальный направляющий элемент  $\hat{a}_i$  является линейной комбинацией реально существующих объектов из обучающей совокупности  $\hat{a}_i = \sum_{j: \hat{\lambda}_j > 0} \hat{\lambda}_j y_j x_{ij} \in \tilde{\mathbb{X}}_i$ , а решающее правило  $\sum_{j: \hat{\lambda}_j > 0} \hat{\lambda}_j y_j \sum_{i=1}^n K_i(x_{ij}, x_i) + b \leq 0$  полностью определяется неотрицательными множителями Лагранжа  $\hat{\lambda}_j > 0$  при ограничениях оптимизационной задачи (1.4), соответствующих *опорным объектам*.

В последующих двух главах рассматриваются два вида априорных распределений компонент направляющего вектора разделяющей гиперплоскости  $\Psi(a_1, \dots, a_n | \mu)$ , приводящих к двум модификациям метода опорных векторов, в которых параметр  $\mu$  регулирует степень селективности отбора признаков.

## 2. МЕТОД РЕЛЕВАНТНЫХ ПОТЕНЦИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ С РЕГУЛИРУЕМОЙ СЕЛЕКТИВНОСТЬЮ

Примем в качестве априорной плотности распределения компонент  $a_i$  направляющего вектора разделяющей гиперплоскости  $y(x_1, \dots, x_n | a_1, \dots, a_n, b) \geq 0$  нормальное распределение с нулевыми математическими ожиданиями и дисперсиями  $r_i$ :

$$\begin{aligned} \psi(a_i | r_i) &= \left(1/r_i^{1/2} (2\pi)^{1/2}\right) \exp\left(-1/2r_i a_i^2\right), \\ \Psi(a_1, \dots, a_n | r_1, \dots, r_n) &\propto \left(\prod_{i=1}^n r_i\right)^{-1/2} \exp\left(-1/2 \sum_{i=1}^n (1/r_i) a_i^2\right). \end{aligned}$$

Кроме того, будем предполагать, что и сами величины обратные дисперсиям  $1/r_i$  имеют априорное гамма распределение

$$\gamma((1/r_i) | \alpha, \beta) \propto (1/r_i)^{\alpha-1} \exp(-\beta(1/r_i))$$

с равными математическими ожиданиями  $E(1/r_i) = \alpha/\beta$  и дисперсиями  $E((1/r_i)^2) = \alpha/\beta^2$ , а также примем  $\alpha = (1 + \mu)^2/2\mu$  и  $\beta = 1/2\mu$ . Таким образом получаем параметрическое семейство распределений относительно параметра  $\mu \geq 0$ , такое что  $E(1/r_i) = (1 + \mu)^2$  и  $E((1/r_i)^2) = 2\mu(1 + \mu)^2$ . Если  $\mu \rightarrow 0$ , то значения  $1/r_i$  уравниваются  $1/r_1 \cong \dots \cong 1/r_n \cong 1$ , однако, при увеличении  $\mu$  величины  $1/r_i$  могут значительно различаться, а при  $\mu \rightarrow \infty \Rightarrow 1/r_i \rightarrow 0$ .

Апостериорная совместная плотность распределения величин  $1/r_i$  примет вид:

$$G(r_1, \dots, r_n | \mu) \propto \left( \prod_{i=1}^n 1/r_i \right)^{\alpha-1} \exp \left( -\beta \sum_{i=1}^n (1/r_i) \right)$$

Принцип максимизации совместной апостериорной плотности

$$P(a_1, \dots, a_n, b, r_1, \dots, r_n | X, Y, \mu) \propto \Psi(a_1, \dots, a_n | r_1, \dots, r_n) G(r_1, \dots, r_n | \mu) \Phi(X | Y, a_1, \dots, a_n, b)$$

приводит к критерию обучения:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n [(1/r_i)(a_i^2 + (1/\mu)) + ((1/\mu) + 1 + \mu) \ln r_i] + \\ C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_i, r_i, b, \delta_j), \\ y_j (\sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b) \leq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (2.1)$$

Небольшие значения  $r_i$  соответствуют небольшим по величине компонентам  $a_i$  и, следовательно,  $i$ -й признак фактически не участвует в решающем правиле  $\sum_{i=1}^n a_i x_i + b \geq 0$ , что легко видеть, если записать решающее правило через потенциальные функции  $\sum_{j: \lambda_j > 0} \lambda_j y_j \sum_{i=1}^n r_i K_i(x_{ij}, x_i) + b \geq 0$ , в котором дисперсии  $r_i$  выступают в роли весов соответствующих потенциальных функций.

Для решения оптимизационной задачи (2.1) предлагается проводить поочередную минимизацию по группам переменных  $(a_1, \dots, a_n, b)$  и  $(r_1, \dots, r_n)$ .

При  $\mu = 0$  критерий (2.1) примет вид классического SVM (1.3) не обладающего селективностью, но при  $\mu \rightarrow \infty$  получим критерий  $\sum_{i=1}^n [(1/r_i)a_i^2 + \mu \ln r_i] + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min$  в (2.1), который будет более селективным чем исходный критерий  $\sum_{i=1}^n [(1/r_i)a_i^2 + \ln r_i] + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min$  РКМ [8, 9], в следствии чего предлагаемый метод отбора признаков был назван *методом релевантных потенциальных функций с регулируемой селективностью*.

### 3. МЕТОД ОПОРНЫХ ПОТЕНЦИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ С РЕГУЛИРУЕМОЙ СЕЛЕКТИВНОСТЬЮ

Теперь пусть априорная плотность  $\Psi(a_1, \dots, a_n | \mu)$  выражена через выпуклую функцию  $q(a | \mu)$  в виде:

$$\Psi(a_1, \dots, a_n | \mu) \propto \exp \left( - \sum_{i=1}^n q(a_i | \mu) \right).$$

Очевидно, что общий критерий обучения (1.2) примет вид:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n q(a_i|\mu) + c \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ y_j (\sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b) \leq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (3.1)$$

Для действительных признаков  $x_i \in \mathbb{R}$  предлагается кусочно-линейная квадратичная функция:

$$q(a_i|\mu) = \begin{cases} 2\mu |a_i|, & \text{если } |a_i| \leq \mu, \\ a_i^2 + \mu^2, & |a_i| > \mu. \end{cases} \quad (3.2)$$

В терминах потенциальных функций эквивалентная запись функции имеет вид:

$$q(a_i|\mu) = \begin{cases} 2\mu \sqrt{K_i(a_i, a_i)}, & \text{если } \sqrt{K_i(a_i, a_i)} \leq \mu, \\ \mu^2 + K_i(a_i, a_i), & \text{если } \sqrt{K_i(a_i, a_i)} > \mu. \end{cases}$$

С учетом (3.2) оптимизационная задача (3.1) является задачей выпуклого программирования:

$$\begin{cases} 2\mu \sum_{|a_i| \leq \mu} |a_i| + \sum_{|a_i| > \mu} (a_i^2 + \mu^2) + c \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ y_j (\sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b) \leq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (3.3)$$

Параметр  $0 \leq \mu < \infty$  выполняет роль параметра селективности и при  $\mu = 0 \Rightarrow q(a_i|\mu) = const + a_i^2$  оптимизационный критерий (3.3) эквивалентен SVM [1], а при  $\mu \rightarrow \infty \Rightarrow q(a_i|\mu) \propto \mu |a_i|$  представляет собой метод SKM [9, 10] с увеличивающейся способностью отбора признаков по мере увеличения  $\mu$  относительно параметра  $c$ .

Такой подход был назван *методом опорных потенциальных функций с регулируемой селективностью*, поскольку аналогично методу опорных потенциальных функций (SKM) в результате обучения при заданном значении параметра селективности  $\mu \geq 0$  формируется подмножество  $\hat{I}_\mu \subseteq I = \{1, \dots, n\}$  опорных признаков (*потенциальных функций*) с ненулевыми компонентами  $\hat{a}_i^2 > 0$  направляющего вектора искомой разделяющей гиперплоскости.

#### 4. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

В качестве модели двух классов объектов использовались два равномерных распределения в соприкасающихся гиперкубах  $\mathbb{R}^n$ ,  $n = 100$ , расположенных по разные стороны относительно заданной гиперплоскости  $\mathbf{a}^T \mathbf{x} \geq 0$  и ориентированных вдоль ее направляющего вектора  $\mathbf{a} = (a_1 = 0.8, a_2 = 0.75, \dots, a_5 = 0.6, a_6 = 0, \dots, a_{100} = 0)$ , в котором первые 5 элементов отличны от нуля. Таким образом только 5 признаков содержат информацию о разделении классов и 95 являются шумовыми. Генерировались обучающие выборки размером  $N = N_{+1} = N_{-1} = 50 + 50 = 100$  и тестовые  $N_{test} = 5000 + 5000 = 10000$ .

Для набора возрастающих значений параметра селективности  $\mu \geq 0$  проводилось обучение по критериям (2.1) и (3.3), и оценивалась обобщающая способность полученных решений на тестовой совокупности (ошибку на тестовой совокупности для больших  $N_{test}$  можно считать ошибкой на генеральной совокупности), а так же на скользящем контроле (10-fold validation). Результаты экспериментов приведены на рисунке 1.

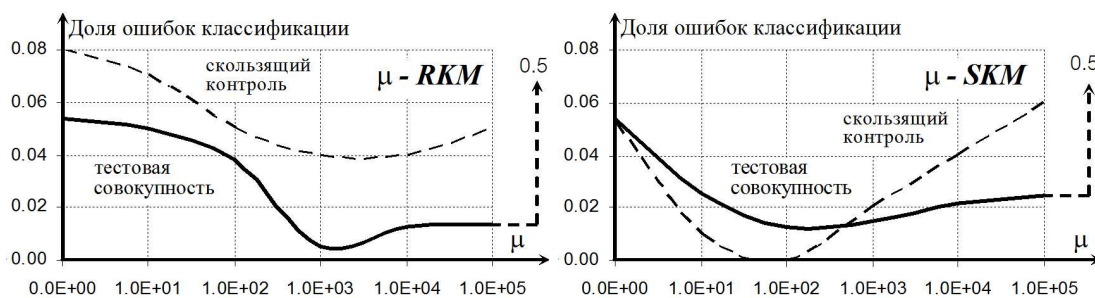


Рис. 1. Качество обучения на тестовой совокупности и по результатам скользящего контроля (10-fold validation) для возрастающего набора значений параметра селективности  $0 \rightarrow \mu \rightarrow \infty$ .

Ошибка на генеральной совокупности обычного SVM (1.3) на первых 5 "разумных" признаках составляет 0.0045, а только на первом самом информативном признаке  $a_1$  в отдельности – 0.0245.

При наименьшей селективности  $\mu = 0$  ошибка обоих методов на тестовой совокупности составляет 0.058, что эквивалентно обучению SVM на всех 100 признаках одновременно.

Минимальная ошибка, достигаемая методом RKM, составляет 0.0052, что сравнимо с ошибкой SVM 0.0045 на первых 5 "разумных" признаках. Однако ошибка метода SKM 0.0124 в два раза больше чем у RKM, что можно объяснить недостаточной гибкостью метода с отбором подмножества опорных признаков в сравнении с взвешиванием признаков.

При дальнейшем увеличении селективности  $\mu \rightarrow \infty$  все веса у RKM стремятся к нулю  $r_i \rightarrow 0$ , а SKM сокращает множество опорных признаков до пустого множества. Соответственно, ошибка обучения сначала достигает критического уровня 0.0245, а затем ошибка поднимается до максимального уровня 0.5.

Таким образом, полученные результаты наглядно демонстрируют адекватность механизма регулируемой селективности для повышения обобщающей способности при многомодальном распознавании образов.

Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты № 05-01-00679, 06-01-08042, 06-07-89249.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ross A., Jain A. Multimodal biometrics: An overview. // Proceedings of the 12th European Signal Processing Conference, Vienna, Austria, 2004. – С. 1221.
2. Jannin P, Fleig O.J, Seigneuret E, Grova C, Morandi X, Scarabin J.M. A data fusion environment for multimodal and multi-informational neuronavigation. // Computer Aided Surgery, 2000, Vol. 5, No. 1, pp. 1-10.
3. M.A. Aizerman, E.M. Braverman, L.I. Rozonoer. Theoretical foundations of the potential function method in pattern recognition learning. // Automation and Remote Control, 1964, Vol. 25, pp. 821-837.
4. Vapnik V. Statistical Learning Theory. John-Wiley // & Sons, Inc. 1998.

5. *Duin, R.P. W, De Ridder, D., Tax, D.M.J.* Featureless classification. // Proceedings of the Workshop on Statistical Pattern Recognition, Prague, June 1997.
6. *V. Mottl.* Metric spaces admitting linear operations and inner product. // *Doklady Mathematics* 67(1), 2003, 140–143.
7. *Guyon I. M., Gunn S. R., Nikravesh M., Zadeh L., Eds.* Feature Extraction, Foundations and Applications. // Springer, 2006.
8. *Sulimova V., Mottl V., Tatarchuk A.* Multi-kernel approach to on-line signature verification. // Proceedings of the 8th IASTED International Conference on Signal and Image Processing. Honolulu, Hawaii, USA, August 14-16, 2006.
9. *Mottl V., Tatarchuk A., Sulimova V., Krasotkina O., Seredin O.* Combining pattern recognition modalities at the sensor level via kernel fusion. // Proceedings of the 7th International Workshop on Multiple Classifier Systems. Czech Academy of Sciences, Prague, Czech Republic, May 23-25, 2007.
10. *Sonnenburg S., Rätsch G., Schäfer C.* A general and efficient multiple kernel learning algorithm. // Proceedings of the 19th Annual Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, Canada, December 5-8, 2005.
11. *Де Гроот М.* Оптимальные статистические решения. // Москва: Мир, 1974.

*Статья поступила в редакцию 25.04.2008*



## Об интервальном оценивании риска для решающей функции

© Неделько В.М.

Институт математики СО РАН  
 Лаб. Анализа данных  
 пр-т Коптюга, 4, г. Новосибирск, 630090, Россия

E-MAIL: nedelko@math.nsc.ru

**Abstract.** The problem of statistical decisions risk estimates construction by the absence of any information on the probabilistic distribution is considered. A method of empirical confidence interval construction via selection of a finite set of distributions is proposed. The method was probed on the task of classification by the nearest neighbour<sup>3</sup>.

## ВВЕДЕНИЕ

Рассмотрим следующую достаточно общую постановку задачи построения решающей функции. Пусть  $\Gamma$  – некоторая (генеральная) совокупность объектов, и  $\nu \subseteq \Gamma$  – выборка из нее. Требуется сопоставить выборке некоторую  $f \in \Phi$  – решающую функцию так, чтобы она в определенном смысле характеризовала генеральную совокупность. Последнее означает, что задана так называемая функция потерь  $L : \Gamma \times \Phi \rightarrow \mathfrak{R}$ , и необходимо выбрать отображение  $Q : V \rightarrow \Phi$ , которое бы минимизировало потери. Отображение  $Q$  будем называть алгоритмом построения решающей функции. Здесь  $V$  – множество всех выборок заданного объема.

Первая проблема состоит в том, что на основе заданной функции потерь нужно сформировать некоторый функционал качества, характеризующий алгоритм на всей генеральной совокупности, что требует наличия оснований для переноса свойств  $\nu$  на  $\Gamma$ . Одно из решений заключается в предположении существования на  $\Gamma$  некоторой вероятностной меры  $c \in C$ , в соответствии с которой выборка  $\nu$  генерируется случайным образом. Говоря о вероятностной мере, мы подразумеваем также задание подходящего вероятностного пространства.

Теперь, чтобы охарактеризовать качество решения на всей  $\Gamma$ , можно на основе функции потерь определить функционал риска  $R(c, f)$ , например, как средние (ожидаемые) потери.

Заметим, что это не единственный подход к проблеме экстраполяции свойств  $\nu$  на  $\Gamma$ , одна из альтернатив предложена в [2].

Для оценивания качества решения, то есть функционала риска, рассмотрим возможность построения доверительных интервалов.

**Определение 1.** Функция  $K : V \rightarrow I \subset 2^{\mathfrak{R}}$  называется *доверительным интервалом*, если

$$\forall c \in C, P(R(c, g(\nu)) \in K(\nu)) \geq \eta \in (0, 1).$$

<sup>3</sup>Работа выполнена при поддержке РФФИ, проекты № 07-01-00331-а и № 08-01-00944-а.

Впервые нетривиальные доверительные интервалы для риска в задаче классификации построили Вапник и Червоненкис [1]. При этом важен факт получения оценок без каких-либо предположений о виде распределений.

Если рассматривать статистические задачи вообще, то первым подобным результатом, видимо, является теорема Гливленко. Заметим, что в формулировках этой теоремы не отражен факт равномерной сходимости по  $c$ , хотя из доказательства он следует.

Оценки Вапника-Червоненкиса используют характеристики класса  $\Phi$ , а именно емкостную меру его сложности. Альтернативой емкостным характеристикам может служить колмогоровская сложность [3].

Известно, что оценки Вапника-Червоненкиса являются сильно завышенными, однако в некоторых случаях можно получить более приемлемую точность [4]. Очевидно, что лучшие оценки можно получить [5], рассматривая свойства самого алгоритма  $Q$ , а не класса  $\Phi$ . Такие оценки могут быть нетривиальными, даже если класс  $\Phi$  имеет бесконечную емкость.

Построение доверительного интервала для риска требует оценивания вероятности по всем возможным распределениям. Поскольку известные аналитические оценки такого рода имеют большую погрешность, оправдано построение эмпирических оценок путем статистического моделирования на широком классе распределений. В работе представлены результаты применения данного подхода к оцениванию риска для метода классификации по ближайшему прецеденту.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ПОСТРОЕНИЯ РЕШАЮЩЕЙ ФУНКЦИИ

Пусть  $X$  – пространство значений переменных, используемых для прогноза, а  $Y$  – пространство значений прогнозируемых переменных, и пусть  $C$  – множество всех вероятностных мер на заданной  $\sigma$ -алгебре подмножеств множества  $D = X \times Y$ . При каждом  $c \in C$  имеем вероятностное пространство:  $\langle D, B, P_c \rangle$ , где  $B$  –  $\sigma$ -алгебра,  $P_c[D]$  – вероятностная мера. Параметр  $c$  будем называть *стратегией природы*.

Решающей функцией называется соответствие  $f : X \rightarrow Y$ .

Качество принятого решения оценивается заданной функцией потерь  $L : Y^2 \rightarrow [0, \infty)$ . Под риском будем понимать средние потери:

$$R(c, f) = \int_D L(y, f(x)) dP_c[D].$$

Пусть  $\nu = \{(x^i, y^i) \in D \mid i = \overline{1, N}\}$  – случайная независимая выборка из распределения  $P_c[D]$ . Эмпирический риск определим как средние потери на выборке:

$$\tilde{R}(\nu, f) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y^i, f(x^i)).$$

Заметим, что значение риска зависит от стратегии природы  $s$  – распределения, которое неизвестно. Функционал скользящего экзамена определяется как:

$$\check{R}(\nu, Q) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y^i, f_{Q, \nu'_i}(x^i)),$$

где  $\nu'_i = \nu \setminus \{(x^i, y^i)\}$  – выборка, получаемая из  $\nu$  удалением  $i$ -го наблюдения,  $Q: \{\nu\} \rightarrow \Phi$  – алгоритм построения решающих функций,  $f_{Q, \nu}$  – функция, построенная по выборке  $\nu$  алгоритмом  $Q$ ,  $\Phi$  – заданный класс решающих функций.

Задача построения решающей функции заключается в выборе подходящего алгоритма  $Q$  и в оценивании риска принятого решения.

## 2. МЕТОДЫ ОЦЕНИВАНИЯ РИСКА

Доверительный интервал для  $R$  будем задавать в виде  $[0, \hat{R}(\nu)]$ . Здесь мы ограничиваемся односторонними оценками, поскольку на практике для риска важны именно оценки сверху. Таким образом, в данном случае построение доверительного интервала эквивалентно выбору функции  $\hat{R}(\nu)$ , которую будем называть оценочной функцией или просто оценкой (риска).

При этом должно выполняться условие:

$$\forall c, P_c(R \leq \hat{R}(\nu)) \geq \eta,$$

где  $\eta$  – заданная доверительная вероятность.

При построении оценок риска первая проблема, которую нужно решить, это сравнение качества различных оценок.

Можно положить, что задан функционал качества  $\Upsilon(F_{c, \hat{R}}(\cdot))$ , где  $F_{c, \hat{R}}(\cdot)$  – функция распределения оценки  $\hat{R}(\nu)$ . Выбор данного функционала, так же как и выбор функции потерь, определяется практическими соображениями. Простейшим вариантом такого функционала является математическое ожидание.

При фиксированной стратегии природы  $s$  функционал  $\Upsilon$  позволяет сравнивать качество оценок риска и находить оптимальную оценку.

Однако на практике распределение  $s$  неизвестно, а оценки, оптимальной при всех распределениях, может не существовать. В этом случае естественным является поиск множества Парето недоминируемых оценок.

Известные на данный момент оценки риска (напр. [1]) строятся не как функции непосредственно выборки, а через композицию  $\hat{R}(\nu) = \hat{R}_c(\hat{R}(\nu))$ , то есть как функции значений некоторого эмпирического функционала  $\hat{R}$ , в качестве которого обычно выступает эмпирический риск или скользящий экзамен.

Эмпирический функционал здесь выступает в роли точечной оценки риска, на основе которой строится интервальная оценка.

Актуальной является задача исследования эффективности функционалов эмпирического риска и в различных прикладных задачах. При этом под эффективностью понимается, насколько хорошая интервальная оценка риска может быть построена на основе данного функционала.

Существует очевидный класс задач, в которых скользящий экзамен эффективнее — это случаи использования алгоритмов бесконечной емкости, для которых эмпирический риск всегда равен нулю. При этом для многих алгоритмов бесконечной емкости возможно построение оценки риска на основе функционала скользящего экзамена, что будет проиллюстрировано ниже. Однако для других алгоритмов предпочтительность скользящего экзамена уже не очевидна. Один из доводов в пользу эмпирического риска состоит в том, что он характеризует именно построенную решающую функцию  $f$ , в то время как скользящий экзамен характеризует алгоритм  $Q$  в целом. Привлекательной выглядит идея одновременного использования обоих функционалов.

**Определение 2.** Оценочную функцию  $\hat{R}(\nu)$  назовем *согласованной* с эмпирическим функционалом  $\dot{R}$ , если для выборок  $\nu_1$  и  $\nu_2$  одинакового объема

$$\dot{R}(\nu_1) > \dot{R}(\nu_2) \Rightarrow \hat{R}(\nu_1) \geq \hat{R}(\nu_2).$$

Достаточно естественным представляется ограничиться рассмотрением только таких оценочных функций, которые согласованы с функционалами эмпирического риска и скользящего экзамена. Это означает, что оценка вероятности ошибки не должна убывать при увеличении значения эмпирического функционала.

Данное условие позволяет резко сузить пространство поиска при нахождении Парето-оптимальных оценочных функций.

### 3. ПОСТРОЕНИЕ ЭМПИРИЧЕСКОЙ ОЦЕНКИ РИСКА

Недоминируемость оценочной функции является безусловно желательным, но трудно проверяемым свойством. Более того, на практике оказывается проблематичным даже оценивание доверительной вероятности для заданной оценочной функции, поскольку это подразумевает взятие супремума по всем распределениям. Класс распределений иногда может быть ограничен некоторым параметрическим семейством, однако при отсутствии априорной информации единственным ограничением становится измеримость функции потерь, что на практике обычно означает допустимость любых вероятностных мер на  $\sigma$ -алгебре борелевских множеств пространства перемешанных.

Задача построения точных аналитических оценок доверительной вероятности в настоящее время не решена, поэтому на практике оправданным является построение эмпирических оценок. Под эмпирической оценкой понимается величина, полученная оцениванием максимальной доверительной вероятности по некоторому эвристически выбранному множеству распределений. Если это множество выбрано достаточно «богатым», то естественно ожидать, что полученная оценка будет близка к истинной. При этом не предполагается оценивание точности данного эмпирического приближения, однако, возможность доверия такому подходу может быть аргументирована следующим соображением. Если целенаправленным эвристическим поиском не удалось построить распределения, при котором доверительная вероятность была бы меньше заданной величины, то можно ожидать, что и в реальной задаче распределение окажется таким, что оценка останется справедливой.

## 4. ИЛЛЮСТРАТИВНЫЙ ПРИМЕР

Приведем пример использования данного метода для построения доверительного интервала для риска в задаче классификации методом ближайшего соседа.

Пусть  $X_1, \dots, X_n$  – непрерывные переменные, а  $Y \in \{1, 2\}$  – номер класса.

Зададим семейство распределений, которые задаются плотностью вероятности  $\rho(x, y) = \varphi(x) \cdot P(y/x)$ , где  $\varphi(x)$  – равномерное распределение в гиперкубе  $[0, 1]^n$ , а  $P(y/x) = \begin{cases} g(x), & y = 1 \\ 1 - g(x), & y = 2 \end{cases}$  – функция условной вероятности. Функ-

ция  $g(x) = P(y=1/x)$  задается как  $g(x) = \begin{cases} \lambda, & \psi(x) = 1 \\ 1 - \lambda, & \psi(x) = -1 \end{cases}$ ,  $\psi(x) = \prod_{j=1}^n \Psi(kx_j)$ ,  $x = (x_1, \dots, x_n)$ . Функция  $\Psi(\cdot)$  принимает значение 1, если целая часть аргумента является четным числом, и значение  $-1$  в противном случае.

В приведенной модели гиперкуб  $[0, 1]^n$  разбит на  $k^n$  областей, которым в «шахматном» порядке приписаны классы. Параметр  $\lambda$  соответствует байсовскому риску (вероятности ошибочной классификации для наилучшего правила).

Оценочную функцию будем строить как функцию от числа ошибок скользящего экзамена.

Результаты моделирования при  $N = 50$  приведены на рис. 1. Точки (маркеры) на графике отображают пары значений  $(\hat{R}, R)$  для некоторой случайной выборки. Разные виды маркеров соответствуют различным распределениям, параметры которых отражены в легенде, где  $a = 100\lambda$ ,  $n = 1$ . Помимо отраженных на графике для построения эмпирического доверительного интервала были использованы еще 20 распределений с различными параметрами.

Построены две оценочных функции: градиентная и линейная (серая и черная кривые на графике). Доверительная вероятность  $\eta = 0,9$ .

Градиентный алгоритм работает итеративно. В качестве начального приближения оценочной кривой берется  $\hat{R}(\nu) \equiv 0$ . Далее на каждом шаге находится распределение, при котором вероятность выхода за оценочную кривую максимальна. Затем функция  $\hat{R}(\nu)$  увеличивается на фиксированную малую величину в точке, где это изменение максимизирует доверительную вероятность для этого распределения. Итерации прекращаются, когда текущая доверительная вероятность станет не меньше порогового значения  $\eta$ .

Полученная градиентным методом оценка оказалась достаточно близка к линейной, что говорит о разумности построения оценки в классе линейных функций. Чтобы обеспечить единственность решения, потребуем, чтобы оценка максимизировала площадь над ее графиком. Оценочную прямую удобно задавать двумя точками:  $(0, R_{min})$  и  $(R_{max}, 0,5)$ . В рассмотренном примере получены значения:  $R_{min} = 0,035$ ,  $R_{max} = 0,365$ . Первый параметр есть минимум оценки риска, который достигается при нулевом числе ошибок на скользящем экзамене. Второй параметр есть значение доли ошибок на скользящем экзамене, начиная с которого оценка риска равна 0,5.

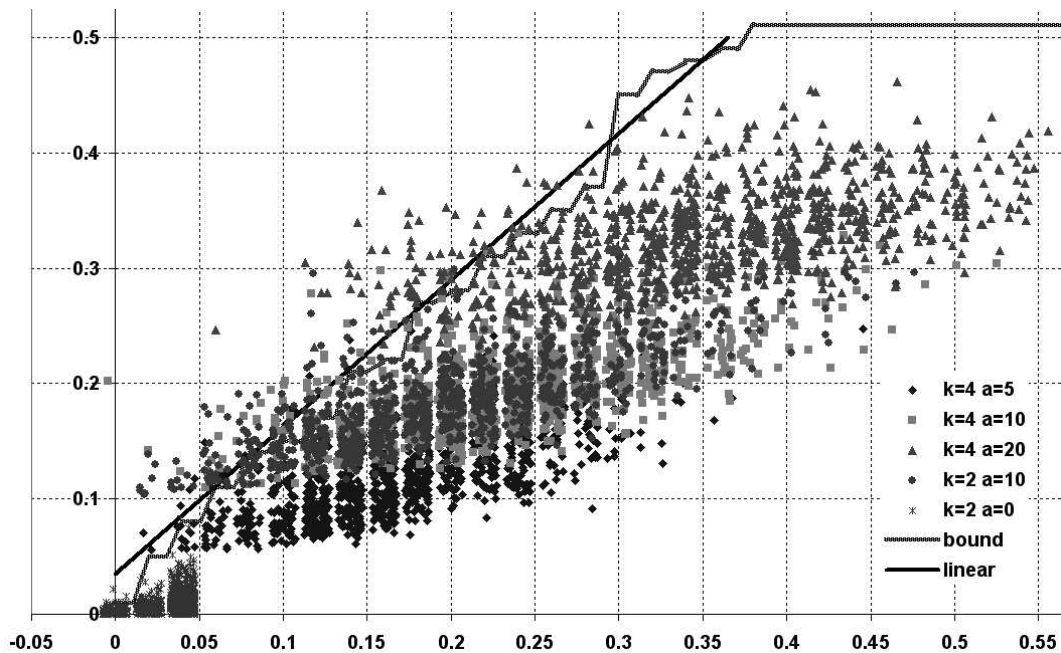


Рис. 1. Зависимость риска от ошибки скользящего контроля.

### 5. ОБЩИЙ ВИД ДОВЕРИТЕЛЬНОГО ПРЕДИКАТА

Понятие доверительного интервала можно обобщить введением понятия доверительного предиката.

**Определение 3.** Предикат  $T(c, \nu)$  называется *доверительным предикатом*, если

$$\forall c \in C, P(T(c, \nu)) \geq \eta \in (0, 1).$$

В случае построения доверительных интервалов  $T(c, \nu) = (R(c, g(\nu)) \in K(\nu))$ . В общем случае предикату соответствует некоторое подмножество в  $C \times V$ .

Доверительный предикат можно использовать для проверки статистических гипотез. Для этого введем функцию  $\Theta(\nu) = \{c \mid T(c, \nu)\}$ . Данная функция каждой выборке сопоставляет множество согласующихся с ней гипотез о распределении. Приведенная схема используется классическими методами статистики для оценивания параметров распределений в случае, когда  $C$  представляет собой параметрическое семейство. Однако нет принципиальных препятствий для использования этого подхода и в непараметрическом случае, где он может являться альтернативой критериям согласия. Примером может служить известная теорема Гливленко, если ее вместе с сопутствующими результатами переформулировать подходящим образом. А именно,

$$\forall c \in C, P\left(\sup_x |\tilde{F}(x) - F(x)| < \varepsilon(\eta)\right) \geq \eta,$$

где  $F(x)$  – функция распределения случайной величины  $X$ , а  $\tilde{F}(x)$  – эмпирическая функция распределения.

При построении доверительного предиката представляется перспективным использование эмпирических методов оценивания доверительной вероятности.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен метод оценивания риска для решающей функции посредством построения эмпирического доверительного интервала. Эффективность метода проиллюстрирована на примере задачи классификации по ближайшему прецеденту. В отличие от сложностных оценок Вапника–Червоненкиса метод построения эмпирических доверительных интервалов применим также для алгоритмов, использующих классы решающих функций бесконечной емкости.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Вапник В.Н., Червоненкис А.Я.* Теория распознавания образов. М.: Наука, 1974. 415 с.
2. *Воронцов К.В.* Слабая вероятностная аксиоматика и надежность эмпирических предсказаний. // Доклады 13-й всероссийской конференции «Математические методы распознавания образов». М. 2007. С. 21–24.
3. *Донской В.И.* Колмогоровская сложность классов общерекурсивных функций с ограниченной емкостью. // Таврический вестник информатики и математики. НАН Украины. 2005, № 1. С. 25–34.
4. *Неделько В.М.* Об оценивании вероятности ошибочной классификации. // Искусственный интеллект. Изд-во НАН Украины, 2006, № 2. С. 197–200.
5. *Неделько В.М.* Об эффективности эмпирических функционалов качества решающей функции. // Доклады 13-й всероссийской конференции «Математические методы распознавания образов». М. 2007. С. 47–49.

*Статья поступила в редакцию 01.05.2008*

## АДАПТИВНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ МНОГОМЕРНОГО ВРЕМЕННОГО РЯДА

© Неделько С.В.

Институт математики СО РАН  
Лаб. Анализа данных  
пр-т Коптюга, 4, г. Новосибирск, 630090, Россия

E-MAIL: nedelko@math.nsc.ru

**Abstract.** The method of heterogeneous multidimensional time series adaptive prediction is considered. This method is based on adaptive forming a discrete states set and uses some kind of informativity criterion. The method of adaptation the deciding function to changing of probabilistic properties of the stochastic process is also offered<sup>4</sup>.

### ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование многомерных разнотипных временных рядов является хорошо известной задачей анализа данных. Несмотря на немалое количество работ, посвященных данной проблеме, к настоящему времени остается ряд нерешенных вопросов. Прежде всего, особенностью задачи является наличие нескольких целевых переменных, что не отражено в большинстве алгоритмов прогнозирования, когда решающая функция строится для каждой переменной отдельно, без учета их зависимостей [2]. Такой подход в случае сильной зависимости целевых переменных проигрывает в качестве прогноза [3].

Обычно прогнозирование временного ряда подразумевает построение решающей функции, которая по заданной предыстории ряда дает прогнозируемый набор значений переменных ряда для следующего момента времени. Размерность пространства, в котором ведется поиск решающей функции, увеличивается с ростом глубины предыстории, что требует использования различных эвристик либо упрощения класса решающих функций. Кроме того, построение решения в пространстве большой размерности сказывается на быстроте работы алгоритма.

В настоящей работе рассматривается алгоритм прогнозирования многомерного разнотипного временного ряда, основанный на адаптивном формировании пространства состояний [4] ряда в классе логических решающих функций [2]. Оптимальное разбиение при этом ищется непосредственно в пространстве переменных, описывающих временной ряд, без предварительного деления на прогнозирующие переменные (пространство значений  $X$ ) и целевые переменные (пространство значений  $Y$ ), что существенно снижает трудоемкость алгоритма. Такое разбиение исходного пространства переменных учитывает их зависимость и решает проблему роста размерности с увеличением глубины предыстории.

Метод оценивания условного распределения в заданном классе кусочно-постоянных распределений основан на критерии информативности и не требует

---

<sup>4</sup>Работа выполнена при поддержке РФФИ, проект № 07-01-00331-а



каких-либо метрических свойств пространства  $Z$ . Классические же непараметрические методы оценивания условного распределения предполагают те или иные метрические свойства пространства  $Z$ , что в разнотипном случае не вполне оправдано.

Предложен метод адаптации решающей функции к изменению вероятностных свойств процесса, основанный на критерии минимума энтропии.

Задача обнаружения изменения вероятностных свойств случайного процесса (задача о разладке) известна давно и до настоящего времени активно исследуется [1]. Особенность данной работы заключается в использовании достаточно универсальной модели временного ряда.

### 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Пусть дан  $n$ -мерный разнотипный временной ряд  $v = \{z^t | t = \overline{1, N}\}$ ,  $z^t = (z_1^t, \dots, z_n^t)$ ,  $z_j^t \in Z_j$ . Множество  $Z_j$  является множеством допустимых значений  $j$ -й переменной ряда. В силу разнотипности ряда в наборе переменных могут присутствовать одновременно непрерывные и дискретные переменные, а также переменные с упорядоченным и неупорядоченным множеством значений. Пространство значений ряда обозначим  $Z = \prod_{j=1}^n Z_j$ . Требуется дать прогноз значений временного ряда в моменты времени  $t > N$  на основе анализа имеющихся эмпирических данных, то есть реализации  $v$ .

Рассматриваем статистическую постановку задачи, когда  $v$  является реализацией некоторого случайного процесса  $z(t)$  с дискретным временем. Предполагаем, что процесс задан переходной (условной) вероятностной мерой  $P[Z|z(t-1), z(t-2), \dots, z(t-d)]$ , определяемой предысторией длины  $d$ . Квадратные скобки здесь означают, что имеется в виду не мера множества  $Z$ , а мера, заданная на некоторой  $\sigma$ -алгебре его подмножеств.

### 2. КРИТЕРИИ КАЧЕСТВА

Критерии качества вероятностной модели временного ряда основаны на понятии информативности распределений [6], то есть степени отличия от априорного распределения [7].

Зафиксируем некоторое разбиение  $\lambda = \{E^\omega \subseteq Z | \omega = \overline{1, k}\}$ ,  $\prod_{\omega=1}^k E^\omega = Z$ ,  $\omega \neq \bar{\omega} \Rightarrow E^\omega \cap E^{\bar{\omega}} = \emptyset$ , пространства  $Z$ . Это позволяет исходному многомерному ряду  $v$  сопоставить одномерную символьную последовательность  $w = \{\omega^t | z^t \in E^{\omega^t}, t = \overline{1, N}\}$ . Тогда случайному процессу  $z(t)$  будет соответствовать процесс  $\omega(t)$ , переходные вероятности для которого обозначим

$$p_{\omega_0 | \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d} = P(\omega(t) = \omega_0 | \omega(t-1) = \omega_1, \dots, \omega(t-d) = \omega_d).$$

Аналогично вводится совместная вероятность

$$p_{\omega_0 \dots \omega_d} = P\left(\bigwedge_{\tau=0}^d (\omega(t-\tau) = \omega_\tau)\right) = P\left(\bigwedge_{\tau=0}^d (Z(t-\tau) \in E^{\omega_\tau})\right),$$

то есть вероятность появления заданной предыстории длины  $d$ .

Критерий информативности определим как

$$K(\lambda) = \sum_{\omega_0=1}^k \cdots \sum_{\omega_d=1}^k |p_{\omega_0} - p_{\omega_0|\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d}| \cdot p_{\omega_1 \omega_2 \dots \omega_d}.$$

Он представляет собой средний модуль разности между вероятностями перехода и безусловными вероятностями нахождения в состояниях.

После тождественных преобразований имеем:

$$K(\lambda) = \sum_{\omega_0=1}^k \cdots \sum_{\omega_d=1}^k |p_{\omega_0 \omega_1 \dots \omega_d} - p_{\omega_0} p_{\omega_1 \dots \omega_d}|.$$

Здесь  $p_{\omega_1 \dots \omega_d} = \sum_{\omega_0=1}^k p_{\omega_0 \omega_1 \dots \omega_d}$ ,  $p_{\omega_0} = \sum_{\omega_1=1}^k \cdots \sum_{\omega_d=1}^k p_{\omega_0 \omega_1 \dots \omega_d}$ .

При длине предыстории  $d = 1$  критерий принимает вид

$$K(\lambda) = \sum_{\omega_0=1}^k \sum_{\omega_1=1}^k |p_{\omega_0 \omega_1} - p_{\omega_0} p_{\omega_1}|.$$

Также будем использовать критерий, основанный на энтропии:

$$K_e(\lambda) = \sum_{\omega_0=1}^k \cdots \sum_{\omega_d=1}^k p_{\omega_0|\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d} \ln(p_{\omega_0|\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_d}) \cdot p_{\omega_1 \omega_2 \dots \omega_d} - \sum_{\omega_0=1}^k p_{\omega_0} \ln(p_{\omega_0}).$$

Данный критерий будет использован для обнаружения неоднородности процесса (изменения вероятностных свойств).

Для оценки введенных критериев по выборке достаточно заменить  $p_{\omega_0 \dots \omega_d}$  на  $N_{\omega_0 \dots \omega_d} / N$  – частоту реализации предыстории на обучающей последовательности  $v$ .

### 3. АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ОЦЕНКА ЗНАЧИМОСТИ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ

Приведем краткое описание алгоритма адаптивного прогнозирования многомерного разнотипного временного ряда на основе выбора пространства состояний случайного процесса. Применяется направленный поиск (алгоритм LRP) для нахождения разбиения  $\lambda$  пространства переменных временного ряда. При этом приближенное к оптимальному разбиение строится максимизацией критерия информативности  $K$ . Алгоритм находит решение в виде дерева или непересекающихся многомерных интервалов. Полученные области из разбиения соответствуют состояниям случайного процесса, описывающего исходный многомерный временной ряд. Аппроксимация переходной вероятности случайного процесса дает возможность делать прогноз значений ряда.

Оценивание статистической значимости полученного алгоритмом решения основано на методе статистического моделирования. Предлагается исследование поведения алгоритма на случайных перестановках по времени значений временного ряда. Строится эмпирическая функция распределения для критерия информативности

матрицы переходных вероятностей и ее аппроксимация соответствующим распределением, например, методом моментов. Значение критерия информативности, полученное на реальной последовательности событий, может лежать в области вероятных значений критерия на перестановках, что объясняет полученные закономерности случайными флуктуациями. Метод опробован при нахождении закономерностей в сейсмических данных [5]. Закономерности, заключенные в относительных переходных вероятностях для состояний процесса, оказались статистически значимыми.

#### 4. ОБНАРУЖЕНИЕ ИЗМЕНЕНИЯ СВОЙСТВ ПРОЦЕССА

Построение логико-вероятностной модели временного ряда на основе выбора пространства состояний процесса можно также применять для обнаружения изменения вероятностных свойств. Это важно в случаях, когда исходный временной ряд составлен из реализаций нескольких случайных процессов. Требуется найти моменты времени, когда происходит изменение модели ряда.

Зафиксируем некоторый момент времени  $t_0$ , начиная с которого будем последовательно проверять соответствие фрагмента ряда выбранной модели. Временной ряд разбивается выбранным моментом на две части. Первая часть используется для построения модели, то есть для построения пространства состояний случайного процесса и оценивания матрицы переходных вероятностей между состояниями.

В начале второй части ряда, не задействованной в построении модели, выделяем некоторый фрагмент длины  $r$ , соответствующий моментам времени  $t_0 + 1, \dots, t_0 + r$ , и вычисляем для него частоты переходов между состояниями. Далее проверяем согласованность частот с построенной моделью.

В случае близости частот переходов переходным вероятностям считаем, что до момента времени  $t_0 + r$  ряд определяется одной и той же моделью. Иначе принимаем, что в момент  $t_0$  происходит изменение вероятностных свойств случайного процесса.

Если смены процесса не произошло, то проводим аналогичное исследование для следующего фрагмента ряда длины  $r$ . По его результатам также решаем, происходит смена модели в момент времени  $t_0 + r$  или нет. Так можем продолжить до конца исходного ряда.

Если же в момент  $t_0$  обнаружено изменение случайного процесса, определяющего ряд, то поступаем со второй частью ряда тем же образом, что и с исходным рядом. А именно, разбиваем остаток ряда на две части, первую используем для аппроксимации переходной вероятности, а вторую последовательно проверяем на соответствие второй построенной модели. Действуя таким образом, находим моменты времени (а их может быть несколько), в которые происходит изменение вероятностных свойств случайного процесса, а также сами оцененные матрицы переходных вероятностей.

При использовании предложенного метода могут возникнуть трудности. Предполагается, что фрагмент ряда до момента  $t_0$  подчиняется одной вероятностной модели, то есть в начале ряда не происходит быстрого изменения модели. Это необходимо, чтобы длина усеченных данных была достаточной для обучения. В то же время не следует выбирать  $t_0$  слишком большим, рискуя пропустить возможный момент разладки между рядом и моделью. Нахождение оптимального значения параметра  $r$  также представляет собой нетривиальную задачу.

## 5. ВЫЯВЛЕНИЕ МОМЕНТОВ РАЗЛАДКИ НА ОСНОВЕ КРИТЕРИЯ МИНИМУМА ЭНТРОПИИ

Определение моментов изменения вероятностных свойств процесса можно интерпретировать как расстановку на всем временном интервале границ интервалов постоянства модели. При этом важен выбор критерия расстановки.

Рассмотрим сначала простой иллюстративный пример.

Пусть дан дискретный случайный процесс  $z(t) \in \{1, 2\}$  с непрерывным временем  $t \in [0, 1]$ . При этом вероятности нахождения в каждом из двух возможных состояний не зависят от предыстории и постоянны в каждом из двух временных интервалов:  $P(z(t) = 1) \equiv p_1$ , при  $t \in [0, \alpha)$ , и  $P(z(t) = 1) \equiv p_2$ , при  $t \in [\alpha, 1]$ ,  $0 < \alpha < 1$ .

Таким образом, изменение свойств процесса происходит в точке  $\alpha$ . Если изменение процесса в точке  $\alpha$  не предполагать, то вероятность нахождения процесса в первом состоянии оценится как среднее на всем интервале  $[0, 1]$ , то есть  $p = \alpha p_1 + (1 - \alpha)p_2$ .

В качестве критерия, позволяющего определить момент изменения свойств, может быть использована энтропия. При отсутствии границы энтропия есть  $H = -p \ln p$ . При правильно поставленной границе  $\alpha$  энтропия уменьшится и составит  $H = -(\alpha p_1 \ln p_1 + (1 - \alpha)p_2 \ln p_2)$ . При этом минимум энтропии достигается при правильной постановке границы, при любых параметрах  $\alpha$ ,  $p_1$ ,  $p_2$ .

Для предложенного алгоритма прогнозирования выполнение подобного свойства становится неочевидным, поскольку используемый в алгоритме энтропийный критерий устроен сложнее, кроме того, на разных интервалах ряда алгоритм строит разные множества состояний процесса. Однако проведенное статистическое моделирование показывает, что данный критерий позволяет находить момент разладки.

При этом критерий, основанный на отличии от априорных вероятностей, не находит момент разладки, если для одного из процессов переходные вероятности близки к априорным.

## 6. ПРИМЕР РАБОТЫ АЛГОРИТМА

Пусть временной ряд  $(Z_1(t), Z_2(t))$  задается случайным процессом, у которого в некоторый момент изменяются свойства. Фактически имеем два случайных процесса, а временной ряд есть соединение их реализаций. Первый процесс выделяет в пространстве  $Z$  три области:  $[0, 1] \times (0, 65, 1]$ ,  $(0, 5, 1] \times [0, 0, 65]$  и  $[0, 0, 5] \times [0, 0, 65]$ . Для второго процесса выделены  $(0, 65, 1] \times [0, 1]$ ,  $[0, 0, 65] \times [0, 0, 5]$  и  $[0, 0, 65] \times (0, 5, 1]$ . Области состояний процессов наглядно изображены на рис. 1. Стрелками показаны наиболее вероятные переходы.

Переходы между областями для каждого процесса определяются матрицами переходных вероятностей. В примере обе матрицы имели вид

$$p_{j|i} = \begin{pmatrix} \delta & 1 - 2\delta & \delta \\ \delta & \delta & 1 - 2\delta \\ 1 - 2\delta & \delta & \delta \end{pmatrix},$$

где  $i$  соответствует строке, а  $j$  – столбцу.

В пределах каждой области условные распределения равномерны.

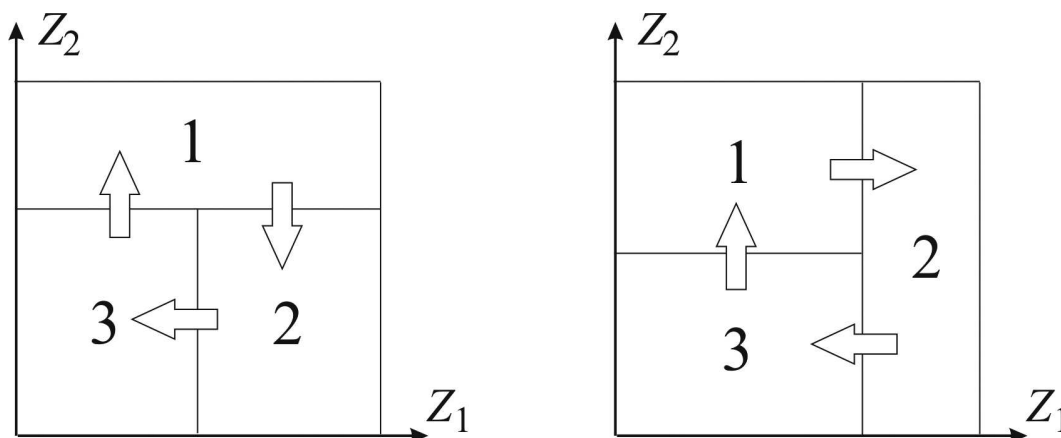


Рис. 1. Модели процесса для различных временных интервалов.

Параметр  $\delta$  задается для каждого процесса отдельно ( $\delta_1$  и  $\delta_2$ ) и позволяет варьировать степень выраженности закономерностей (при  $\delta = \frac{1}{3}$  все переходы равновероятны и закономерности отсутствуют).

Заметим, что модели процессов на обоих временных интервалах намеренно выбраны похожими, чтобы проиллюстрировать возможности метода по их разделению.

В случае реализации одного случайного процесса, при  $N = 200$ , алгоритм поиска логических закономерностей с любым из критериев ( $K$  или  $K_e$ ) практически точно восстанавливал разбиение, если  $\delta < 0,2$ .

В случае изменяющихся свойств процесса использование критерия  $K_e$  позволило определять момент разладки с точностью до нескольких отсчетов (при  $N = 500$ ), если хотя бы один из  $\delta_1$  или  $\delta_2$  не превосходил 0,15.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложен метод прогнозирования многомерного разнотипного временного ряда с изменяющимися свойствами, основанный на выделении состояний процесса в классе логических решающих функций. В роли критерия качества модели используются различные варианты меры информативности матрицы переходных вероятностей. Исследование путем статистического моделирования показывает способность метода адекватно оценивать вероятностную модель временного ряда, а также обнаруживать момент изменения вероятностных свойств (разладки).

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Боровков А.А. Асимптотические оптимальные решения в задаче о разладке. // Теория вероятностей и ее применения, 1998, Т.43, № 4, С. 625–654.
2. Лбов Г.С., Старцева Н.Г. Логические решающие функции и вопросы статистической устойчивости решений. Институт математики СО РАН, Новосибирск, 1999. 211 с.
3. Миренкова С.В. Метод прогнозирования многомерного разнотипного временного ряда в классе логических решающих функций. // Искусственный интеллект. Изд-во НАН Украины, 2002, № 2. С. 197–201.

4. *Неделько С.В.* Критерий информативности матрицы переходов и прогнозирование разнотипного временного ряда. // Искусственный интеллект. Изд-во НАН Украины, 2004, № 2. С. 145–149.
5. *Неделько С.В., Ступина Т.А.* Построение логико-вероятностных моделей временного ряда при анализе сейсмических данных. // Научный вестник НГТУ. Новосибирск, 2007, № 4(29). С. 33–42.
6. *Lbov G.S., Nedelko V.M.* A maximum informativity criterion for the forecasting several variables of different types. // Proceedings of the 6-th International Conference "Computer Data Analysis and Modeling". Minsk, 2001. P. 43–48. 1999. 211 с.
7. *Ростовцев П.С.* Алгоритм построения типологий для больших массивов социально-экономической информации. // Модели агрегирования социально-экономической информации. Сборник научных трудов. Изд-во ИЭ и ОПП СО АН СССР, 1978.

*Статья поступила в редакцию 01.05.2008*

## АЛГОРИТМ ВЫДЕЛЕНИЯ И АНАЛИЗА ВЕТВЯЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ

© Недзведь А.М., Белоцерковский А.М., Абламейко С.В.,  
Мазевский А., Доброговский В.

ОБЪЕДИНЕННЫЙ ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ ИНФОРМАТИКИ  
СУРГАНОВА 6, МИНСК, БЕЛАРУСЬ

E-MAIL: [NedzvedA@newman.bas-net.by](mailto:NedzvedA@newman.bas-net.by)

ИНСТИТУТ ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЙ ФИЗИКИ УНИВЕРСИТЕТА БЕЛОСТОКА  
ЛАБОРАТОРИЯ МАГНЕТИЗМА  
LIPOWA 41, 15-424 BIALYSTOK, POLAND

E-MAIL: [Magnet@uwb.edu.pl](mailto:Magnet@uwb.edu.pl)

**Abstract.** Algorithm of branchness structure extraction and analysis is proposed here. This algorithm allows to gain successful results and calculates a large number of characteristics of dendrite structure on magneto-optical images. The algorithm consists of three parts: background correction, structure extraction and calculation of dendrite characteristics. For correction of magnetic image we use methods for magneto-optic contrast. One of the basic features of structure extraction part is a preservation of border properties for dendrite. Therefore the basic processing of extraction is applied for binary image. Proposed characteristics allow to describe and to classify dendrites. For analysis of dendrites structures topological properties are calculated for three basic objects types: dendrites body, holes and gulf. Arithmetical combination of such properties describes and characterizes dendrite structures. It is used as well as for single dendrite both for dendrites of magneto-optical and medical images.

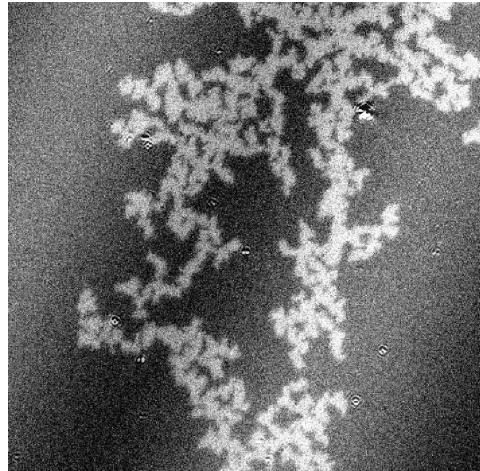
### ВВЕДЕНИЕ

Анализ ветвящихся изображений – одно из наиболее интересных направлений развития морфометрии. Ветвящиеся объекты присутствуют практически во всех динамических системах, так как именно силы влияющие на динамическое изменение являются одной из основных причин ветвления. В обычной жизни мы постоянно встречаем примеры таких объектов. Это – растения, дорожные сети, элементы коррозии (почв, металлических и других поверхностей), и т.д. Подобные структуры присутствуют везде начиная от наномира и заканчивая космическим пространством [1].

Цифровая обработка изображений таких структур позволяет выделить наиболее сложные элементы и определить характеристики, которые сложно получить без использования вычислительной техники.

Наиболее распространенным ветвящимся объектом является дендрит. Форма дендрита имеет очень сложную разветвленную структуру (рис. 3). Параметрическое описание подобной структуры является непростой задачей.

Для выделения ветвящихся дендритовидных структур был разработан алгоритм их выделения и разработаны характеристики для их описания



*Рис. 1.* Полутонное изображение ветвящейся дендритовидной структуры на тонкой магнитной пленке

## 1. АЛГОРИТМ АНАЛИЗА СТРУКТУРЫ

Алгоритм выделения и вычисления характеристик ветвящихся дендритовидных структур состоит из трех частей (рис. 2): коррекции фона и полученного изображения, выделении образа ветвящейся структуры, вычислении различных характеристик структур.

Как правило, импульсный шум и физические ошибки появляются на этапе ввода вследствие физических искажений во время критических условий, например, при получении наноизображения в диапазоне высокого насыщения (рис. 3), необходимое для получения бинарного изображения. Бинаризация изображения выполняется посредством пороговой сегментации. Предварительная обработка изображения позволяет получать лучший результат, и проводится перед порождированием с коррекцией полутонных свойств, что обусловлено необходимостью улучшения качества изображения. В предварительной обработке выделяют стадию коррекции фона и стадию уменьшения импульсного шума.

Изображение состоит из двух компонентов: постоянная часть объекта, которая не меняется во времени и компонент фон, имеющая случайно меняющиеся элементы, возникающие во время процесса ввода (магнитооптический компонент). Фон можно исправить традиционной операцией коррекции фона, таким образом, улучшив контраст изображения [11]:

$$C_{x,y} = \frac{(I_{x,y} - B_{x,y}) \cdot (W_{max} - B_{x,y})}{(W_{x,y} - B_{x,y})} \quad (1.1)$$

где  $I_{x,y}$  – величина яркости пиксела изображения с компонентом фона,  $B_{x,y}$  – величина яркости пиксела для изображения от постоянного компонента объекта,  $W_{x,y}$  – величина яркости пиксела для изображения в полной насыщенности устройства ввода



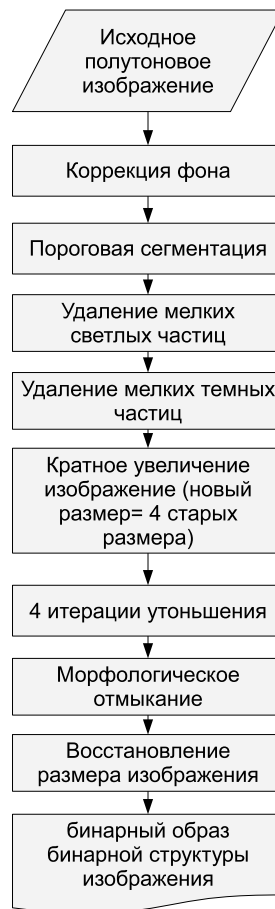
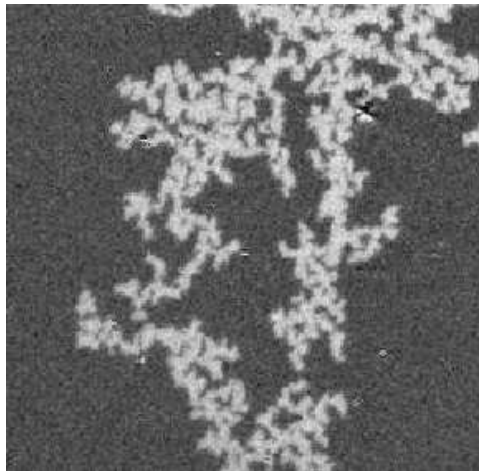


Рис. 2. Блок-схема алгоритма выделения дендритовидных ветвящихся объектов

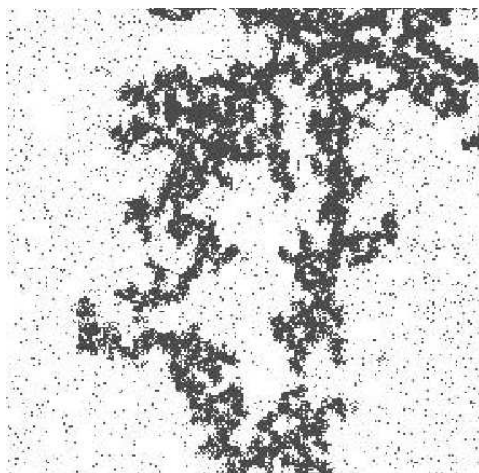
изображения (насыщение яркости),  $W_{\text{Макс}}$  – максимальная величина яркости изображения в насыщении устройства  $C_{x,y}$ , – новая величина яркости пиксела в исправленном изображении (рис. 4).

Наноскопические изображения известны сильным коротким импульсным шумом, удаление которого с помощью медианы или низкочастотной фильтрации обычно изменяет границы структур с узкими ветвями. Поэтому для полутонового изображения мы можем использовать только коррекцию фона и пороговую сегментацию.

Методы автоматической пороговой сегментации позволяют определить порог для классификации пиксела к объекту или фону. Как показала практика, наиболее рациональный способ проведения автоматической пороговой сегментации – метод Отсу. Все значения яркости, которые являются меньшими или равны порогу, принадлежат классу фона и маркируются как 0. Другие значения яркости принадлежат классу объектов и маркируются как 1 в бинарном изображении [4].



*Рис. 3.* Полутонное изображение ветвящихся объектов после коррекции фона



*Рис. 4.* Изображение с шумом "salt-and-pepper"

Результат пороговой сегментации – изображение с шумом "salt-and-pepper" (рис. 5), который представляет собой собой отдельные темные или светлые растровые элементы, принятые в решаемой задаче размером меньше 5 пикселей. После стандартной операции удаления шума (растровой скан-фильтрации) на изображении возникают ложные хвосты или мосты между бинарными объектами. Этот факт не позволяет использовать простые традиционные методы математической морфологии для коррекции формы. К тому же существуют случаи, когда существенно расстояние в полпиксела, при таком условии границы объектов сохранить невозможно. Тем не менее мощный аппарат математической морфологии определяет необходимость использования этих методов при коррекции исследуемых объектов и удаления ложные хвостов и мостов. Таким образом, было решено увеличить изображение в 4 раза

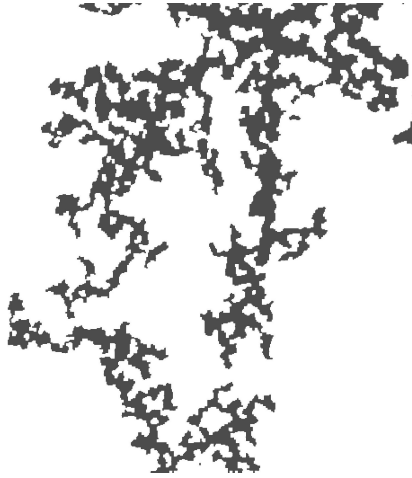


Рис. 5. Бинарное изображение ветвящихся объектов после морфологической обработки

и провести 4 итерации утоньшения. Так как большинство ветвящихся объектов имеет небольшую ширину, наилучшим методом утоньшения является утоньшение Zang-Suen [5]. Было установлено, что морфологическое «отмыкание» на следующем этапе позволяет удалять ложные мосты и хвосты, имеющие после утоньшения единичную ширину. На последнем этапе необходимо восстановить исходный размер изображения, которое будет содержать бинарный образ искомого ветвящегося объекта (рис. 6).

Геометрические характеристики объектов являются основой для любого исследования. Высокая разрешающая способность оптических устройств ввода повышает точность вычисления геометрических характеристик объектов. Наиболее часто измеряемыми характеристиками ветвящихся структур являются: площадь, периметр, линейные размеры, фактор удлинения (отношение двух главных моментов), и фактор формы [1].

## 2. ВЫЧИСЛЕНИЕ ХАРАКТЕРИСТИК ВЕТВЯЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ

Определение цифровых свойств объектов на изображениях определяются двумя путями вычисления геометрических характеристик: традиционным и планиметрическим [11]. У пиксела есть свои линейные размеры. Как правило, размер пикселя характеризуется его площадью, а вычисление геометрических характеристик выполняется на центральных точках пикселах объекта. Планиметрические вычисления характеристик работают с линейными размерами между точками, размещенными в углах пиксела. Таким образом, в планиметрическом способе вертикальные и горизонтальные расстояния между точками равны линейным размерам пиксела, а диагональ определяется теоремой Пифагора. В случае равенства горизонтальных и вертикальных размеров величина площади пиксела умножается с  $\sqrt{2}$ . Периметр вычисляется подобным способом как контур объекта.

Есть несколько способов описания формы ветвящегося объекта. Особый интерес представляет компактность (*compactness*). Фактор компактности – отношение площади объекта к площади наименьшего прямоугольника, который содержит все точки объекта и определяется как

$$compactness = \frac{K \cdot AREA}{perimeter^2}, \quad (2.1)$$

где AREA – площадь объекта, perimeter – периметр объекта, K – коэффициент калибровки. Фактор компактности меняется в интервале [0, 1]. Чем ближе форма объекта к прямоугольнику, тем ближе фактор компактности к 1. для определения топологических характеристик выполняется бинаризация изображения.

Топологические древовидные характеристики вычисляются с помощью операций булевой логики и математической морфологии (морфологическое сглаживание) (рис.6). Таким образом, на изображениях древовидных ветвящихся объектах образуется три топологических области : тело объекта, заливы и отверстия (рис.7).

Залив и отверстия (дыры) определяются как области между телом объектов. У залива есть связь со свободным местом. Тело объекта окружает отверстия. В процессе исследований для описания топологических свойств была предложена следующие характеристики: полная (суммарная) площадь, отношение к заливам, отношение к отверстиям и древовидное отношение. Суммарная площадь определяется как сумма всех топологических областей:

$$TotalArea = Area(gulf) + Area(holes) + Area(body), \quad (2.2)$$

где Area(gulf) – площадь области залива, Area(holes) – площадь области отверстий, Area(body) – площадь области тела объекта. Другие характеристики соответствуют заполненному пространству и определяются как:

$$gulfratio = \frac{Area(gulf)}{TotalArea}; \quad (2.3)$$

$$holeratio = \frac{Area(holes)}{TotalArea}; \quad (2.4)$$

$$dendrateratio = \frac{Area(dendrites)}{TotalArea}; \quad (2.5)$$

Эти характеристики для каждого типа области описывают соответствующие виды топологии объекта. Для описания топологических свойств ветвящихся объектов необходимо выделить среднюю линию или скелет объекта из бинарного образа. Эта операция реализуется с помощью бинарного алгоритма Zang-Suen [5]. Для определения топологии здесь играют важную роль характеристики тела объекта [9, 10], скелет, узлы скелета и его окончания (хвосты) (fig.8,9). Скелет образует связанное геометрическое место центральных точек объекта [6, 7, 8]. Узлы соответствуют точкам скелета, имеющим более двух объектов. К хвостам относятся линии-элементы скелета ограниченные только с одной стороны узлом.

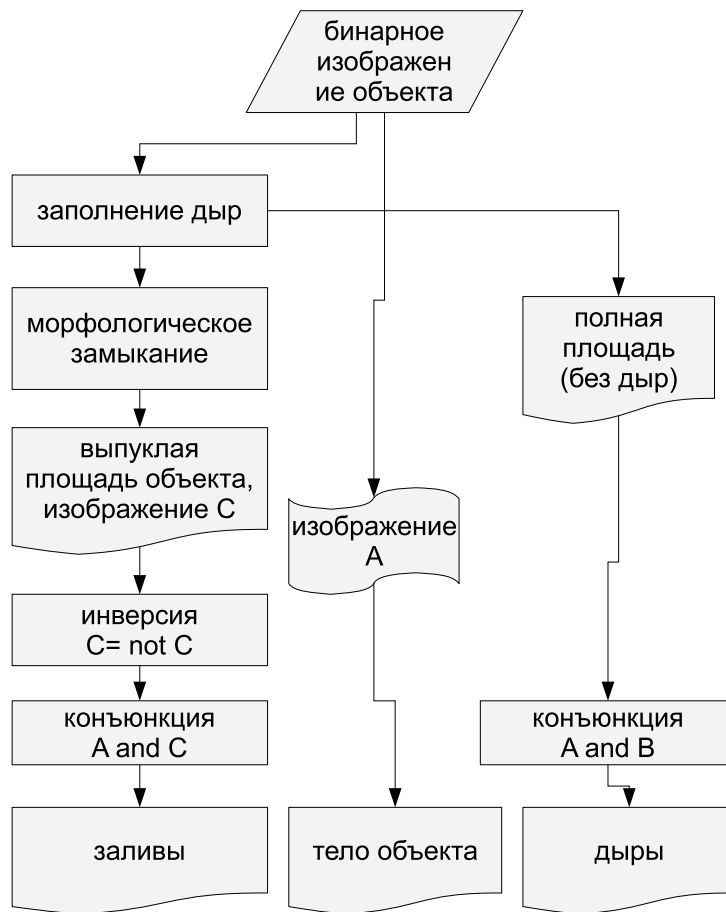
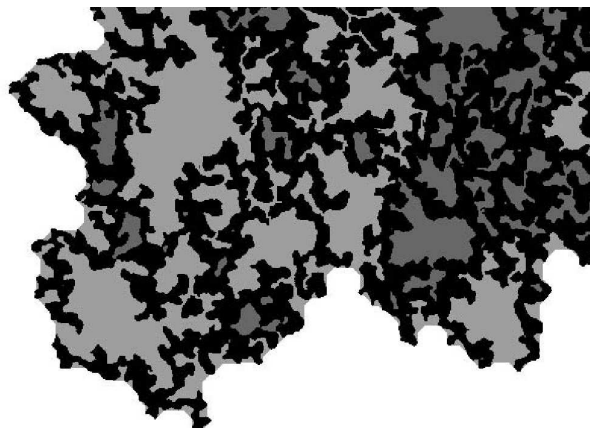


Рис. 6. Алгоритм выделения топологических областей: тела объекта, заливов и отверстий

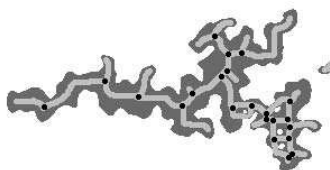
Для описания топологических свойств ветвящихся объектов необходимо определить следующие характеристики: ветвистость (branchiness), закрученность (curliness), реальная длина (real length), усредненная ширина по длине объекта (mean width), хвостатость (tailness), закрученность хвостов (tail curliness), нормированная хвостатость (tails ratio). Ветвистость и закрученность описывают сложность формы ветвящегося объекта. Они определяются как отношение числа узлов или сегментов скелета, к реальной длине скелета соответственно. Сегменты скелета определяются как фрагменты, ограниченные узлами или точками окончания скелета.

$$Branchiness = \frac{count(nodes)}{length(skeleton)}; \quad (2.6)$$

$$Curliness = \frac{count(nodes)}{count(segments)}. \quad (2.7)$$



*Рис. 7.* Иерархическое изображение после бинаризации с топологическими свойствами: черное – тело объекта, светлосерый – заливы, серый – отверстия



*Рис. 8.* топологические особенности ветвящегося объекта: серое – тело объекта, светло-серое – скелет, черное – узлы



*Рис. 9.* хвосты объекта: черное - тело объекта, серое - хвосты

Полная длина объекта соответствует длине или, в случае симметричного масштаба изображения, площади скелета.

$$Reallength = Length(skeleton). \quad (2.8)$$

Определение хвостов [9, 10] позволяет определить характеристики для описания зависимости особенностей окончания объекта к его сложности. Дело в том, что в

реальной жизни объект может иметь не только отдельные ветви, но и пересекающиеся структуры образующие замкнутую сеть. Для определения таких особенностей и вводится определение хвостатости, закрученности хвостов и нормализованной хвостатости. Они определяются как:

$$Tailness = \frac{count(tails)}{length(skeleton)}, \quad (2.9)$$

$$TailCurliness = \frac{count(tails)}{count(segments)}, \quad (2.10)$$

$$Tailsratio = \frac{length(tail)}{length(skeleton)} \quad (2.11)$$

Более сложной характеристикой является усредненная ширина ветвящегося объекта. На практике она вычисляется для каждой точки, но есть несколько способов вычисления этой величины, позволяющие ее определить с разной погрешностью. В данной работе характеристика не описывается. Следует лишь отметить, что величина определяется как усреднение перпендикуляров к скелету для каждой его точки, за исключением узловых точек и их окрестности с приблизительным радиусом в ширину объекта:

$$Meanwidth = \frac{Area(dendrites)}{length(skeleton)}. \quad (2.12)$$

Безусловно эта характеристика является только аппроксимацией реальной ширины, но она не может быть определена иначе и играет огромную роль при описании сложных объектов, так как отражает их реальные размеры.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Алгоритм выделения и анализа ветвящихся объектов первоначально был разработан и реализован в программном пакете "Zubr", для анализа наноскопических изображений магнитооптических объектов. Затем адаптирован для анализа сосудов и волокон на гистологических изображениях и изображениях компьютерной томографии.

Предложенный алгоритм позволяет получить качественный бинарный образ ветвящегося объекта и вычислить характеристики для его описания. Широкий набор предлагаемых характеристик позволяет не только описать сложность объекта, но и в случае динамических исследований определять характеристики роста и изменения объекта в зависимости от различных физических воздействий. Это особенно важно при изучении различных коммуникационных особенностей (снабжение кровью опухоли, изменение электрической активности нервной ткани, влияние магнитных полей на доменную структуру и т.д.). Кроме того, мы предлагаем использовать этот алгоритм и характеристики для описания степени коррозии материала, так как наличие дефекта не всегда является критическим, однако его форма и структура являются

причиной его дальнейших физических изменений и предлагаемые характеристики помогут решить этот вопрос.

Работы по разработке алгоритма выделения и анализа ветвящихся объектов сопровождались следующими проектами: EU project NANOMAG-LAB (No. MTKD-CT-2004-003177), ICTS B-1489 и ИТ06-5-01.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Koh I.Y.Y., Brent Lindquist W., Zito K., Nimchinsky E.A., Svoboda K.* An Image Analysis Algorithm for Dendritic Spines // Neural Computation Massachusetts Institute of Technology, vol. 14, 2002, pp.1283–1310
2. *Абламейко С.В., Недзведзь А.М.* Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине // Минск: ОИПИ НАН Беларуси -- 2005, С. 157.
3. *Сапоженко А.А., Сумкина Н.В.* О тупиковых доопределениях частичных монотонных булевых функций // Сб. Математические вопросы кибернетики, Вып. 13, 2004 г., С. 289-294.
4. *Sahoo, P.K., Soltani, S., Wong, A.K.C., Chen, Y.C.* A survey of thresholding techniques. // Communications of the ACM, vol.27(3), 1984. pp. 236–239.
5. *Zhang TY, Suen CY.* A fast parallel algorithm for thinning digital patterns // Communications of the ACM, vol. 27(3), 1984. pp. 236–239.
6. *Svensson S., Nystrom I., Arcelli C., Sanniti di Baja G.* Using grey-level and distance information for medial surface representation of volume images // Proc. of ICPR. -- 2002.
7. *Weiss J.M.* Grayscale thinning and ridge detection // Comput. Inf. Syst. --2003. -- V.44. -- №1. -- P.107-110.
8. *Marchadier J., Arques D., Michelin S.* Thinning grayscale well-composed images // Pattern Recognit. Lett. -- 2004. -- V.25. -- №5. -- P.581-590.
9. *Недзведзь А.М., Абламейко С.В., Белоцерковский А.М., Лемман Т-М.* Быстрый метод выделения сети сосудов на полутоновых ангиографических изображениях // Искусственный интеллект №2. -- Донецк. -- 2006. -- С. 206-211.
10. *Nedzved A., Ablameyko S., Uchida S.* Gray-scale thinning by using a pseudo-distance map // Proc of 18th International Conference on Pattern Recognition ICPR (2) 2006, P.239-242

*Статья поступила в редакцию 21.04.2008*



УДК 681.327.12.001.362

## 2D-СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ КОМПЬЮТЕРНОЙ ТОМОГРАФИИ НА ОСНОВЕ КОМПЛЕКСНОГО АНАЛИЗА ОКРЕСТНОСТИ

© Недзведь А.М., Белоцерковский А.М., Исмаил-Заде Р.С.,  
Казакевич А.П.

Объединенный институт проблем информатики,  
Беларусь, Минск, Сурганова 6,

е-mail: [nedzveda@newman.bas-net.by](mailto:nedzveda@newman.bas-net.by)

Республиканский научно-практический центр детской онкологии и гематологии,  
Беларусь, Пос.Лесное-2, Минская обл.,

е-mail: [reiman1955@mail.ru](mailto:reiman1955@mail.ru)

**Abstract.** The algorithm of object segmentation on computer tomography images is proposed here. It is based on connected component's analysis and includes a new principle of gray images representation by local properties pseudovector. The main idea of the algorithm lies in region generation by neighborhoods regrouping of those pixels which are sufficient for controlling condition of brightness distribution.

### ВВЕДЕНИЕ

Развитие детской онкологии и разработка программ комплексного лечения детей со злокачественными опухолями позволили на сегодняшний день добиться увеличения количества органосохранных оперативных вмешательств. В целом следует отметить некоторый прогресс выживаемости и курабельности данной патологии, что стало возможным благодаря совершенствованию диагностических мероприятий и выявлению прогностических факторов для определения дальнейшей тактики. При этом остается ряд актуальных проблем, в том числе связанных с улучшением первичной диагностики и мониторинга остаточной опухоли, которые могут быть решены путем повышения качества и информативности интерпретации результатов лучевых методов исследования. Решение этих проблем реализуется посредством использования методов лучевой диагностики, самым распространенным из которых является компьютерная томография.

Автоматизированная обработка и анализ снимков компьютерной томографии (КТ) представляет собой достаточно сложную задачу в силу того, что структура ткани на КТ-изображении является фоном и не позволяет провести сегментацию и выделить орган по порогам из-за совпадения уровней перепадов яркости элементов объектов с яркостью фона. Для решения данной задачи обычно прибегают к полуавтоматическим подходам, одним из которых является подход, основанный на методе роста областей ("region growing").

Ключевой момент методов выделения областей путем наращивания – это поиск групп пикселей с близкими значениями яркости. В простейшем варианте суть его заключается в выборе пикселя, просмотре соседей на предмет близости значений яркости и включении близких по яркости пикселей в формирующуюся область.

Наиболее простой критерий однородности области основан на оценке максимальной разности значения яркости отдельного пикселя и средней яркости формируемой области. Однако, такой критерий будет надежно работать только тогда, когда размер области уже достаточно большой, чтобы оценка средней яркости была достоверной.

Среди методов наращивания областей выделяют следующие: центроидное связывание (априорная информация на основе стартовых точек), метод слияния-расщепления (предварительный выбор однородных областей и их последующее наращивание), метод водоразделов (выделение однородных областей на основе градиента интенсивности изображения), метод деформируемых шаблонов (на основе соответствия шаблонам, изменяемым под воздействием функции внутренней энергии).

### 1. АНАЛИЗ ИЗОБРАЖЕНИЯ МЕТОДОМ СВЯЗАННОЙ КОМПОНЕНТЫ

Исходное изображение классически разделяется на две компоненты: объекты и фон. Каждый объект при сканировании изображения получает свой индивидуальный признак (цвет) и, таким образом, выполняется классификация.

В поле зрения обычно находится более одного объекта. Поэтому для классификации помечаются отдельные компоненты изображения и определяется геометрическое пространство для каждой компоненты в отдельности.

Если считать две точки изображения связанными и существует путь между ними, вдоль которого характеристическая функция постоянна, то точки являются связанными. Связная компонента изображения есть максимальное множество связанных точек, т. е. множество, состоящее из всех тех точек, между любыми двумя из которых существует связывающий их путь.

Разметка объектов на дискретном бинарном изображении состоит в выборе точки объекта, от которой собственно начинается рост. На следующем шаге помечаются соседи этих соседей (кроме уже помеченных) и т. д. По завершении этой рекурсивной процедуры одна компонента должна полностью помечена, и процесс можно будет продолжить, выбрав новую начальную точку. Как только встречается ненулевой пиксель, в стек заносятся координаты тех из его восьми соседей, которые равны цвету объекта. Затем продолжается сканирование текущей линии по пикселям с окрашиванием их в цвет обрабатываемого объекта. Одновременно происходит накапливание промежуточных параметров, необходимых в последующих измерениях. Как только встречается пиксель фона, из стека берётся следующий пиксель объекта и сканируется горизонтальная линия пикселей, равных 1, элементом которой он является (рис. 1). Координаты бинарных восьми соседей крайних пикселей линии также заносятся в стек. При изменении значения этих координат, они заносятся в массив, описывающий контур объекта. Эти операции выполняются до тех пор, пока стек не окажется пустым. В результате получается координатное представление контура объекта.

Очевидно, что «фон» также можно разбить на связные компоненты, поскольку объекты могут иметь отверстия. Их можно пометить с помощью той же процедуры, но при этом необходимо обращать внимание на нули. Чаще всего эти области соответствуют компонентам объекта, поэтому их необходимо объединять. Объединение выполняется методом наращивания областей.

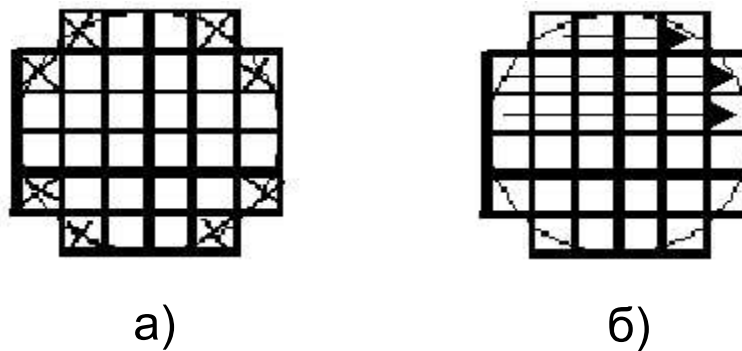
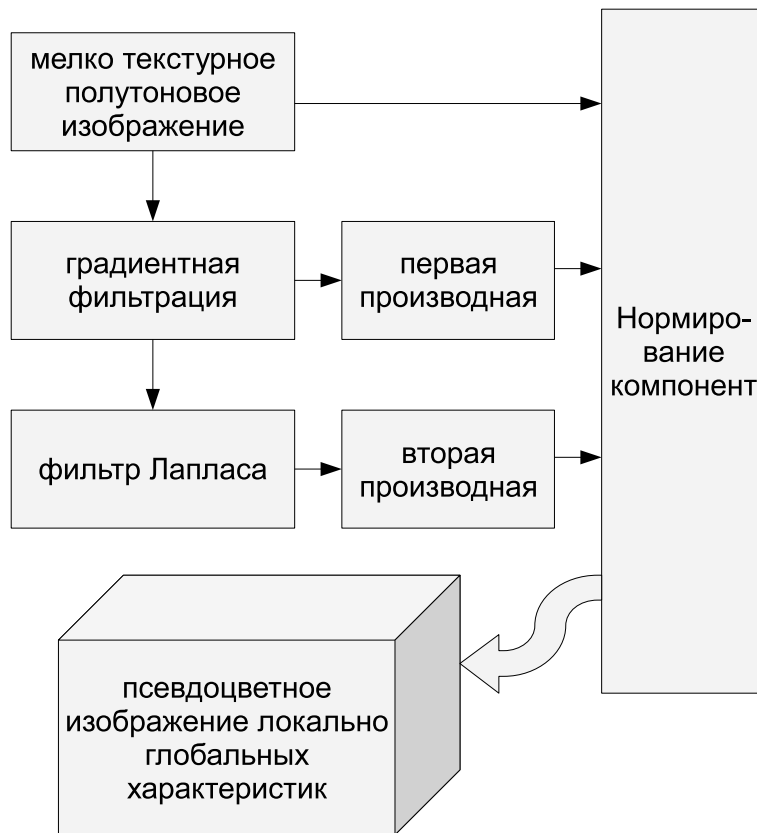


Рис. 1. Сканирование объекта: а) точки образующие контур объекта; б) направление сканирования линий объекта

## 2. НАРАЩИВАНИЕ ОБЛАСТЕЙ

Для наращивания областей часто используются функции энергии, функции Байеса, вейвлеты и свойства фракталов, а также аппарат нейронных сетей [1, 4, 2, 3]. Наращивание областей можно проводить разными способами. Наиболее простым является поточечное наращивание [4]. Начальный пиксель определяется как область, и если он удовлетворяет необходимым условиям, к нему присоединяется соседняя область. Другие способы основаны на моделях, подобных активному контуру [5], и Snake-модели (модели «Змей») [6]. Здесь рассчитываются сглаживающие и растягивающие силы, действующие на контур области. Изначально метод наращивания областей заключался в том, что на изображении каким-либо образом определялись начальные области или точки, которые являются начальными «атомами» для роста. «Засевание атомами» не является оптимальным методом, так как «засевание» с большим шагом приводит к потере важных областей, а с малым – замедляет процесс и может привести к появлению шумов. Большинство современных методов наращивания областей являются дополнением к методам морфологической сегментации, в частности, к сегментации по водоразделам ("watershed"). С их помощью проверяются граничные пиксели по каким-то заранее установленным условиям, и, если условие удовлетворяется, пиксель присоединяется к первоначальной области. Процесс повторяется до тех пор, пока для областей не останется ни одной граничной точки, удовлетворяющей поставленным условиям. После того как изображение заполнено, выполняется одна из двух операций – разделение или объединение областей [6, 7]. Объединение областей можно выполнить с учетом самых разных условий в зависимости от задач сегментации, например такие, как сравнение средних значений полутоновых величин в областях, распределение вероятности [7], фрактальной размерности [9], текстурных примитивов [8], энтропии, энергии [6]. Для объединения областей можно применить метод связанной компоненты. Разделение является сложной операцией, предназначенной для того, чтобы компенсировать неудовлетворительное определение начальных областей на изображении, от которых началось наращивание. В разных алгоритмах это делается по-разному, но чаще всего, либо



*Рис. 2.* Алгоритм оптимизации представления локально-глобальных характеристик мелкотекстурных изображений

разбиением на простые геометрические фигуры, либо введением дополнительных начальных областей («атомов»).

Следует отметить, что несмотря на большое количество методов по наращиванию областей они либо не учитывают ряд локальных характеристик, либо работают медленно. Поэтому для быстрой работы этих алгоритмов была разработана специализированная оптимизация.

### 3. ОПТИМИЗАЦИЯ АНАЛИЗА ГЛОБАЛЬНОЙ/ЛОКАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ НА ИЗОБРАЖЕНИИ

В большинстве работ метод связанной компоненты начинается с операции определения случайным образом маленьких областей размером в несколько пикселей [10], которые в процессе работы алгоритма растут и образуют информативные области.

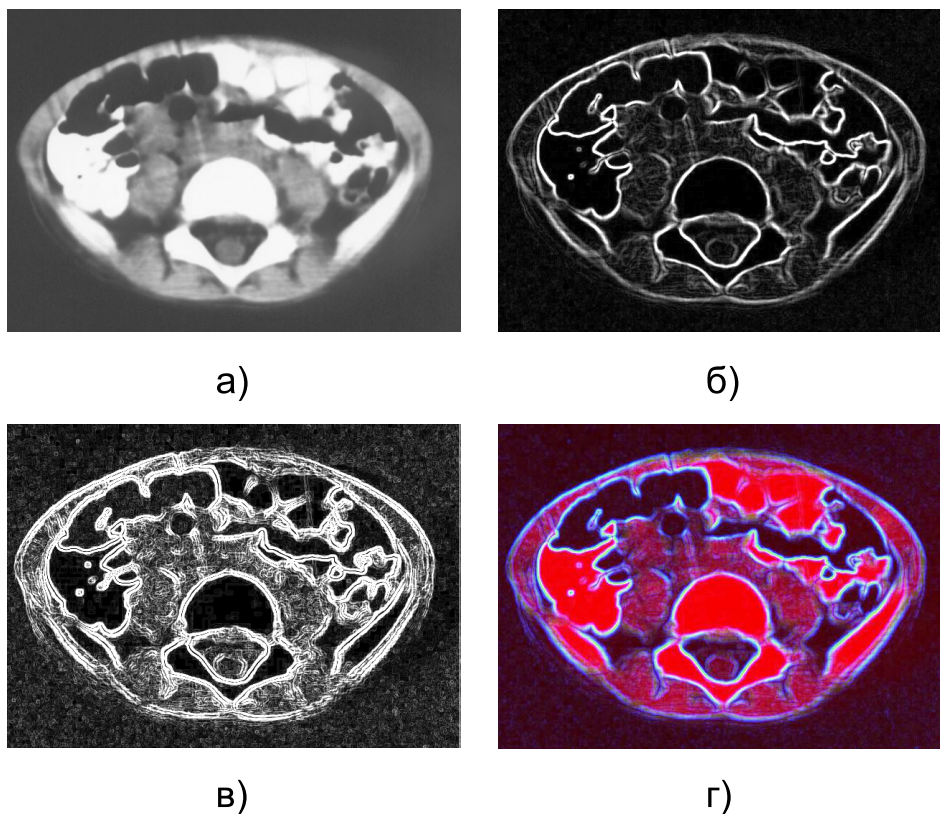


Рис. 3. Формирование псевдоцветного изображения на основе глобальнолокальной информации: а) исходное полутоновое изображение; б) первая производная; в) вторая производная; г) комбинированное псевдоцветное изображение с глобальнолокальными свойствами

Для изображений с плавно меняющейся яркостью и текстурой это не очень эффективно, так как результат выделения зависит от типа изображения и количества пикселей при инициализации. Оптимизация выполняется за счет объединения локальных характеристик окружения пикселей с учетом их различия в локальном окружении и нелинейности распределения яркости в окружающем их пространстве (рис. 3).

Объединение производится на основе вычисления характеристик областей. Для каждой точки области вычисляются первая и вторая производные, используя фильтры Собеля и Лапласа. На их основе формируется цветное изображение (см. рис. 2).

Таким образом, каждый пиксель изображения содержит как глобальную, так и локальную информацию об изображении. Для анализа информации о пикселе и его окружении достаточно сравнить его цветовое значение. Эта модификация позволяет эффективно работать алгоритму по поиску связанной компоненты с учетом не только яркостных, но пространственных и текстурных характеристик. Для ускорения

вычислений три псевдоцветных характеристики можно объединить в псевдовектор цвета. Изменение цветовых характеристик происходит вдоль этого вектора цвета [11] со значением

$$R = \sqrt{R^2 + G^2 + B^2}, \quad (3.1)$$

где R, G и B – цветовые компоненты изображения отражающие соответственно исходное значение пикселя, характеристику локального изменения его окружения и характеристики нелинейности его окружения.

#### 4. АНАЛИЗ ОПТИМИЗИРОВАННОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ

После модификации изображения в псевдоцветное характеристики областей сравниваются по следующим условиям:

- разница дисперсии для величины псевдоцвета не должна превышать заранее заданного значения, определяющего отличия органа от остальной ткани;
- среднее значение псевдовектора цвета каждой области не должно выходить за пределы, ограниченные дисперсией другой области.

При выполнении этих условий области объединяются путем их переопределения, в результате чего идентифицируемая область окрашивается цветом родительской области, а также путем морфологической операции замыкания, выполненной для родительской области на общем мультифазном изображении. Граничные разделяющие линии между областями удаляются.

При выполнении всех условий область заново анализируется посредством сканирования для поиска соседних необработанных областей. Если все области обработаны, одна из соседних областей анализируется, как родительская.

В результате получается ряд областей, соответствующих различным участкам изображения. Для определения принадлежности области вычисляются её геометрические характеристики, по которым проводится классификация областей объектов. Области, не соответствующие искомым объектам, удаляются, а оставшиеся заливаются соответствующим цветом. В результате получается бинарное изображение заданных объектов. Результат сегментации зависит только от порога дисперсии, так как объединяются конкретные области, не зависящие от особенностей начальных точек в изображении.

#### 5. ПОСТРОЕНИЕ ОБЪЕМА

Задачи обработки и представления КТ изображений требуют анализа как одновременной, так и отдельной обработки слоев КТ изображения. Каждый отдельный слой КТ-изображения в формате DICOM является полноправным полутоновым изображением (рис. 4), обработка которого выполняется преимущественно индивидуально, для экономии вычислительных ресурсов достаточно использовать общую информацию о слоях, такую как размеры, характеристики пикселей и т.д. Однако, при анализе требуется информация всех слоев. Например, для сегментации с целью улучшения качества требуется информация сегментации предыдущего слоя. Анализ



Рис. 4. Алгоритм построения объемного изображения на основе анализа локальных свойств

является преимущественно многослойным, так как важна информация о топологии и стереометрии опухоли.

Так как изображение в формате DICOM является многослойным, на каждом слое проводится анализ всех точек, совпадающих с сегментированной областью предыдущего слоя, в результате чего формируется начальный образ для роста. Затем условие роста проверяется для всех его окружающих точек и формируется сегментированная область для следующего слоя. Таким образом, образуется некоторый сегментированный объем, состоящий из геометрически однозначных контуров сегментированных

областей каждого слоя. Для реконструкции объема использовались алгоритмы реконструкции сплайнами из библиотеки VTK (<http://public.kitware.com/VTK/>). Реализация механизма визуализации всегда основывается на физической модели. Производимые вычисления относятся к той или иной физической или абстрактной модели. Как правило, конечное решение или алгоритм визуализации достаточно сложен и содержит в себе комбинацию различных методик [12].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основная цель анализа объемных изображений, которую преследуют в современной медицине, – по возможности уменьшить процент хирургических вмешательств и проводить только сохраняющие операции. Такая трактовка определяет важное место этапу анализа изображений и мониторинга изменений данных в процессе лечения. Одной из основных задач, которая встает перед разработчиками комплекса анализа изображений является сегментация, в которой играет большую роль специфика анализируемых данных (сложная анатомия органов, низкий контраст изображений, нерегулярная текстура). Предложенный алгоритм позволяет быстро анализировать объемные изображения с учетом нелинейности локальных характеристик изображения. Данная модель позволяет получить эффективный результат не только с использованием связанной компоненты, но и для других алгоритмов сегментации, включая кластеризацию. Причем сегментация первого слоя может проводиться по любому алгоритму и зависит от характеристик выделяемого объекта. Предложенный алгоритм был реализован и протестирован. При этом скорость обработки возросла в 1.4 раза.

Алгоритм разработан в рамках проекта МНТЦ В1489, направлен на решение практических задач обработки и распознавания изображений, выполняемых при создании программного комплекса анализа изображений компьютерной томографии для диагностики и мониторинга злокачественных новообразований органов брюшинного пространства.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Pham Dzung L., Xu Chenyang, Prince Jerry L.* Current Methods in Medical Image Segmentation // Annual Review of Biomedical Engineering, volume 2,2000, pp. 315-337
2. *Gomez O., Gonzalez J.A., Morales E.F.* Image Segmentation Using Automatic Seeded Region Growing and Instance-Based Learning // Lecture Notes in Computer Science, Volume 4756/2008, pp. 192-201.
3. *Feng D-C., Yang Z-X., Qiao X-J.* Texture Image Segmentation Based on Improved Wavelet Neural Network // Lecture Notes in Computer Science, Volume 4493/2007, pp. 869-876.
4. *Gonzalez R.C. , Woods R.E.* Digital Image Processing // Hardcover from Prentice Hall, 2002.
5. *Yao Lin, Jie Tian, Huiquang He, Xingfei Ge, Fuping Zhu* Active-contour-based segmentation of medical image series // Proceedings of SPIE – Volume 4615 Biomedical Diagnostic, 2002, pp. 137-147.
6. *Park J., Keller J.M.* Snakes on the Watershed // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, vol. 23, No. 10, 2001, pp. 1201-1205.



7. *Schupp S., Elmoataz A., Clouard R., e.a.* Mathematical morphology and active contours for object extraction and localization in medical images // Sixth international conference on image processing and its application IPA97. – 1997. – vol. 1. – P. 317-321.
8. *В. А. Ковалев* Анализ текстуры трехмерных медицинских изображений // Издательство: Белорусская наука, 2008 г., 264 стр.
9. *Novianto S., Suzuki Y., Maeda J.* Near optimum estimation of local fractal dimension for image segmentation // PRL(24), No. 1-3, January 2003, pp. 365-374.
10. *Braga-Neto U., Goutsias J.* Constructing multiscale connectivities // CVIU(99), No. 1, July 2005, pp. 126-150.
11. *Абламейко С.В., Недзьведь А.М.* Обработка оптических изображений клеточных структур в медицине // Минск: ОИПИ НАН Беларуси – 2005, С. 157.
12. *Ли Д., Уэр Б.* Трехмерная графика и анимация // 2-е издание: Пер. с англ. – М.: 2002. – 640 с.

*Статья поступила в редакцию 21.04.2008*

УДК 004.8

## ВСТРОЕННЫЙ МЕТОД ОТБОРА ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ НА ОСНОВЕ ДВУХЭТАПНОЙ СХЕМЫ ОБУЧЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО НЕЧЕТКОГО КЛАССИФИКАТОРА

© Новоселова Н.А., Том И.Э.

Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси  
ул. Сурганова 6, г. Минск, Беларусь, 220012

E-MAIL: tom@newman.bas-net.by

**Abstract.** The paper describes the embedded method of informative feature selection, based on two-stage training scheme of neural-fuzzy classifier. The method provides the possibility of separate feature set selection for every class of data, retaining the maximal classification accuracy, which is attained by applying modified technique of classifier parameter tuning.

### ВВЕДЕНИЕ

Для решения классификационных, регрессионных задач в медицинской области и в других сферах, где необходимо построение не только достаточно точной модели, но и обеспечение ее интерпретируемости, т.е. объяснение полученного решения, стали широко применяться нейросетевые нечеткие классификационные и регрессионные модели. Необходимость реализации автоматического построения нейросетевых нечетких моделей на основе имеющегося набора экспериментальных данных обусловила *постановку следующей проблемы*: разработать алгоритмы предобработки данных и обучения модели, которые позволяют не только настроить ее параметры, но и определить структуру модели. Основная идея предобработки состоит в сокращении избыточных признаков и признаков, которые не несут существенной информации для решения конкретной классификационной задачи. Извлечение как можно большего количества информации из имеющихся данных при использовании меньшего количества признаков способствует не только сокращению вычислительных затрат, но и построению модели решаемой задачи, которая имеет более высокую обобщающую способность. *Согласно проведенному анализу последних достижений и публикаций* все существующие методы отбора информативных признаков подразделяются на три категории: упаковочные, фильтровочные и встроенные [1]–[4], основное отличие которых заключается в способе оценки отобранного подмножества признаков. Особый интерес представляют собой встроенные методы, в которых процесс отбора признаков осуществляется внутри самого обучающего алгоритма. Например, методы основанные на разбиениях многомерного признакового пространства и методы по принципу «разделяй и властвуй» неявно отбирают наиболее релевантные решаемой задаче признаки для включения их в поддерево решений.

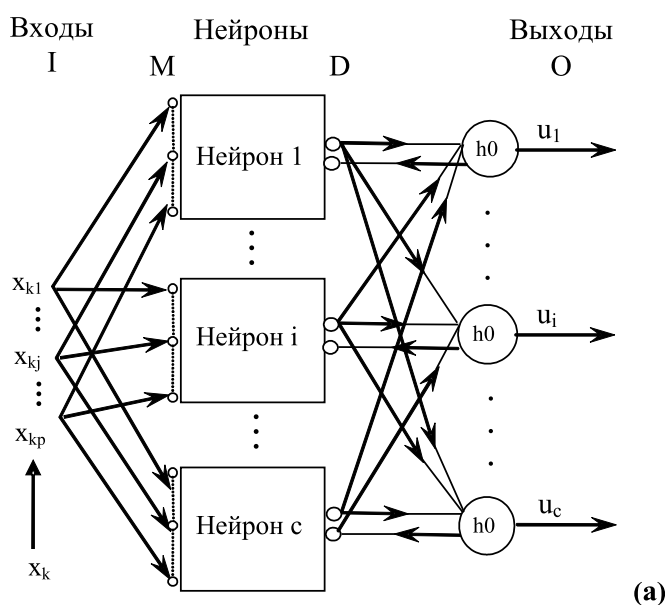
*До настоящего времени в алгоритмах обучения нейросетевых нечетких моделей не реализована возможность отбора признаков, которая позволила бы динамически формировать структуру модели на основе обучающего набора входных-выходных данных.* В результате разработки такого алгоритма возможным является

одновременное осуществление отбора наиболее информативных признаков и получение высокой точности классификации или прогнозирования (в зависимости от решаемой задачи).

Целью настоящей работы является разработка встроенного метода отбора информативных признаков на основе двухэтапной схемы обучения нейросетевого нечеткого классификатора (детектора). Метод обеспечивает возможность отбора отдельных подмножеств признаков для каждого из классов данных при сохранении максимальной точности классификации, что достигается за счет использования модифицированного способа настройки параметров, базирующегося на алгоритме пропорционального векторного квантования [5].

### 1. НЕЙРОСЕТЕВОЙ НЕЧЕТКИЙ КЛАССИФИКАТОР

Нейросетевой нечеткий классификатор, называемый далее для краткости нечетким детектором, изображен на рисунке 1. Нечеткий детектор состоит из четырех слоев: входного слоя ( $I$ ), количество элементов которого равно размерности  $p$  входного пространства признаков; слоя сравнения ( $M$ ), определяющего расстояния между входным вектором  $x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp})$ , ( $k = 1, \dots, N$ ;  $N$  – количество объектов данных) и вектором  $m_i$  ( $i = 1, \dots, c$ ;  $c$  – количество кластеров или нейронов выходного слоя), который задает центр кластера, соответствующего классу и называется вектором памяти; детекторного слоя ( $D$ ), количество элементов которого равно количеству классов или кластеров в данных; выходного слоя ( $O$ ), который рассчитывает нормализованные значения принадлежности входного вектора данных к каждому из классов. Элементы детекторного слоя соединены двунаправленными связями с входным и выходным слоями, а его весовые коэффициенты  $\omega_{ij}$  определяют степень важности признака  $j$  для класса  $i$ .



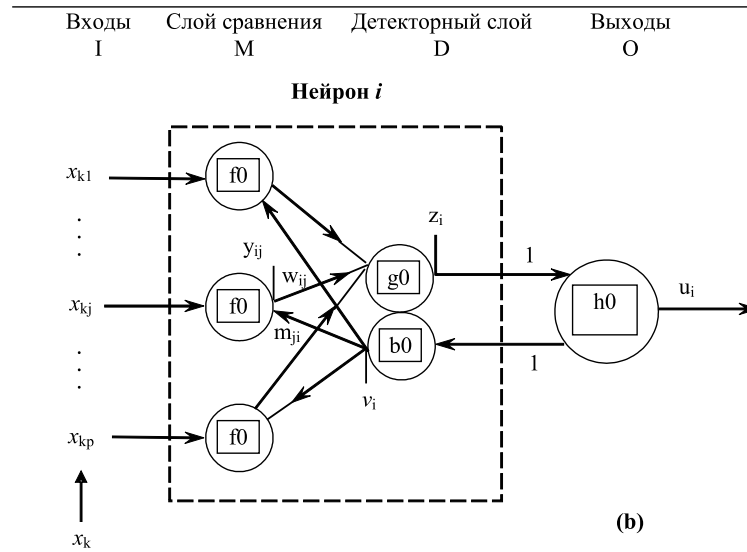


Рис. 1. (а) схематическое нейросетевое представление нечеткого детектора; (б) структура и соединения  $i$ -го нейрона

В детекторном слое имеется два типа узлов: прямые и обратные. Каждый прямой узел получает на вход значения от  $p$  узлов слоя сравнения  $M$ , связанных с ним посредством взвешенных соединений  $\{\omega_{ij}\}$ . Каждый обратный узел получает на вход значение от узлов выходного слоя  $O$ , соединенного с детекторным слоем соединениями с фиксированным весом равным единице. Выходной слой  $O$  позволяет получить окончательную классификацию каждого входного вектора путем нормализации выходных значений всех узлов детекторного слоя  $D$ .

Таким образом, для входного вектора промежуточные выходы отдельных нейронных слоев (см. рисунок 1) рассчитываются следующим образом:

$$y_{ij} = (x_{kj} - m_{ji}), \quad j = 1, \dots, p,$$

$$z_i = \exp \left[ -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^p \omega_{ij}^2 (x_{kj} - m_{ji})^2 \right], \quad (1.1)$$

$$u_i = z_i / \sum_{j=1}^c z_j. \quad (1.2)$$

Обучение нечеткого детектора осуществляется в два этапа, позволяя параллельно с настройкой центров кластеров, реализовать отбор информативных признаков для классификации.

На первом этапе осуществляется настройка векторов памяти  $m_i$ . Настройка векторов памяти выполняется с использованием алгоритма обучения без учителя, а именно, алгоритма пропорционального векторного квантования [5]:

$$\Delta m_i = \alpha_t u_i(x_k)(x_k - m_i), \quad (1.3)$$

где  $x_k$  представляет собой  $k$ -й входной вектор.

На втором этапе обучаются веса  $\omega_{ij}$ , представляющие собой степень влияния признака  $j$  на определение кластера  $i$ . Для того чтобы найти правило для настройки  $\omega_{ij}$  вводится следующая функция ошибки:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^c (u_i(x_k) - d_i)^2, \quad (1.4)$$

где  $d_i$  – желаемое значение выхода  $i$ -го узла выходного слоя. Таким образом, весовые коэффициенты настраиваются с использованием алгоритма обучения с учителем. На основе правила дифференцирования по цепочке и с использованием выражений (1.1), (1.2), (1.4) для настройки  $\omega_{ij}$  используется следующее выражение:

$$\Delta\omega_{ij} = \frac{\beta}{\sigma^2 s^2} (u_i(x_k) - d_i) \times \left( \sum_{l=1}^c z_l - z_i \right) \cdot \omega_{ij} z_i (x_{kj} - m_{ji})^2, \quad (1.5)$$

где  $\beta > 0$  – коэффициент обучения. Значение  $\omega_{ij} = 0$  означает, что  $j$ -й признак не является информативным для определения  $i$ -го кластера; значение  $\omega_{ij} = 1$  означает, что  $j$ -й признак наиболее информативный для определения  $i$ -го кластера.

Формальное описание алгоритма обучения представляется следующим образом:

1. Зафиксировать  $\sigma > 0, \alpha \in [0, 1], \beta > 0, \varepsilon > 0$  и  $T$  – максимальное количество итераций.
2. Инициализировать  $\{m_i(0)\}$ , используя  $c$  случайным образом выбранных объекта данных из  $\{x_k\} (k = 1, \dots, N)$ , и  $\omega_{ij}(0) = 1$  для любого  $i$  и  $j$ .
3. Для  $t = 1, \dots, T$ ; для  $k = 1, \dots, N$ 
  - а) вычислить  $\{u_i\}$  используя (1.2),
  - б) вычислить  $\{m_i(t)\}$  используя (1.3),
  - в) модифицировать  $\{\omega_{ij}(t)\}$  используя (1.5),
  - д) перейти к следующему шагу  $k + 1$ .
4. Вычислить  $E$  по формуле (1.4).
5. Если  $E < \varepsilon$  или  $t > T$ , то остановить алгоритм, иначе перейти к следующему шагу  $t + 1$ .

Таким образом, согласно предлагаемому и описанному выше алгоритму, настройка весовых коэффициентов  $\omega_{ij}$  осуществляется параллельно с настройкой векторов памяти  $m_i$  с использованием обучающего набора данных. В ходе реализации алгоритма обучения осуществляется отбор наиболее информативных признаков для каждого из классов объектов данных, что позволяет выделить подмножество признаков для построения окончательного варианта классификатора. В дальнейшем классификатор может быть представлен в виде набора нечетких правил, где функции принадлежности нечетких множеств представлены гауссовыми функциями вида (1.1).

## 2. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА ПРЕДЛОЖЕННОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО НЕЧЕТКОГО КЛАССИФИКАТОРА

Предложенный метод отбора информативных признаков с одновременным построением классификатора протестирован на наборе данных *Iris* из международного архива данных по машинному обучению. Набор данных состоит из 150 объектов, каждый из которых описан значениями 4-х признаков с непрерывными значениями: длина чашелистика ( $x_1$ ), ширина чашелистика ( $x_2$ ), длина лепестка ( $x_3$ ), ширина лепестка ( $x_4$ ). Объекты данных относятся к трем классам: тип сестон ( $s_1$ ), цветоизменяющий ( $s_2$ ) и виргинский ( $s_3$ ) типы.

В таблице 1 приведены результаты двух экспериментов. В первом эксперименте для построения нейросетевого нечеткого классификатора были использованы все 4 признака, характеризующие объекты данных *Iris*. Из сравнения полученных результатов следует, что признаки  $x_1$  и  $x_2$  не влияют на формирование классов  $s_2$  и  $s_3$ ; для формирования класса  $s_1$  все признаки информативны. Во втором эксперименте проверяется, насколько изменится точность классификатора, если при его построении использовать только признаки  $x_3$  и  $x_4$ , имеющие наибольшие значения весовых коэффициентов для большинства классов. Результаты, полученные во втором эксперименте, представлены в третьем столбце таблицы 1. Очевидно, что точность классификации при использовании двух признаков не изменилась, таким образом, эти признаки являются наиболее информативными для классификации, а признаками  $x_1$  и  $x_2$  можно пренебречь.

Таблица 1. Результаты классификации и отбора признаков путем построения нечеткого детектора

	Эксперимент 1 (признаки $x_1, x_2, x_3, x_4$ )	Эксперимент 2 (признаки $x_3, x_4$ )
Ошибка классификации	5	5
Степень важности признаков для класса $s_1$	(1.00, 1.00, 0.95, 1.00)	(1.00, 1.00)
Степень важности признаков для класса $s_2$	(0.00, 0.00, 1.00, 1.00)	(1.00, 1.00)
Степень важности признаков для класса $s_3$	(0.00, 0.00, 0.82, 0.97)	(0.82, 0.97)

Конечный набор нечетких правил, полученный путем построения нейросетевого нечеткого классификатора для всего набора данных *Iris* с использованием значений только двух признаков  $x_3$  и  $x_4$ , следующий:

$R_1$  : если *длина лепестка* «около 1.46» и *ширина лепестка* «около 0.25», то класс  $s_1$ .

$R_2$  : если *длина лепестка* «около 4.29» и *ширина лепестка* «около 1.36», то класс  $s_2$ .

$R_3$  : если *длина лепестка* «около 5.54» и *ширина лепестка* «около 2.00», то класс  $s_3$ .

Нечеткие числа «около 1.46», «около 0.25» и т. д. представляют собой нечеткие множества, которые заданы гауссовыми функциями принадлежности с использованием выражения (1.1).

Проведен также сравнительный анализ результатов классификации набора данных *Iris* с другими семью известными в литературе методами. В таблице 2 показаны точность классификации и количество используемых правил для классификаторов, построенных другими методами, в том числе с использованием встроенного метода отбора признаков, предлагаемого в настоящей работе. Согласно таблице 2 с использованием предложенного нами метода отбора признаков с одновременным обучением нечеткого детектора была получена точность классификации, превышающая или сравнимая с другими рассмотренными методами за исключением классификаторов **FuGeNeSys** [6] и **SuPFuNIS** [7]. При этом необходимо отметить, что все классификаторы за исключением **NFS** при построении наборов правил использовали четыре признака, тогда как построенный нами классификатор является самым компактным – состоит всего из трех правил с двумя признаками.

Таблица 2. Сравнительный анализ точности и компактности классификаторов

Метод	Количество правил	Количество признаков	Точность классификации (%)
<b>FuGeNeSys</b> [6]	5	4	100
<b>SuPFuNIS</b> [7]	5	4	100
<b>NEFCLASS</b> [8]	7	4	96.7
<b>ReFuNN</b> [9]	9	4	95.3
<b>EFuNN</b> [10]	17	4	95.3
<b>FeNe-I</b> [11]	7	4	96.0
<b>NFS</b> [12]	5	2	96.7
<b>Нечеткий детектор</b>	3	2	96.7

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрен разработанный авторами вариант нейросетевого нечеткого классификатора (детектора) со специальными соединениями нейронов для запоминания образов классификации и для определения весов каждого из признаков. Основным результатом данной статьи является новый встроенный метод выделения наиболее информативных признаков для классификации. Отличительной положительной особенностью разработанного метода является возможность отбора отдельных подмножеств признаков для каждого из классов данных, что достигается за счет использования модифицированного способа обучения нейросетевого нечеткого классификатора, базирующегося на алгоритме пропорционального векторного квантования [5]. Модификация заключается в использовании двухэтапной процедуры обучения: на первом этапе настраиваются центры классов с использованием алгоритма пропорционального векторного квантования, на втором этапе настраиваются весовые коэффициенты отдельных признаков с использованием градиентного алгоритма на основе расчета среднеквадратичной ошибки классификации. Сравнение предложенного метода отбора признаков при построении классификатора многомерных данных

с наиболее близким по свойствам встроенным методом D.Chakraborty и N.Pal [12] показывает, что удастся повысить компактность набора нечетких классифицирующих правил при сохранении точности классификации объектов данных на уровне 96,7% для набора данных *Iris* из международного архива данных по машинному обучению <http://joc.pubs.informs.org/Supplements/Lee/iris.data>. Был проведен также сравнительный анализ предложенного метода с семью наиболее известными методами классификации многомерных данных, который показал преимущество нового метода в части компактности информативного множества признаков. Метод выделения информативных признаков и соответствующий алгоритм обучения нечеткого детектора реализованы в виде экспериментального варианта программного модуля **FDetector**, который будет использован в разрабатываемой авторами системе поддержки принятия решения медицинского назначения.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Das S.* Filters, wrappers and a boosting-based hybrid for feature selection // In Proc. 18th Int. Conf. on Machine Learning. – Morgan Kaufmann Publishers Inc., USA. – 2001. – P. 74-81.
2. *Kohavi R., John G.* Wrappers for feature subset selection // Artificial Intelligence. – 1997. – №1-2. – P. 273-324.
3. *Blum A.I., Langley P.* Selection of relevant features and examples in machine learning // Artificial Intelligence. – 1997. – Vol.97, №1-2. – P. 245-271.
4. *Kohavi R., John G., Pfleger K.* Irrelevant features and the subset selection problem // In Proc. 11th Intl. Conf. on Machine Learning. – New Brunswick, NJ – 1994. – P. 121-129.
5. *Li R.-P., Mukaidono M.* Proportional learning vector quantization // Journal of Japan Society for Fuzzy Theory and Systems. – 1998. – Vol.10, №6. – P. 1129-1134.
6. *Russo M.* FuGeNeSys - a fuzzy genetic neural system for fuzzy modeling // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. – 1998. – Vol.6. – P. 373-387.
7. *Kumar Paul, S.* Subsethood-product fuzzy neural inference system // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2002. – Vol.13. – P. 578-599.
8. *Nauck D., Kruse R.* A neuro-fuzzy method to learn fuzzy classification rules from data // Fuzzy Sets and Systems. – 1997. – Vol.89. – P. 277-288.
9. *Kasabov N.* Learning fuzzy rules and approximate reasoning in fuzzy neural networks and hybrid systems // Fuzzy Sets and Systems. – 1996. – Vol.82. – P. 135-149.
10. *Kasabov N., Woodford B.* Rule insertion and rule extraction from evolving fuzzy neural networks: algorithms and application for building adaptive, intelligent expert systems // In Proc. IEEE International Conference on Fuzzy Systems FUZIEEE 99. – Seoul, Korea – 1999. – Vol.3. – P. 1406-1411.
11. *Halgamuge S., Glesner M.* Neural networks in designing fuzzy systems for real world applications // Fuzzy Sets and Systems. – 1994. – Vol.65. – P. 1-12.
12. *Chakraborty D., Pal N. R.* A neuro-fuzzy scheme for simultaneous feature selection and fuzzy rule-based classification // IEEE Transactions on Neural Networks. – 2004. – Vol.15, №6. – P. 110-123.

Статья поступила в редакцию 27.04.2008



УДК 004.8

## КЛАССИФИКАЦИЯ МНОГОМЕРНЫХ ДАННЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАСТЕРНОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА И НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

© Новоселова Н.А., Том И.Э.

Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси  
ул. Сурганова 6, г. Минск, Беларусь, 220012

E-MAIL: tom@newman.bas-net.by

**Abstract.** The paper describes the approach to the accuracy increasing of classification rules, obtained by genetic clustering algorithm. Proposed approach uses the theory of fuzzy sets, allowing to lower the uncertainty during classification process. The approach permits to take decisions, considering the whole set of rules, activated by the experimental observation.

### ВВЕДЕНИЕ

Нейросетевые модели для классификации [1] имеют как положительный, так и негативный опыт применения. С одной стороны нейронные сети позволяют строить модели различной степени сложности, эффективны для обнаружения скрытых закономерностей в многомерных неоднородных данных и, соответственно, способны эффективно решать задачи классификации многомерных объектов. С другой стороны нейросетевые модели трудны для понимания непрофессионалами, так как представляют собой «черный ящик» с множеством параметров и потому плохо воспринимаются конечными пользователями. Это определило необходимость *постановки следующей проблемы*: для практического применения, особенно для медицинских задач, построить такие классификационные модели, которые можно легко интерпретировать.

Согласно проведенному *анализу последних достижений и публикаций*, в последнее время большое внимание уделяется разработке алгоритмов, позволяющих явным образом получить знания, скрытые в нейросетевой модели классификации, построенной на основе имеющихся в распоряжении данных. Параметры такой нейросетевой модели определяются на основе имеющихся данных с использованием специальных алгоритмов [2]. Если нейросеть обучена до желаемого уровня точности, то можно говорить, что знания, представленные этой нейросетью, закодированы в весах связей [3]. Веса связей определяют значения активирующих функций, поэтому нейроны скрытого слоя могут быть названы детекторами переменных, т.к. они группируют входные переменные, выявляя наиболее значимые их комбинации. Получение знаний из нейросетей заключается в применении алгоритмов, использующих или веса связей, или активирующие значения нейронов скрытого слоя.

При рассмотрении одного из таких алгоритмов [4], а именно кластерного генетического алгоритма для получения классифицирующих правил, основанного на активирующих значениях нейронов скрытого слоя, можно заключить, что *нерешенным остается вопрос сохранения достигнутого уровня точности классификации при переходе от нейросетевой модели к набору четких правил*.

Целью настоящей работы является разработка подхода к повышению точности классификации объектов данных с помощью правил, полученных с использованием кластерного генетического алгоритма и проведение сравнительного анализа полученных результатов.

## 1. КЛАССИФИКАЦИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАСТЕРНОГО ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА

Предложенный в [4] метод классификации с помощью генетического кластерного алгоритма работает вполне эффективно, однако безошибочность классификации, к сожалению, не превышает 95-96%, что послужило мотивацией предложить некоторые усовершенствования метода, улучшающие его свойства.

Рассмотрим последовательность работы модифицируемого метода. Сначала на исходном наборе данных  $X = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N\}$ , где  $\mathbf{x}_i = \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^n\}$  –  $n$ -мерный вектор входных переменных, характеризующий элемент данных, обучается нейросетевая модель. Активирующие значения  $a_i$  ( $i = 1, \dots, q$  – количество нейронов скрытого слоя) скрытого слоя нейронной сети выступают в качестве входных переменных кластерного генетического алгоритма. На выходе генетического алгоритма формируется набор кластеров в которые группируются объекты (наблюдения), принадлежащие только одному классу  $j$ ,  $j = 1, \dots, M$ . Из полученных кластеров отбираются наиболее эффективные кластеры  $C$  согласно следующей схеме:

1. Для каждого  $l$ -го кластера вычисляется процент безошибочной классификации  $p_l = \frac{n_l + m_l}{N}$ , где  $l = 1, \dots, k_j$  – количество кластеров для  $j$ -го класса,  $n_l$  – количество элементов  $l$ -го кластера, принадлежащих соответствующему (кластеризуемому) классу,  $m_l$  – количество элементов, не принадлежащих  $l$ -у кластеру и не принадлежащих соответствующему классу,  $N$  – общее количество наблюдений.
2. Кластеры ранжируются по параметру  $p_l$ . Далее проверяются все возможные комбинации  $\bigcup_{j=1}^M A_j$  кластеров для каждого класса такие, что  $A_j \subset \{C_1^j, C_2^j, \dots, C_{k_j}^j\}$ , где  $j$  – номер класса,  $M$  – количество классов,  $k_j$  – количество кластеров для  $j$ -го класса. Отбирается комбинация кластеров, обеспечивающая наилучшую классификацию наблюдений и содержащая не менее одного кластера для каждого класса.
3. Для отобранных кластеров в соответствии с входными значениями каждого нейрона скрытого слоя формируются соответствующие классифицирующие правила в следующей форме: Если  $((\nu_{min}^1 \leq a_1 \leq \nu_{max}^1) \text{ и } \dots \text{ и } (\nu_{min}^q \leq a_q \leq \nu_{max}^q))$ , то класс =  $j$ , где  $a_i$  – активирующее значение нейрона скрытого слоя нейросетевой модели (далее по тексту интегральная переменная),  $q$  – количество интегральных переменных (нейронов скрытого слоя),  $\nu_{min(max)}$  – минимальные и максимальные значения интегральных переменных.

Для случая двух классов лучший результат дает набор из нескольких лучших кластеров для одного класса, с принятием решения по умолчанию. Если ни одно из

условий правил для этого класса не выполнено, то принимается гипотеза о принадлежности наблюдения к классу по умолчанию. Однако такой метод не дает представления о характеристиках остальных классов, поэтому рекомендуется использовать набор правил, охватывающий все классы.

Для оценки сложности набора правил применяется мера, предложенная Гейнсом [5]:

$$Sm = 0.6 * Rn + 0.4 * Inp,$$

где  $Sm$  – мера сложности набора правил,  $Rn$  – количество классифицирующих правил,  $Inp$  – количество входных переменных. Чем меньше значение  $Sm$ , тем лучше, с точки зрения компактности, является набор правил.

Таким образом, к достоинствам рассматриваемого метода Hruschka E., Ebecken N. можно отнести:

- получение достаточно компактного набора классифицирующих правил;
- использование эволюционного подхода для определения числа кластеров.

Недостатками являются:

- при применении генетического алгоритма к активизирующим значениям скрытого слоя нейронной сети не достигается желаемая интерпретируемость результатов классификации, так как в качестве предпосылок правил выступают не сами входные переменные, а их линейные комбинации;
- невозможность классифицировать наблюдение, активизирующее несколько правил, относящих наблюдение к различным классам.

## 2. УЛУЧШЕНИЕ КЛАССИФИКАЦИИ С ПОМОЩЬЮ АППАРАТА НЕЧЕТКОЙ ЛОГИКИ

Недостаточная точность классификации многомерных данных с помощью алгоритма [4] объясняется двумя причинами. Во-первых, из-за того, что часть не эффективных кластеров отбрасывается, то некоторые области пространства значений входных переменных выпадают из рассмотрения. Во-вторых, представление кластеров в виде гиперпараллелепипеда создает ряд перекрывающихся областей. Наблюдения, попадающие в такую область пересечения нескольких кластеров, активизируют одновременно несколько правил и в условиях такой неопределенности решение по методу [4] невозможно принять, а потому наблюдения относятся к не классифицированным.

Предлагаемое нами развитие метода [4], обеспечивающее повышение точности классификации многомерных данных за счет снижения числа объектов, которые не удается классифицировать, заключается в следующем:

1. Снижение неопределенности при классификации наблюдений, лежащих в перекрывающихся областях кластеров, за счет проецирования их границ на оси  $a_i$ , и задания на соответствующих интервалах-проекциях нечетких множеств с функциями принадлежности трапециевидной или гауссовой формы.
2. Принятие решений о классификации наблюдений с помощью специальной процедуры на основе аппарата нечеткой логики, учитывающей все множество правил, активированных наблюдением.

Таблица 1. Результаты классификации без применения нечеткой логики

№	Правильно классифицировано	Ошибка	Невозможно классифицировать
1	144	1	5
2	143	2	5
3	144	1	5
4	143	2	5
5	144	1	5
Среднее, %	<b>95.73</b>	0.93	<b>3.33</b>

Принятие решений происходит следующим образом: новое наблюдение проверяется на соответствие каждому из классифицирующих правил. Если не активировано ни одно из правил, то наблюдение не может быть классифицировано. Если активировано только одно правило, классификация закончена. Если активируются более одного правила, то анализируются следствия этих правил, т.е. каким классам они соответствуют. Зачастую эти правила относят наблюдение к одному и тому же классу, что позволяет сразу же принять однозначное решение о принадлежности наблюдения к соответствующему классу. И самый сложный случай – когда правила относят наблюдение к разным классам. В таком случае используется специальная процедура принятия решения.

Для наблюдения  $x_t$ , активирующего одновременно два правила, относящих его разным классам, необходимо вычислить степень его принадлежности  $\mu^k$  каждому из правил. На интервале значений каждой интегральной переменной  $a_i$ , входящей в предпосылку правила, определяются функции принадлежности  $\mu_i^k, i = 1, \dots, q, k$  – номер правила. Функции принадлежности имеют трапециевидную форму и формируются специальным образом. Степень принадлежности наблюдения правилу определяется произведением функций принадлежностей по каждой из осей  $a_i$ :  $\mu^k = \prod_{i=1}^q \mu_i^k(a_i)$ , где  $k$  – номер правила,  $q$  – количество интегральных переменных,  $a_i$  – значение  $i$ -ой интегральной переменной для наблюдения  $x_t$ . В качестве классифицирующего принимается правило, степень принадлежности наблюдения которому максимальна. Функции принадлежности имеют трапециевидную форму и для случая двумерных кластеров формируются как показано на рисунке 1. Очевидно, что область неопределенности сужается до объектов, лежащих на пересечении функций принадлежности, построенных на соответствующих осях (интегральных переменных – активирующих значениях нейронов скрытого слоя нейросетевой модели).

### 3. РЕЗУЛЬТАТЫ СРАВНЕНИЯ

Тестирование проводилось на наборе данных *Iris.data* (<http://joc.pubs.informs.org/Supplements/Lee/iris.data>), содержащем 150 наблюдений, 4 переменных. Наблюдения делятся на 3 класса, первый из которых отделен, второй и третий пересекаются.

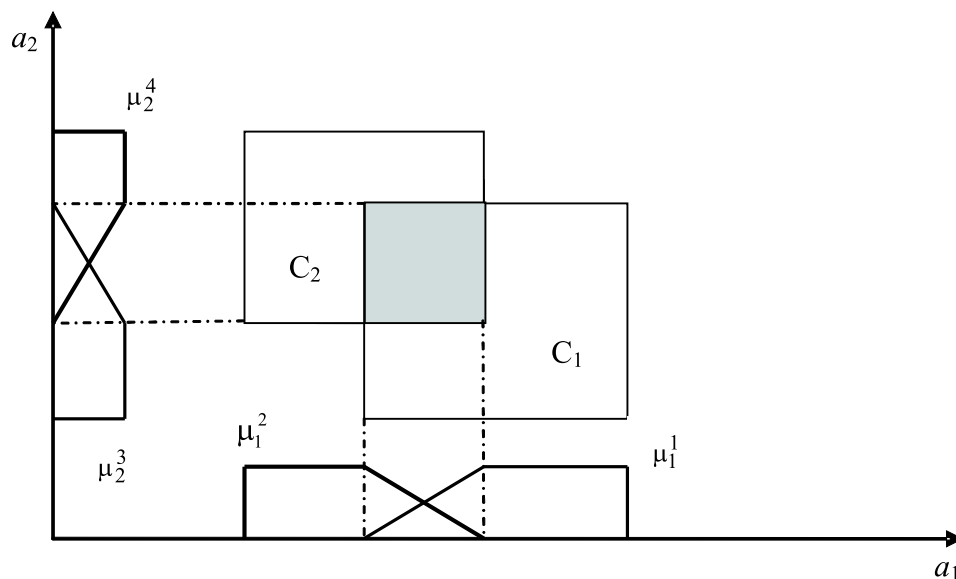


Рис. 1. Пример формирования функций принадлежности для пересекающихся двумерных кластеров

Таблица 2. Результаты классификации с применением нечеткой логики

№	Правильно классифицировано	Ошибка	Невозможно классифицировать
1	147	2	1
2	145	1	4
3	148	1	1
4	145	1	4
5	147	2	1
Среднее, %	<b>97.6</b>	0.93	<b>1.47</b>

Сравнение результатов классификации без применения нечеткой логики и с ее применением представлены в таблицах 1 и 2. При классификации использовались все правила, порожденные кластерами с количеством элементов 5 и более. Кластеры с меньшим количеством элементов отбрасывались как случайные выбросы.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье рассмотрены преимущества и недостатки широко распространенного метода классификации Hruschka E., Ebecken N. на основе применения кластерного генетического алгоритма, который использован для получения классифицирующих правил из обученной нейронной сети. *Основным результатом данной статьи является* подход к повышению точности классификации многомерных данных, использующий аппарат нечеткой логики и позволяющий снизить число объектов, которые

не удастся классифицировать. Результаты вычислительных экспериментов на наборе данных *Iris.data* показали, что применение предложенного подхода и процедуры принятия решений с учетом всего множества активированных классифицирующих правил существенно повышает точность классификации до уровня 97.6 % и в 2.47 раза (до 1.47%) снижает число объектов, которые невозможно было классифицировать согласно методу Hruschka E., Ebecken N.

*Дальнейшие исследования предполагают* проведение тестирования предложенного подхода на реальных данных и проверку возможности его применения для классификации медицинских данных в задачах прогнозирования и выбора протокола лечения в детской лейкемии.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Lu H., Setiono R., Liu H. Effective Data Mining Using Neural Networks // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. – 1996. – Vol.8, №6. – P. 957-961.
2. Craven M.W., Shavlik J.W. Using Neural Networks for Data Mining // Future Generation Computer Systems. – 1997. – Vol.13, №2. – P. 211-229.
3. Fu L. Neural Networks in Computer Intelligence. – McGraw-Hill Inc., USA, 1994.
4. Hruschka E., Ebecken N. A Clustering Genetic Algorithm For Extracting Rules From Supervised Neural Network Models In Data Mining Tasks // International Journal of Computers, Systems and Signals. – 2000. – Vol.1, №1. – P. 17-29.
5. Gaines B.R. Transforming Rules and Trees into Comprehensible Knowledge Structures // In Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. – MIT Press. – 1996. – P. 205-229.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

## МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫЙ ПОДХОД К ПОСТРОЕНИЮ ИНТЕГРАЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ<sup>5</sup>

© Петровский А.Б., Ройзензон Г.В.

Институт Системного Анализа РАН  
117312, Россия, Москва, проспект 60-летия Октября, 9

Е-МАЙЛ: *pab@isa.ru, rgv@isa.ru*

**Abstract.** Building integral (complex) indexes is considered as a problem of hierarchical ordinal classification of multiple criteria alternatives. Various ways for constructing integral (complex) indexes are compared. A new approach to ordinal classification of alternatives estimated upon many criteria with verbal scales, that uses an interactive procedure of attribute space dimension reduction, is suggested.

### ВВЕДЕНИЕ

Существует достаточно большое число практических задач, в которых необходима разработка интегральных показателей деятельности [5, 4, 3, 7]. К подобным задачам можно отнести конкурсный отбор научных проектов, имеющих фундаментальный характер, оценка их результативности. Значительный опыт в организации и проведении экспертизы фундаментальных исследований и полученных результатов накоплен в Российском фонде фундаментальных исследований (РФФИ) [4].

Для фундаментальных исследований вообще, и для проектов, поддержанных РФФИ, в частности, характерна высокая степень неопределенности и риска, связанных с получением нового знания. Специфика задачи требует использования естественного языка описания на всех этапах отбора проектов, как при оценке экспертами, так и при получении объяснений принятых решений (детальное изучение вариантов научной политики Фонда). Для эффективного многоаспектного анализа результатов фундаментальных исследований представляется целесообразным формализовать понятие «результативность» проекта, как с позиций непосредственного применения полученных результатов на практике, так и при для формирования целевых программ федеральных агентств и ведомств.

Такого рода проблемы относятся к слабо структурируемым задачам принятия решений [2], описываемым как количественными, так и качественными зависимостями, для которых построение объективных моделей либо невозможно в принципе, либо сопряжено со значительными сложностями. Рассматривая проекты как многопризнаковые объекты, разработку интегральных показателей их результативности можно свести к задаче иерархической многокритериальной порядковой классификации, где интегральные показатели выступают в роли классов решений. В работе предложен новый подход к построению порядковой классификации альтернатив, оцененных по многим критериям с вербальными шкалами. Проведен сравнительный

---

<sup>5</sup>Работа поддержана программами фундаментальных исследований президиума РАН «Фундаментальные проблемы информатики и информационных технологий» и ОНИТ РАН «Фундаментальные основы информационных технологий и систем», Российским фондом фундаментальных исследований (проекты 06-07-89352, 07-01-00515, 07-07-13546, 08-01-00247).

анализ различных способов формирования интегральных показателей. Формализовано понятие «результативность» проекта применительно к принятой в РФФИ системе экспертной оценки целевых фундаментальных исследований, выполняемых в интересах федеральных агентств и ведомств.

## 1. ПОДХОДЫ К ФОРМИРОВАНИЮ ИНТЕГРАЛЬНЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ

Рассмотрим различные способы построения интегральных показателей и проанализируем основные проблемы, с которыми сталкиваются исследователи при решении таких задач.

Одним из достаточно известных и широко применяемым на практике подходов является свертка критериев с использованием весовых коэффициентов. К их числу относится, например, теория многокритериальной полезности (Multi-Attribute Utility Theory – MAUT) [1]. Разработка интегральных показателей с помощью агрегирования разноплановых показателей с использованием понятия «взвешенная сумма» ставит целый ряд как «технических», так и «идеологических» вопросов. Основным является определение весов исходных показателей. Ситуация еще более усложняется, когда значения весов находятся по оценкам нескольких экспертов. Методы, использующие свертку многих критериев с весовыми коэффициентами, не позволяют по агрегированным критериям восстановить исходные данные, т.е. получение объяснений принятых решений фактически невозможно, что делает применение подобных подходов малоэффективным.

Другим возможным подходом к разработке интегральных показателей может быть разделение представленных объектов на несколько упорядоченных классов (групп), например, с помощью методов вербального анализа решений [2]. Вместе с тем при 8-10 критериях и 2-5 градациях оценок на шкалах потребуются достаточно большие затраты времени эксперта для построения полной непротиворечивой порядковой классификации многопризнаковых объектов, что совершенно неприемлемо. Кроме того, при решении задачи классификации большой размерности возникают значительные сложности психологического плана. В частности, как показано в работе [2], при размерности задачи порядковой классификации больше 5 критериев, числе оценок на шкалах критериев больше 4 и числе классов решений более 5 пользователи склонны применять различные упрощенные стратегии классификации с использованием только части критериев. Таким образом, при большом числе критериев выработка простого решающего правила классификации методами вербального анализа решений крайне затруднительна.

Для упрощения процедур сравнения и классификации многопризнаковых объектов по их свойствам предлагается предоставить в распоряжение лица, принимающего решение (ЛПР), соответствующий инструментарий, дающий возможности агрегирования большого числа характеристик в небольшое число критериев, имеющих небольшие шкалы оценок, отражающих предпочтения ЛПР. Одним из способов преодоления описанных выше сложностей является снижение размерности признакового пространства. Тем самым построение системы интегральных показателей сводится к решению задачи агрегирования большого числа исходных признаков. Рассмотрим предлагаемую процедуру снижения размерности признакового пространства более подробно.



## 2. АГРЕГИРОВАНИЕ ПРИЗНАКОВ

В общем виде задача снижения размерности признакового пространства может быть представлена следующим образом:

$$X_1, \dots, X_m \longrightarrow Y_1, \dots, Y_n, \quad n < m, \quad (2.1)$$

где  $X_1, \dots, X_m$  – исходный набор признаков,  $Y_1, \dots, Y_n$  – новый набор признаков,  $m$  – размерность исходного признакового пространства,  $n$  – размерность нового признакового пространства. Каждый из признаков имеет свою собственную шкалу  $X_i = \{x_i^1, \dots, x_i^{g_i}\}$ ,  $i = 1, \dots, m$ ,  $Y_j = \{y_j^1, \dots, y_j^{h_j}\}$ ,  $j = 1, \dots, n$  с упорядоченной градацией оценок.

Предлагаемый подход к агрегированию признаков базируется на предпочтениях ЛПР. Первоначально при участии ЛПР формируется исходный набор характеристик рассматриваемых объектов. В зависимости от специфики задачи эти характеристики могут быть либо заданы заранее, либо сформированы в процессе анализа проблемы. Далее, основываясь на опыте и интуиции ЛПР, исходные характеристики объединяются в группы критериев, обладающих вербальными порядковыми шкалами с небольшим (3-5) числом градаций. Смысловое содержание критериев и шкал оценок определяется ЛПР. Критерии должны иметь такие шкалы оценок, которые, с одной стороны, будут отражать агрегированные качества объектов, а с другой стороны, будут понятны ЛПР при окончательном выборе объекта или их классификации.

Метод ИСКРА (Иерархическая Структуризация КРитериев и Атрибутов) включает следующие шаги [6]. Составляется перечень всех базовых показателей (например, список технических характеристик объектов), которые составляют нижний уровень иерархической системы показателей. Для каждого базового показателя формируется шкала, которая может иметь числовые (точечные, интервальные) или вербальные оценки. Шкалы оценок базовых показателей могут совпадать с обычно используемыми на практике, либо конструироваться специально.

Далее ЛПР, по своему усмотрению, определяет число, состав и содержание критериев следующего уровня иерархии. В качестве критерия можно выбрать один из базовых показателей или несколько характеристик, объединенных в составной критерий. ЛПР устанавливает, какие базовые показатели считаются самостоятельными критериями, а какие включаются в тот или иной составной критерий. Для формирования шкал оценок по составным критериям ЛПР может воспользоваться несколькими процедурами.

Наиболее простым и легко воспринимаемым ЛПР способом конструирования порядковой шкалы для составного критерия является метод стратификации кортежей, основанный на сечении многомерного признакового пространства гиперплоскостями, в котором используются однотипные наборы порядковых вербальных шкал базовых показателей. Исходные оценки объединяются в обобщенную оценку по принципу: все лучшие оценки по базовым показателям образуют одну лучшую оценку по составному критерию, все средние оценки – одну или несколько средних оценок, все худшие оценки – одну худшую оценку.

Более сложные процедуры построения шкал критериев предполагают применение методов вербального анализа решений [2], в которых необходимо рассматривать множество всех возможных кортежей оценок в признаковом пространстве, образованном декартовым произведением значений оценок на шкалах критериев. Метод ЗАПРОС (ЗАмкнутые ПРОцедуры у Опорных Ситуаций) позволяет построить единую порядковую шкалу составного критерия, формируя ее из оценок по отдельным базовым показателям. Метод ОРКЛАСС (ОРдинальная КЛАССификация) предназначен для построения полной непротиворечивой порядковой классификации многопризнаковых объектов, в качестве которых в нашем случае выступают наборы оценок по базовым показателям, образующим составной критерий.

Процедура агрегирования показателей имеет последовательный характер, т.е. полученные группы критериев могут быть, в свою очередь, объединены в новые группы (следующий уровень иерархии) и так далее. При конструировании шкал составных критериев на разных этапах процедуры могут использоваться различные подходы. Например, один из агрегированных критериев можно сформировать при помощи метода стратификации, а другой – при помощи многокритериальной порядковой классификации.

### 3. ПОСТРОЕНИЕ ПРАВИЛ КЛАССИФИКАЦИИ

Процедуру агрегирования показателей можно представить в виде иерархической структуры, состоящей из последовательно выполняемых однотипных блоков классификации. Блоки содержательно выделяются ЛПП в зависимости от специфики решаемой задачи. Каждый блок классификации  $i$ -го уровня иерархии состоит из некоторого набора признаков и одного составного критерия. В качестве объектов классификации выступают все градации оценок на шкалах признаков. Классами решений  $i$ -го уровня служат градации оценок на шкале составного критерия. В блоке классификации  $(i+1)$ -го уровня иерархии составные критерии  $i$ -го уровня считаются признаками, множество градаций оценок которых представляет собой новые объекты классификации в сокращенном признаковом пространстве, а классами решений будут теперь градации оценок на шкале нового составного критерия  $(i+1)$ -го уровня. Процедура повторяется до тех пор, пока не останется единственный составной критерий верхнего уровня, шкала оценок которого образует искомые упорядоченные классы решений  $C_1, \dots, C_q$ . Тем самым устанавливается взаимно-однозначное соответствие между классами решений  $C_1, \dots, C_q$  и совокупностью исходных показателей – множеством  $X_1, \dots, X_m$  всех возможных комбинаций градаций оценок на шкалах критериев  $X_i = \{x_i^1, \dots, x_i^{g_i}\}$ ,  $i = 1, \dots, m$  критериев  $K_1, \dots, K_m$  и находятся границы классов, что позволяет легко построить классификацию реальных альтернатив  $A_1, \dots, A_p$ , оцененных по многим критериям.

Рассмотрим построение шкал составных критериев на модельном примере. Исходное множество альтернатив описывается восемью критериями (базовыми признаками)  $K_1, \dots, K_8$  (содержательное описание признаков представлено в табл. 1), имеющими шкалы  $X_i$  с двумя или тремя вербальными порядковыми оценками 0, 1, 2, где 0 обозначает лучшую оценку, 1 – среднюю (или худшую), 2 – худшую. Требуется

разбить множество альтернатив на пять упорядоченных классов  $C_1, \dots, C_5$ , которые соответствуют градациям шкалы составного критерия верхнего уровня «Результативность» с оценками: 0 – наивысшая, 1 – высокая, 2 – средняя, 3 – низкая, 4 – неудовлетворительная (рис. 1).

Таблица 1. Перечень базовых признаков

Обозначение	Наименование
$K_1$	11 Степень выполнения заявленных задач проекта
$K_2$	12 Оценка научного уровня полученных результатов
$K_3$	13 Патентоспособность полученных результатов
$K_4$	14 Перспективы использования полученных результатов
$K_5$	21 Ожидаемые результаты завершающего этапа выполнения проекта: основной заявленной цели проекта
$K_6$	22 Решение задач, поставленных в завершающей части проекта
$K_7$	23 Наличие трудностей в работе по проекту
$K_8$	24 Взаимодействие с организациями, в которых предполагается использовать результаты проекта

Например, критерий  $K_1$  характеризует «Степень выполнения заявленных задач», которая может оцениваться как 0 – задачи выполнены полностью, 1 – задачи выполнены частично, 2 – задачи не выполнены; критерий  $K_3$  оценивает «Достижение поставленной цели в установленные сроки» как 0 – реальное, 1 – нереальное. Критерии  $K_1, \dots, K_8$  имеют следующие шкалы:  $X_1 = \{0, 1, 2\}$ ;  $X_2 = \{0, 1, 2\}$ ;  $X_3 = \{0, 1\}$ ;  $X_4 = \{0, 1, 2\}$ ;  $X_5 = \{0, 1\}$ ;  $X_6 = \{0, 1\}$ ;  $X_7 = \{0, 1\}$ ;  $X_8 = \{0, 1, 2\}$ . Таким образом, размерность исходного признакового пространства равна 1296. Непосредственная классификация исходного множества альтернатив требует существенных затрат ЛПР.

Введем три составных критерия  $AK_1$ . «Оценка полученных результатов проекта»,  $AK_2$ . «Ожидаемые результаты завершающей стадии проекта»,  $AK_3$ . «Возможности использования результатов в программах федеральных агентств и ведомств», имеющих порядковые шкалы с тремя градациями:  $Y_1 = \{0, 1, 2\}$ ;  $Y_2 = \{0, 1, 2\}$ ;  $Y_3 = \{0, 1, 2\}$ , где значения 0,1,2 являются вербальными оценками (высокая, средняя, низкая), определяемыми содержанием соответствующих составных критериев, и выступают как классы решений 1 уровня для исходных базовых признаков (критериев).

Допустим, что ЛПР решил агрегировать исходные признаки  $K_1, K_2, K_3$  в составной критерий  $AK_1$ ; признаки  $K_5, K_6, K_7$  – соответственно в составной критерий  $AK_2$  и признаки  $K_4, K_8$  – в составной критерий  $AK_3$ .

Для формирования шкал составных критериев ЛПР воспользовался методом ОРКЛАСС. В результате опроса для шкалы  $Y_1$  получены следующие градации оценок (классы решений с границами):  $y_1^1 = 0$  – класс 0 (верхняя граница: 000; нижняя граница: 100,010,001);  $y_1^2 = 1$  – класс 1 (верхняя граница: 200,110,020,101,011; нижняя

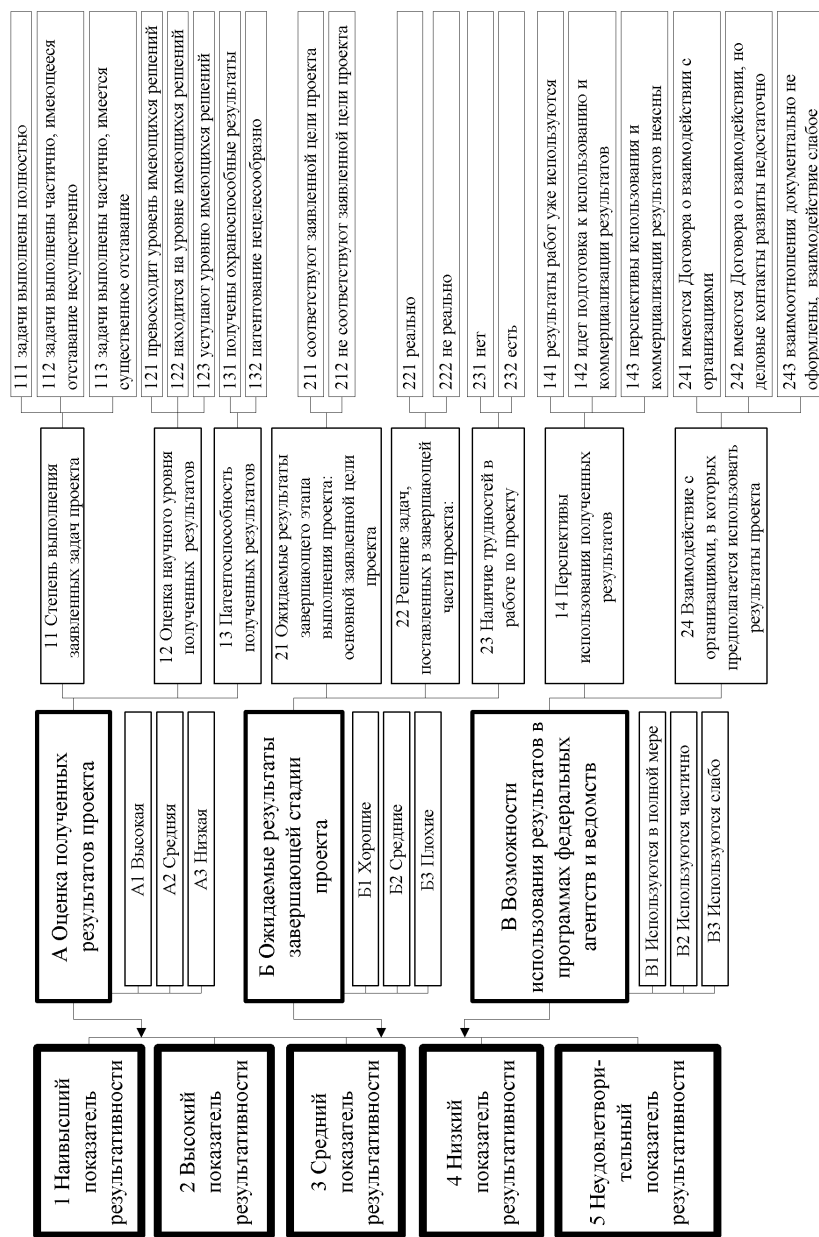


Рис. 1. Иерархическая система показателей результативности проектов целевых фундаментальных исследований

граница: 210,120,201,111,021);  $y_1^3 = 2$  – класс 2 (верхняя граница: 220,211,121; нижняя граница: 221).

Для шкал составных критериев  $AK_2$  и  $AK_3$  получены такие градации оценок:  $y_2^1 = 0$  – класс 0 (верхняя граница: 000; нижняя граница: 001);  $y_2^2 = 1$  – класс 1 (верхняя граница: 100,010; нижняя граница: 101,011);  $y_2^3 = 2$  – класс 2 (верхняя граница: 110; нижняя граница: 111);  $y_3^1 = 0$  – класс 0 (верхняя граница: 00; нижняя

граница: 00);  $y_3^2 = 1$  – класс 1 (верхняя граница: 10,01; нижняя граница: 20,11,02);  $y_3^3 = 2$  – класс 2 (верхняя граница: 21,12; нижняя граница: 22).

Рассмотрим теперь наборы всех оценок по составным критериям как объекты классификации следующего уровня, где классами решений  $C_1, \dots, C_5$  являются градации оценок шкалы  $Z = \{z_1, z_2, z_3, z_4, z_5\}$  составного критерия верхнего уровня иерархии «Результативность». Аналогичным образом, агрегируя показатели  $AK_1, AK_2, AK_3$ , имеем:  $z_1$ . «Наивысший показатель результативности» – класс  $C_1$  (верхняя граница: 000; нижняя граница: 000);  $z_2$ . «Высокий показатель результативности» – класс  $C_2$  (верхняя граница: 100,010,001; нижняя граница: 110,101);  $z_3$ . «Средний показатель результативности» – класс  $C_3$  (верхняя граница: 200,020,011,002; нижняя граница: 211,121,202,112,022);  $z_4$ . «Низкий показатель результативности» – класс  $C_4$  (верхняя граница: 220,212,122; нижняя граница: 221,212,122);  $z_5$ . «Неудовлетворительный показатель результативности» – класс  $C_5$  (верхняя граница: 222; нижняя граница: 222). Таким образом, реальные альтернативы, имеющие оценки по исходным критериям, непосредственно относятся при классификации к сформированным классам решений. Отметим что для построения конечных классов решений  $C_1, \dots, C_5$  потребовалось получить от ЛПР ответы на 16, 6 и 7 вопросов при формировании шкал  $Y_1, Y_2, Y_3$  составных критериев  $AK_1, AK_2, AK_3$  соответственно и ответов на 22 вопроса при формировании шкалы  $Z$  агрегированного критерия. Это существенно меньше, чем при использовании других методов многокритериальной порядковой классификации.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Предложен новый подход к построению интегральных показателей, который состоит в решении задачи порядковой классификации альтернатив, оцененных по многим критериям с вербальными шкалами. Применение процедуры иерархического агрегирования исходных показателей позволяет значительно снизить размерность признакового пространства, что существенно сокращает время, затраченное ЛПР на решение задачи. Важной особенностью разработанной процедуры является возможность сформировать разные наборы критериев, с тем, чтобы сравнить полученные результаты для разных вариантов классификации с целью оценки качества сделанного выбора.

Предлагаемый подход обеспечивает систематизацию имеющейся информации, анализ причин принятия окончательного решения, получение его обоснования. Разделение всех критериев на отдельные группы позволяет «распараллелить» решение задачи, что также дает ощутимую экономию времени. Процедура снижения размерности признакового пространства была успешно опробована при решении ряда практических задач [6], в том числе для оценки результативности выполнения проектов целевых фундаментальных исследований, поддержанных РФФИ, с точки зрения их практического использования. Подход может оказаться эффективным при построении интегральных показателей в различных областях.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кини Р. Л., Райфа Х. Принятие решений при многих критериях: предпочтения и замещения. – М.: Радио и связь, 1981. – 560 с.
2. Ларичев О. И. Вербальный анализ решений / Под ред. А. Б. Петровского. – М.: Наука, 2006. – 181 с.
3. Лопухин М. М. ПАТТЕРН – метод планирования и прогнозирования научных работ. – М.: Советское радио, 1971. – 160 с.
4. Петровский А. Б., Шепелев Г. И. Система поддержки принятия решений для конкурсного отбора научных проектов // Проблемы и методы принятия уникальных и повторяющихся решений. Сборник трудов / Под ред. С. В. Емельянова, О. И. Ларичева. – № 10. М.: ВНИИСИ, 1990. – С. 25-31.
5. Опыт планирования фундаментальных исследований на конкурсной основе / О. И. Ларичев, А. С. Прохоров, А. Б. Петровский, М. Ю. Стернин, Г. И. Шепелев // Вестник АН СССР. – 1989. – № 7. – С. 51-61.
6. Ройзензон Г. В. Способы снижения размерности признакового пространства для описания сложных систем в задачах принятия решений // *Новости искусственного интеллекта*. – 2005. – № 1. – С. 18-28.
7. Индикаторы устойчивого развития России. Эколого-экономические аспекты / Под ред. С. Н. Бобылева, Р. А. Макеевко. – М.: ЦПРП, 2001. – 220 с.

*Статья поступила в редакцию 19.04.2008*

## МЕТОДЫ МНОГОВАРИАНТНОЙ ЭКСПЕРТИЗЫ В ЗАДАЧАХ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ СТРАТЕГИЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ ДЛЯ ПАССАЖИРСКИХ ПЕРЕВОЗОК<sup>6</sup>

© Покровская И.В., Алескерова И.И., Чернявский А.Л.

ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ РАН

**Abstract.** In this paper the decision support methods within the passenger transportation strategic control problems in a large region are described (by the example of passenger motor transportation in the Moscow Region). These methods were created on the base of collective multivariate expertise technique, as well as on the base of algorithms and procedures, realizing the technique.

### ВВЕДЕНИЕ

При анализе и совершенствовании (реформировании) организационных систем, а также в процессе их текущей деятельности часто возникают нестандартные проблемы, не имеющие готовых решений. В таких случаях руководитель организации или принимающий решения коллективный орган (ЛПР) вынужден опираться на мнения специалистов, имеющих большой опыт и хорошо знакомых с теми или иными аспектами рассматриваемой проблемы. Далее для краткости будем называть их экспертами, а процесс получения от этих специалистов информации, необходимой для принятия решения – экспертизой.

В классических методах экспертизы мнения экспертов считаются «объективными», предлагается набор готовых вариантов решений, заданы чёткие критерии оценки этих вариантов, для обработки экспертных оценок используются простейшие статистические процедуры. Для рассматриваемого класса задач такие методы неприменимы. Дело в том, что проблемы, возникающие в организационных системах, не имеют готовых, чётко сформулированных вариантов решения, а подготовка таких вариантов является частью самого процесса принятия решений. Более того, при сопоставлении и анализе экспертных мнений аргументация экспертов часто бывает важнее самих мнений, так как позволяет оценить степень их обоснованности. Наконец, поскольку основная часть экспертов работает в той же системе, анализ или реформирование которой они осуществляют, их мнения не могут быть беспристрастными.

Кроме того, даже эксперты, имеющие сходные точки зрения, иногда не могут работать в одной комиссии из-за Такие особенности личных взаимоотношений экспертов, как конфликтность, психологическая несовместимость, взаимоотношения типа «начальник-подчиненный» и др. также сильно влияют на эффективность коллективной работы экспертов.

---

<sup>6</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проект 08-07-00427-а.

Настоящая работа посвящена использованию методов коллективной экспертизы и консалтинга, специально разработанных для поддержки принятия решений в организационных и социально-экономических системах управления. Рассмотрение ведётся применительно к задачам управления развитием пассажирского автотранспорта в крупном регионе (на примере пассажирских автоперевозок в Московской области). Для решения подобных задач была разработана методология коллективной многовариантной экспертизы, а также реализующие её методы и процедуры [1, 2].

### **1. МЕТОДЫ КОЛЛЕКТИВНОЙ МНОГОВАРИАНТНОЙ ЭКСПЕРТИЗЫ**

Принципы коллективной многовариантной экспертизы, методика формирования экспертных комиссий и процедура их совместной работы подробно описаны в работах [1, 2]. Концепция такой экспертизы базируется на следующих принципах:

- экспертиза проводится в комиссиях, число которых не меньше числа различных точек зрения на исследуемую проблему;
- в одну и ту же комиссию должны включаться эксперты, имеющие близкие точки зрения на исследуемую проблему;
- в каждой комиссии могут работать только эксперты, не имеющие конфликтных взаимоотношений;
- для коллективной экспертизы отбираются условно компетентные эксперты (те, которые считаются компетентными для экспертов из одной и той же комиссии);
- организует и проводит экспертизу специальная консалтинговая группа, независимая и незаинтересованная в результатах экспертизы.

Основная идея работы комиссий в рамках коллективной многовариантной экспертизы заключается в том, что первоначальные варианты (проекты) решения готовятся в комиссиях экспертов-единомышленников, имеющих близкие мнения по решаемому вопросу, а затем проходят «перекрестную экспертизу», т.е. обсуждаются в остальных комиссиях, эксперты которых имеют другие мнения и выступают в качестве оппонентов. Замечания оппонентов передаются разработчикам первоначальных проектов. После доработки с учетом полученных замечаний происходит новый этап перекрестной экспертизы и т.д. до тех пор, пока комиссии соглашаются внести изменения в свои проекты. В результате этой процедуры, как правило, полного согласования разных мнений не происходит. Однако каждый вариант решения получает всестороннюю и аргументированную оценку с указанием всех его преимуществ и недостатков, что позволяет ЛПР сделать обоснованный выбор.

Такой способ организации коллективного обсуждения позволяет использовать личную заинтересованность экспертов для пользы общего дела. Заинтересованный эксперт постарается выявить все недостатки проекта, с которым он не согласен. С другой стороны, чтобы увеличить шансы своего проекта, разработчики заинтересованы учесть как можно больше замечаний оппонентов.

Особенно хорошо этот подход зарекомендовал себя при решении задач анализа и реформирования крупномасштабных организационно-административных и социально-экономических систем. Именно к таковым относится система пассажирских автотранспортных перевозок крупного региона [2].



## 2. РЕФОРМИРОВАНИЕ ПАССАЖИРСКОГО АВТОТРАНСПОРТА В КРУПНОМ РЕГИОНЕ

Проблема рыночного реформирования пассажирского автомобильного транспорта чрезвычайно сложна и до сих пор не решена не только в России, но и во всем мире. Дело в том, что при приемлемых для населения тарифах пассажирские автомобильные перевозки в целом убыточны. Это затрудняет приватизацию пассажирских автотранспортных предприятий. Вопрос, могут ли приватизированные предприятия стать прибыльными за счет более эффективной работы, а не за счет повышения тарифов, все еще остается дискуссионным.

В России реформирование пассажирского автотранспорта происходило в основном стихийно, без единого государственного подхода к решению финансовых, экономических и структурных проблем. Хотя в настоящее время государственные предприятия по-прежнему выполняют основной объем пассажирских перевозок, на рынке появились и частные перевозчики. Однако действующее законодательство ставит государственных и частных перевозчиков в неравные условия, давая последним возможность уходить от налогообложения. Это приводит к уменьшению налоговых поступлений в бюджет и, в конечном счете, к ухудшению транспортного обслуживания социально незащищенных групп населения. Кроме того, в России, в отличие от большинства стран, многим категориям граждан законом предоставлено право бесплатного проезда. Между тем, до сих пор отсутствуют эффективные механизмы компенсации автотранспортным предприятиям связанных с этим убытков.

В мировой практике рыночного реформирования пассажирского автотранспорта не существует готовых решений, которые можно было бы непосредственно использовать в каком либо регионе России [3]. Поэтому и при формировании возможных вариантов реформирования, и при их оценке приходится опираться на мнения экспертов.

Всё дальнейшее рассмотрение проводится на примере системы пассажирских автоперевозок в одном из крупнейших регионов России – Московской области [4].

Анализ мирового опыта рыночного реформирования пассажирского автотранспорта и текущей ситуации на рынке пассажирских перевозок в России позволяет составить примерный перечень возможных действий, направленных на более широкое использование рыночных механизмов. В результате детального обсуждения с экспертами этот перечень приобрёл следующий вид:

### Варианты реформирования пассажирского автотранспорта

1. *Реформирование ГУП «Мострансавто»:*
  - а) сохранение статуса государственного унитарного предприятия;
  - б) акционирование с передачей части акций в муниципальную собственность;
  - в) акционирование с передачей в муниципальную собственность контрольного пакета акций в расчёте на последующую приватизацию.
2. *Регулирование тарифов:*
  - а) сохранение существующего порядка;
  - б) гибкое регулирование тарифов (более частый пересмотр, с привязкой к ценам на горючее и средней по области заработной плате);

- в) отмена регулирования тарифов на некоммерческих маршрутах.
- 3. *Введение конкурсной системы заключения контрактов на обслуживание некоммерческих маршрутов:*
  - а) предоставление приоритета предприятиям, выполняющим большой объем социальных перевозок, или равные условия для всех перевозчиков;
  - б) конкурс на выполнение некоммерческих перевозок (по установленным тарифу и графику) с двумя подвариантами:
    - б<sub>1</sub>) – конкурс с одним победителем, который должен целиком обслуживать маршрут;
    - б<sub>2</sub>) – конкурс с несколькими победителями, каждый из которых получает право на свою долю в обслуживании.
  - в) конкурс на исключительное право обслуживания маршрута.
- 4. *Порядок бюджетного субсидирования автотранспортных предприятий:*
  - а) сохранение существующего порядка;
  - б) предоставление субсидий только на конкурсной основе;
  - в) сохранение компенсаций за льготных пассажиров, запрет субсидий при наличии коммерческих предложений (британский вариант);
  - г) отмена субсидий, сохранение только компенсаций.
- 5. *Создание механизма выплаты компенсаций и сокращение числа пассажиров, имеющих право бесплатного проезда:*
  - а) сокращение объема льгот (уменьшение количества льготных категорий пассажиров, введение частичной оплаты);
  - б) среднестатистический подход;
  - в) выдача льготникам проездных билетов (единых или разовых);
  - г) «транспортная надбавка» льготникам с отменой бесплатного проезда.

Вопрос о том, какие из этих вариантов реализовывать, в каком сочетании и в какой последовательности, оказывается далеко не очевидным. Мировой опыт также не дает однозначных ответов на этот вопрос.

В качестве экспертов привлекались специалисты с большим опытом работы на пассажирском автотранспорте и в непосредственно связанных с ним отраслях: руководящие работники Минтранса РФ, Министерства транспорта Московской области, Мособлимущества и других подразделений Администрации Московской области, ГУП «Мострансавто», работники муниципальных образований, директора филиалов ГУП «Мострансавто», обслуживающих районы Московской области.

Для выявления основных точек зрения экспертам был предложен приведенный выше и сформулированный в виде анкеты перечень вариантов реформирования пассажирского автотранспорта Московской области. В каждом из разделов эксперты должны были выбрать вариант, который они считают целесообразным или предпочтительным. Анализ результатов анкетирования позволяет сделать следующие выводы.

1. Во мнениях экспертов, как и следовало ожидать, наблюдался сильный ведомственный перекося. Так, большинство директоров филиалов ГУП «Мострансавто» высказалось за предоставление приоритетов на конкурсах предприятиям, выполняющим большой объем социальных перевозок, и сохранение прежнего порядка предоставления субсидий; большинство работников областной администрации – за сохранение существующей государственной собственности в ГУП «Мострансавто»; большинство работников органов социальной защиты – за транспортную надбавку к пенсиям.

2. Если исключить эти ведомственные перекося, экспертов по их ответам на анкету можно разделить на три группы с условными названиями «консерваторы», «рыночники» и «социальные работники». «Консерваторы» тяготеют к выбору наиболее осторожных вариантов в каждом из разделов анкеты. «Рыночники» выбирают в целом более радикальные варианты. Наконец, особняком стоит группа «социальные работники», эксперты которой стремятся не допустить ущемления интересов социально незащищённых групп населения Московской области.

3. Число основных точек зрения оказалось равным шести. Однако создавать шесть экспертных комиссий по принципу объединения в одну комиссию экспертов с приблизительно одинаковыми мнениями по всему кругу вопросов оказалось нецелесообразным. Лучше провести не одну общую экспертизу, а три независимых экспертизы: по мало связанным между собой вопросам - акционирования и приватизации, по организации конкурсов и по механизмам компенсации.

Недостаток места не позволяет дать здесь описание вариантов реформирования и выявленных в ходе экспертизы их преимуществ и недостатков. Приведем лишь краткий итог результатов проведенной экспертизы.

1. Основной стратегический вопрос проведения реформы – это вопрос о радикальности и темпах преобразований. Радикальной можно считать реформу с отменой регулирования тарифов и приватизацией государственных автотранспортных предприятий. Выше уже отмечалось, что идея отмены регулирования тарифов на некоммерческих маршрутах практически не нашла сторонников среди экспертов. Действительно, зарубежный опыт (Великобритания, Чили) показывает, что даже при наличии конкуренции тарифы после отмены регулирования растут заметно быстрее инфляции [3]. Более предпочтительным является путь постепенного реформирования, при котором не допускается быстрый рост тарифов и приватизация отрасли начинается не с изменения форм собственности, а с расширения частного сектора и создания честной конкуренции между частными и государственными перевозчиками.

2. Автотранспортные предприятия и организации выдвигают два объяснения убыточности пассажирского автотранспорта: а) тарифы отстают от роста цен; б) более 30% жителей региона имеют право на льготы по оплате проезда, а механизм компенсации автотранспортным предприятиям связанных с этим убытков практически отсутствует.

В настоящее время бюджетная субсидия выделяется для покрытия суммарных убытков автотранспортных предприятий вне зависимости от их происхождения. Её целесообразно разделить на две части: компенсацию убытков от перевозки льготных

пассажирам и дотации, связанные с социальной необходимостью поддержания низких тарифов, причем расчеты по компенсациям и по дотациям следует проводить отдельно. Пример Московской области показывает, что после выплаты компенсации за перевозку льготных пассажиров коэффициент доходности автотранспортных предприятий оказывается на уровне 0,9 – 1,2. А зарубежный опыт говорит о том, что приватизация автотранспортных предприятий и развитие конкуренции снижает себестоимость перевозок не менее чем на 20 – 25%. Следовательно, при гарантированной компенсации убытков от перевозки льготных пассажиров многие пассажирские автотранспортные предприятия можно сделать из убыточных прибыльными – даже без повышения тарифов. Поэтому реформу бюджетного субсидирования пассажирского автотранспорта целесообразно начинать именно с внедрения механизма компенсации.

3. Из трёх рассмотренных вариантов механизма компенсации наиболее предпочтительным представляется вариант с выдачей льготным пассажирам разовых (или долгосрочных) проездных билетов. Этот вариант позволяет точно определять количество перевозимых льготных пассажиров, а, следовательно, и размер компенсации для каждого перевозчика. Преимущества варианта с «транспортной надбавкой» (устраняется проблема разделения компенсации между перевозчиками, стимулируется экономное пользование транспортом и др.) слишком малы по сравнению с его недостатками: неэффективностью использования бюджетных средств и неудовлетворительностью уравнительного подхода к оплате транспортных расходов.<sup>7</sup>

4. Цель организации конкурсов на транспортное обслуживание – создание условий для возникновения конкуренции на рынке транспортных услуг. Поэтому вариант 3а, дающий явное преимущество предприятиям-филиалам «Мострансавто», в ходе обсуждения был отвергнут большинством экспертов. Возможность возложить ответственность за обслуживание маршрута на одного перевозчика является решающим доводом в пользу первого подварианта (с одним победителем) из двух подвариантов 3б.

Сложнее сделать выбор между вариантом 3б<sub>1</sub> и вариантом 3в. Хотя очевидны недостатки варианта 3в, в котором право на коммерческие перевозки предоставляется только при условии выигрыша конкурса на обслуживание социальных перевозок (неприемлемость принципа «торговли с нагрузкой» для рыночной экономики; ограничение конкуренции в секторе коммерческих перевозок), заранее не ясно, можно ли будет без него обойтись – по крайней мере, на первых порах. Помимо своей основной цели – создания конкуренции – конкурсная система кладет конец разорительной системе субсидирования «по факту», когда размер субсидии прямо пропорционален полученному убытку. Только при заранее оговоренном размере субсидии автотранспортное предприятие становится заинтересованным в снижении себестоимости перевозок.

---

<sup>7</sup>Этот вывод полностью подтвердился в ходе монетизации льгот на пассажирском транспорте (т.е. отмены права льготного проезда и выдачи льготникам либо денежной транспортной надбавки, либо специальных пластиковых карт, позволяющих легко учитывать объёмы необходимых компенсаций перевозчикам по этим категориям пассажиров).

5. Если реализация механизмов компенсации и конкурсной системы не связана с риском (соответствующие механизмы могут оказаться более или менее эффективными, но вреда они не принесут), то при оценке вариантов акционирования и приватизации автотранспортных предприятий необходимо учитывать не только преимущества того или иного варианта, но и связанный с ними риск. Так, вариант 1в, в котором контрольные пакеты акций находящихся в районах пассажирских автотранспортных предприятий передаются в муниципальную собственность, создает наилучшие предпосылки для последующей приватизации. Однако этот вариант связан и с наибольшим риском, который заключается в том, что потенциальные преимущества рыночных механизмов и возможности приватизации не удастся быстро реализовать, а резкая перестройка всей системы управления автотранспортными предприятиями дезорганизует транспортный процесс.

В этой ситуации наиболее целесообразным представляется подход, при котором реализация варианта 1в осуществляется не сразу, а поэтапно. На первом этапе проводится акционирование ГУП «Мострансавто» по варианту 1б. Это акционирование можно проводить параллельно со всеми остальными мероприятиями по реформированию пассажирского автотранспорта: внедрением механизма компенсации и конкурсной системы. По окончании первого этапа реформирования можно в порядке эксперимента, в одном-двух районах с наиболее благоприятными для этого условиями, реализовать вариант 1в. Если эксперимент даст положительный результат, этот опыт можно будет постепенно распространять на другие районы. Не исключено, что уже на первом этапе окажется возможным и целесообразным провести приватизацию нескольких наиболее подготовленных к этому автотранспортных предприятий.

### **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В работе методы коллективной многовариантной экспертизы и консалтинга, специально разработанные для крупномасштабных организационно-административных и социально-экономических систем, использовались для решения задачи управления развитием и реформированием пассажирского автотранспорта в крупном регионе – Московской области. В результате проведения многовариантной экспертизы были сформулированы и всесторонне обсуждены варианты реформирования системы пассажирских автоперевозок в Московской области по пяти основным направлениям – изменение форм собственности, тарифная политика, конкурсная система обслуживания маршрутов, порядок бюджетного субсидирования некоммерческих перевозок, механизмы компенсации убытков от перевозки льготных категорий пассажиров. Была разработана стратегия реализации программы реформирования системы, базирующаяся на разработанных вариантах.

### **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. *Дорофеев А.А.* Методы мультигрупповой многовариантной экспертизы в задачах анализа и совершенствования организационных систем // Труды Института проблем управления РАН. 2000. Том X. – М.: ИПУ РАН. – С. 12-18.
2. *Дорофеев А.А., Покровская И.В., Чернявский А.Л.* Экспертные методы анализа и совершенствования систем управления // Автоматика и телемеханика. №10, 2004. – С. 172-188.

3. *Кацыв П.Д., Чернявский А.Л.* Мировой опыт управления общественным автотранспортом с помощью рыночных механизмов. / Труды Института проблем управления РАН. 2002. Том XV. – М.: ИПУ РАН. – С. 53-82.
4. *Чернявский А.Л., Кацыв П.Д.* Методы многовариантной экспертизы в задаче совершенствования управления пассажирскими перевозками. Искусственный интеллект, № 2, 2002, – С. 568-574.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

## ЭКСПЕРТНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ В ЗАДАЧЕ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ КРУПНОМАСШТАБНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ<sup>8</sup>

© Покровская И.В., Гольдовская М.Д., Дорофеев Ю.А.

ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ РАН

**Abstract.** In the paper the complex-organized data structural analysis methods and the results expert correction procedures in connection with of large-scale control systems efficiency problems are described. Algorithms of such structuring were developed on the base of range data analysis methods.

### ВВЕДЕНИЕ

В работе рассмотрены методы классификационного анализа сложноорганизованных данных и процедур экспертной коррекции результатов такого анализа применительно к задачам оценки эффективности крупномасштабных систем управления. Главная проблема, с которой сталкиваются разработчики алгоритмов и процедур анализа подобных данных – это проблема структуризации и сжатия такой информации, Необходимо учитывать также большую размерность и многопрофильность исходной информации, – число объектов в подобных задачах может достигать десятков тысяч, а число показателей – нескольких сотен, при этом используются не только числовые, но и ранговые, номинальные, экспертные показатели. Кроме того, часто требуется провести динамический анализ функционирования исследуемых объектов за несколько лет. Это приводит к тому, что оказывается малоэффективным использование классических методов статистической обработки и анализа подобных данных. По этим причинам главным становится построение сжатого, структурированного описания исходных данных, содержательно хорошо интерпретируемого и пригодного для подготовки и обоснования принимаемых управленческих решений. Такую структуризацию исследуемой системы предлагается получать методами классификационного анализа данных [1], дополненных экспертными процедурами коррекции. В работе описаны подобные методы для структуризации исходных параметров; множества объектов, входящих в исследуемую систему; траекторий объектов (изменение значений характеристик объектов во времени).

### 1. МЕТОДЫ СТРУКТУРИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ

Практика использования алгоритмов структуризации показывает, что структуризация объектов с учётом всех исходных параметров редко приводит к хорошим результатам. Именно поэтому для структуризации объектов используются не исходные, а информативные параметры, которых обычно существенно меньше. Практика показывает, что решить эту задачу чисто экспертным путём не удаётся. Мнения экспертов по поводу того, какие показатели являются более, а какие менее информативными, часто расходятся.

---

<sup>8</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проекты 08-07-00349-а, 08-07-00427-а.

Наиболее плодотворным оказалось использование идеи экстремальной группировки параметров [2]. Она заключается в разбиении всего множества показателей на группы таким образом, чтобы показатели внутри групп как можно больше коррелировали друг с другом, а показатели из разных групп – как можно меньше. Математически задача формулируется как задача поиска разбиения, доставляющего максимум соответствующему критерию качества разбиения (отсюда – название «экстремальная группировка») [2]. Результатом экстремальной группировки являются группы параметров и факторы – синтезированные параметры-характеристики групп, каждый из которых является линейной комбинацией исходных параметров соответствующей группы и, в определенном смысле, её «центром». Когда такое разбиение найдено, множество показателей каждой группы можно заменить расчётным, синтетическим «средним» показателем, или фактором, и характеризовать каждый объект уже не исходным набором показателей, а гораздо меньшим набором факторов (близкая идея, но в несколько иной интерпретации, реализуется в факторном анализе). Если какой-либо из исходных показателей имеет достаточно высокую корреляцию с фактором, это можно интерпретировать как высокую значимость или «важность» показателя и использовать его для дальнейшего анализа вместо соответствующего фактора. Таким образом, за счет структуризации множества показателей удается значительно (как правило, на порядок) уменьшить их количество и, соответственно, упростить задачу анализа данных. При этом используются специальные экспертно-корректирующие процедуры для выбора конкретного типа алгоритма и основных его характеристик, таких как: выбор типа группировки, алгоритма фильтрации (в зависимости от уровня «зашумлённости» параметров), вида меры связи между параметрами и др.

При решении прикладных задач структурного анализа сложноорганизованных данных в основном используется алгоритм экстремальной группировки «квадрат» [2]. Опишем вкратце схему его работы.

Будем в дальнейшем коэффициент корреляции (или ковариации)  $\rho_{x,y}$  двух случайных величин  $x$  и  $y$  обозначать как:  $\rho_{x,y} = (x, y)$ , подчеркивая этим обозначением тот факт, что коэффициент корреляции может пониматься как скалярное произведение случайных величин  $x$  и  $y$ . Для дисперсии  $\rho_{x,x}$  случайной величины  $x$  будем применять обозначение  $\rho_{x,x} = (x, x) = x^2$ .

Пусть множество параметров (случайных величин)  $x_1, x_2, \dots, x_k$  разбито на непесекающиеся группы  $A_1, A_2, \dots, A_s$  и заданы случайные величины  $f_1, f_2, \dots, f_s$  такие, что  $f_1^2 = f_2^2 = \dots = f_s^2 = 1$ , которые будем называть факторами. Введем в рассмотрение функционал

$$J^* = \sum_{x_i \in A_1} (x_i, f_1)^2 + \sum_{x_i \in A_2} (x_i, f_2)^2 + \dots + \sum_{x_i \in A_s} (x_i, f_s)^2. \quad (1.1)$$

Алгоритм «квадрат» решает задачу максимизации этого функционала как по разбиению параметров на множества  $A_1, A_2, \dots, A_s$ , так и по выбору случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s, f_l^2 = 1$  ( $l = 1, \dots, s$ ).



Максимизация функционала (1.1) соответствует интуитивному требованию такого разбиения параметров, когда в одну группу попадают наиболее «близкие» между собой параметры. Действительно, при максимизации функционала (1.1) для каждого фиксированного набора случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s$  в  $l$ -ую группу будут попадать такие параметры, которые наиболее «близки» к величине  $f_l$ ; в то же время среди всех возможных наборов случайных величин  $f_1, f_2, \dots, f_s$  будет отбираться такой набор, что каждая из величин  $f_l$  в среднем наиболее «близка» ко всем параметрам из своей группы.

Если заданы группы параметров  $A_1, A_2, \dots, A_s$ , то максимум функционала  $J^*$  может быть получен, если в качестве факторов  $f_1, f_2, \dots, f_s$  выбрать такие случайные величины, что каждая случайная величина  $f_l$  ( $l = 1, \dots, s$ ) удовлетворяет условию

$$\max_{f_l} \sum_{x_i \in A_l} (x_i, f_l)^2, \quad f_l^2 = 1. \quad (1.2)$$

Фактор  $f_l$ , удовлетворяющий условию (1.2) при фиксированном множестве параметров  $A_l$ , находится по формуле

$$f_l = \frac{\sum_{x_i \in A_l} \alpha_i x_i}{\sqrt{\left(\sum_{x_i \in A_l} \alpha_i x_i\right)^2}} = \frac{\sum_{x_i \in A_l} \alpha_i x_i}{\sqrt{\sum_{x_i \in A_l, x_j \in A_l} \alpha_i \alpha_j (x_i, x_j)}}, \quad (1.3)$$

где  $\alpha_i$  – компоненты собственного вектора матрицы  $R_l = \{(x_i, x_j)\}$ ,  $x_i, x_j \in A_l$  соответствующего её наибольшему собственному значению. С другой стороны, если величины  $f_1, f_2, \dots, f_s$  заданы, то разбиение параметров на группы  $A_1, A_2, \dots, A_s$  обеспечивающее максимум функционала  $J^*$ , должно удовлетворять условию: для каждого  $x_i \in A_l$

$$(x_i, f_l)^2 \geq (x_i, f_q)^2 \quad (q = 1, 2, \dots, s), \quad (1.4)$$

так как в противном случае функционал  $J^*$  можно было бы увеличить, перебросив параметр  $x_i$  из группы  $A_l$  в ту группу  $A_q$  для которой соотношение (1.4) не выполнено. Соотношения (1.2) и (1.4) в совокупности являются необходимыми условиями максимума функционала  $J^*$ .

Можно предложить следующий итерационный алгоритм, определяющий одновременно группы  $A_1, A_2, \dots, A_s$  и факторы  $f_1, f_2, \dots, f_s$ , удовлетворяющие этим условиям.

Пусть на  $p$ -м шаге итерации построено разбиение параметров на группы  $A_1^{(p)}, \dots, A_s^{(p)}$ . Для каждой такой группы параметров строят факторы  $f_l^{(p)}$  по формуле (1.3) и новое,  $(p + 1)$ -е разбиение параметров  $A_1^{(p+1)}, \dots, A_s^{(p+1)}$  в соответствии с правилом: параметр  $x_i$  относится к группе  $A_l^{(p+1)}$ , если

$$\left(x_i, f_l^{(p)}\right)^2 \geq \left(x_i, f_q^{(p)}\right)^2 \quad (q = 1, 2, \dots, s). \quad (1.5)$$

В том случае, когда существуют два или более факторов и такой параметр  $x_i$ , что для этих факторов и этого параметра в (1.5) имеет место равенство, параметр  $x_i$ ,

относится к одной из соответствующих групп произвольно. Предложенный выше алгоритм сходится к максимуму (возможно, локальному) функционала  $J^*$ , поскольку, каковы бы ни были факторы  $f_1^{(p-1)}, \dots, f_s^{(p-1)}$ , на каждом шаге итерации функционал  $J^*$  не убывает.

## 2. МЕТОДЫ СТРУКТУРИЗАЦИИ ОБЪЕКТОВ

Классификация объектов производится в пространства  $X$  интегральных показателей, полученных на предыдущем этапе. Как и в предыдущем разделе, используются специальные экспертно-корректирующие процедуры для: выбора конкретного алгоритма классификации объектов; определения вида критерия качества классификации; выбора типа фильтрации (например, классификация строится с фоновым классом или без такового); выбора типа размытости – четкая, размытая, с размытыми границами, четкая с размытым фоном, размытая с четким фоном и т.д. Результатом классификации является вектор функций принадлежности объектов к классам  $(h_1(x), \dots, h_r(x))$ ,  $r$  – число классов, а также описание самих классов (например, эталонов) [1]. Для того чтобы результаты структуризации можно было использовать в практических задачах, важно не только насколько экономно она представляет исходную информацию, но и насколько эта структуризация удобна для интерпретации в содержательных терминах. В этой связи в приложениях в последнее время широко используются экспертно-классификационные алгоритмы построения так называемых «хорошо интерпретируемых классификаций» [3]. В прикладных задачах мы в основном использовали комплексный алгоритм автоматической классификации [4], основу которого составляет алгоритм  $m$ -локальной оптимизации. Схема работы этого алгоритма состоит в следующем.

Вначале опишем работу алгоритма 1-локальной оптимизации. Для простоты изложения рассматривается случай двух классов  $r = 2$ . Пусть задано начальное разбиение  $R_0$  всех объектов классифицируемой выборки  $x_1, \dots, x_n$ . Здесь каждый объект представляется точкой  $x_j = (x_j^{(1.1)}, x_j^{(1.2)}, \dots, x_j^{(k)})$ ,  $j = 1, \dots, n$  в  $k$ -мерном пространстве параметров  $X$ . Обозначим через  $x_j \in A_1$  точки, относящиеся к первому классу, а через  $x_j \in A_2$  – ко второму. Алгоритм итерационный, – на каждом шаге рассматривается одна точка из последовательности  $x_1, \dots, x_n, x_1, \dots, x_n, x_1, \dots$  («зацикленная» исходная последовательность). Отнесение точки к одному из двух классов обозначается с помощью индекса  $\rho(x_j) = \begin{cases} 1, & \text{если } x_j \in A_1 \\ -1, & \text{если } x_j \in A_2 \end{cases}$ . Тогда алгоритм 1-локальной оптимизации определяется следующим образом:  $\rho(x_j) = \text{sign} [J(x_j \in A_1) - J(x_j \in A_2)]$ .

В итоге точка  $x_j$  относится к тому классу, при отнесении к которому, значение критерия  $J$  будет больше (если эти значения равны, то для определенности точка относится к классу с меньшим номером). Алгоритм заканчивает работу, если на некотором цикле среди точек  $x_1, \dots, x_n$  не будет сделано ни одной «переброски» точки из класса в класс.

Алгоритм  $m$  – локальной оптимизации – это поэтапное применение к выборке алгоритмов  $s$  – локальной оптимизации,  $s = 1 \div m$ . На  $s$  – ом этапе алгоритм работает

по той же схеме, только на каждом его шаге происходит пробная «переброска» из класса в класс не одной, а  $s$  точек. Подсчитывается значение критерия  $J$  до и после «переброски», Принадлежность каждой из  $s$  точек к классу либо остаётся неизменной ( $J$  до «переброски» больше, чем после), либо меняется на другой класс – в противном случае. В данном случае цикл – это число шагов, равное числу всевозможных различных наборов, в каждый из которых входит  $s$  точек, выбранных из  $n$  точек исходной выборки. Доказана сходимость алгоритма за конечное число шагов к локальному максимуму критерия  $J$ .

Разработан эвристический алгоритм сокращённого перебора, который на каждом шаге для пробной «переброски» использует  $s$  точек в определённом смысле ближайших к границе между классами.

В приложениях в качестве критерия  $J$  использовался функционал  $J_1$  средней близости точек в классах, определяемый через потенциальную функцию близости точек  $x$  и  $y$ :

$$K(x, y) = 1/\{1 + \alpha R^p(x, y)\}, \quad (2.1)$$

где  $\alpha$  и  $p$  – настраиваемые параметры алгоритма. Средняя близость точек в классе определяется как:

$$K(A_i, A_i) = \frac{2}{n_i(n_i - 1)} \sum_{i=1}^{n_i} \sum_{j>i} K(x_i, x_j), \quad (2.2)$$

где  $K(x_i, x_j)$  определяется формулой (2.1),  $n_i$  – число точек в классе  $A_i$ . Тогда критерий  $J_1$  определяется как:  $J_1 = \sum_{i=1}^r \frac{n_i}{n} K(A_i, A_i)$ , где  $K(A_i, A_i)$  определяется с помощью формулы (2.2).

### 3. МЕТОДЫ СТРУКТУРИЗАЦИИ ДИНАМИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ

При исследовании многопараметрической информации, изменяющейся во времени, непосредственное использование обычных алгоритмов автоматической классификации невозможно. Были разработаны специальные алгоритмы динамического классификационного анализа (ДКА), когда каждый объект по каждому параметру характеризуется набором значений для некоторой последовательности моментов времени (траекторией) [4]. В рамках вариационного подхода разработан соответствующий алгоритм ДКА. Проведен теоретический анализ этого алгоритма. Показано, что оптимальную классификацию можно искать в узком классе так называемых эталонных классификаций, и она определяется градиентом исходного функционала (критерия качества).

Постановка задачи ДКА формулируется с использованием трех основных понятий: классифицируемое множество объектов, класс допустимых классификаций и функционал качества разбиения [1].

#### 1) Классифицируемое множество объектов

В ДКА предлагается классифицировать конечное множество объектов, изменяющихся во времени. Пусть в каждый момент времени объекты описываются некоторым конкретным набором параметров  $x^{(1.1)}, \dots, x^{(k)}$ . Считается, что для каждого объекта последовательно фиксируются  $m$  значений каждого из параметров в соответствующие моменты времени. Таким образом, каждый объект характеризуется серией из  $m$  векторов  $x_1, \dots, x_m$  в  $k$ -мерном пространстве параметров, представляющих собой траекторию изменения данного объекта в пространстве параметров. Такую траекторию будем обозначать через  $\tilde{x} = (x_1, \dots, x_m)$ . Итак, в качестве классифицируемого множества будет рассматриваться конечное множество объектов, задаваемых своими траекториями фиксированной длины, т.е. необходимо классифицировать множество  $X = \{\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_n\}$  ( $X \subseteq \mathbb{R}^{k \cdot m}$ ).

Заметим, что важной особенностью такого подхода является то, что моменты времени, в которые зафиксированы значения параметров, у разных объектов могут быть разные.

### 2) Класс допустимых классификаций

Размытой классификацией множества  $X = \{\tilde{x}_1, \dots, \tilde{x}_n\}$  на  $r$  классов с фоновым классом называется  $(r+1)$ -мерная вектор-функция  $H(\tilde{x}) = (h_0(\tilde{x}), h_1(\tilde{x}), \dots, h_r(\tilde{x}))$  [1]. Здесь  $h_0(\tilde{x})$  – функция принадлежности  $\tilde{x}$  к фоновому классу, а  $h_i(\tilde{x})$  – функция принадлежности его к  $i$ -му классу. Для любого  $\tilde{x}$  значение  $H(\tilde{x})$  должна принадлежать некоторому ограниченному замкнутому множеству  $V$  пространства значений вектор-функции  $H$ , т.е.  $H(\tilde{x}) \in V \subseteq \mathbb{R}^{r+1}$ . Множество  $V$  определяет тип размытости для данной задачи. Итак, рассматривается следующий класс размытых классификаций:  $\Xi(V) = \{H : \forall \tilde{x} \in X H(\tilde{x}) \in V\}$ .

### 3) Критерий качества классификации

В рамках общего вариационного подхода всё рассмотрение проводится для произвольного выпуклого функционала  $\Phi$  от вектор-функции  $H$ . Для ДКА предлагается строить критерий качества классификации в соответствии с методом обобщенного среднего [1].

Считается, что объекты одного и того же класса искомой классификации должны хорошо описываться некоторой моделью траектории этого класса, а объекты, чьи траектории плохо описываются всеми моделями классов, должны попасть в фоновый класс. Поэтому критерий качества должен отражать, во-первых, близость траекторий объектов внутри нефоновых классов и, во-вторых, отнесение к фоновому классу объектов, чьи траектории достаточно удалены от моделей нефоновых классов. Далее, вводится в рассмотрение множество  $\Lambda$  возможных моделей траекторий классов. Между элементами множества объектов  $X$  и элементами множества моделей  $\Lambda$  вводится мера близости  $K(\tilde{x}, \tilde{\alpha})$  ( $\tilde{x} \in X; \tilde{\alpha} \in \Lambda$ ).

В таком случае величина  $K(h(\tilde{x}), \tilde{\alpha}) = \sum_{j=1}^n K(\tilde{x}_j, \tilde{\alpha})h(\tilde{x}_j)$  отражает меру того, насколько хорошо модель  $\tilde{\alpha}$  описывает точки множества, заданного через свою функцию принадлежности  $h(\tilde{x})$ .

Обобщенным средним или эталоном множества, заданного функцией принадлежности  $h(\tilde{x})$ , называется модель [1]:

$$\tilde{\alpha}_h = \arg \max_{\tilde{\alpha} \in \Lambda} K(h(\tilde{x}), \tilde{\alpha}) \quad (3.1)$$

В соответствии с этим вводится следующий критерий качества классификации

$$J(H) = \sum_{i=1}^r K(h_i(\tilde{x}), \tilde{\alpha}_{h_i}) + B \sum_{j=1}^n h_0(\tilde{x}_j), \quad (3.2)$$

где  $\tilde{\alpha}_{h_i}$  – эталон  $i$ -го класса (3.1), а  $B$  – некоторая константа, регулирующая отнесение объектов к фоновому классу.

Задача классификации состоит в максимизации функционала (3.2) по вектор-функциям принадлежностей объектов к классам  $H$ . Одновременно, в каждом классе выстраивается эталонная траектория, отражающая общую тенденцию изменения значений показателей для объектов данного класса.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Описанная методика экспертно-классификационного анализа сложно-организованных данных использовалась при решении широкого круга задач анализа и оценки эффективности функционирования крупномасштабных систем управления, в том числе при оценке эффективности управления социально-экономическим развитием субъектов РФ, при анализе и совершенствовании управления: региональным здравоохранением (на примере Новгородской области), региональными пассажирскими автоперевозками (на примере Московской области), жилищно-коммунальным хозяйством крупного города (на примере Москвы) и ряда других. Полученные результаты свидетельствуют о высокой эффективности разработанных методов, алгоритмов и процедур.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бауман Е.В., Дорофеев А.А. Классификационный анализ данных. // Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. – М.: СИНТЕГ, 1999. – С. 62-77.
2. Браверман Э.М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных. – М.: Наука, 1983. – 464 с.
3. Дорофеев А.А., Чернявский А.Л. Алгоритмы построения хорошо интерпретируемых классификаций. / Проблемы управления. №2, 2007. – С. 83-84.
4. Дорофеев Ю.А. Комплексный алгоритм автоматической классификации и его применение для анализа и принятия решений в больших системах управления. / Теория активных систем. Труды международной научно-практической конференции. / – М.: ИПУ РАН. 2007. – С. 39 -42.
5. Чернявский А.Л., Бауман Е.В., Дорофеев А.А. Методы динамического классификационного анализа данных. Искусственный интеллект, № 2, 2002, с. 290-298.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

УДК 004.9

## ІНФОРМАЦІЙНЕ СУСПІЛЬСТВО В УКРАЇНІ – ПЕРЕДУМОВИ ТА МОЖЛИВОСТІ СТВОРЕННЯ

© Полумієнко С.К.

ІНСТИТУТ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙ ТА ГЛОБАЛЬНОГО ІНФОРМАЦІЙНОГО ПРОСТОРУ  
НАН УКРАЇНИ  
ЧОКОЛІВСЬКИЙ ВУЛ., 13, КИЇВ, УКРАЇНА

E-MAIL: *serge\_pol@ukr.net*

**Abstract.** The basic conditions and directions of creation of an information society in Ukraine – features of the Ukrainian society, IT-market as well as corresponding problems and strategies are considered.

### Вступ

На сьогодні практична більшість вже не тільки науково-технічних видань, а офіційні міжнародні документи, національні соціально-економічні та політичні стратегії підкреслюють необхідність створення та розвитку інформаційного суспільства, управління Інтернет. Достатньо згадати Туніську програму та її прямого спадкоємця – Форум з управління Інтернет, останнє засідання якого відбулося у листопаді 2007 р., оновлену Лісабонську стратегію ЄС 2000 р., спрямовану на перетворення Євросоюзу на базі використання науково-технологічних досліджень в «найбільш динамічну, конкурентоспроможну, засновану на знаннях економіку у світі».

Ключовим моментом усіх цих програм є розвиток засад інформаційного суспільства – інформаційно-комунікаційних технологій, – бази майбутньої економіки. Інформаційне суспільство, нова або цифрова економіка вже стали синонімами.

Це обумовлює актуальність якнайшвидшого створення в Україні соціальної та технологічної бази побудови інформаційного суспільства, що вимагає урахування не тільки технологічних досягнень в сфері інформатики, а і результатів соціального аналізу, спрямованого на виявлення характерних рис, притаманних українському соціуму.

### 1. ІНФОРМАЦІЙНЕ СУСПІЛЬСТВО В УКРАЇНІ

Розміри території України, чисельність її населення, потужні промислові ресурси, високий науковий потенціал, вигідне географічне розташування у поєднанні з високим інтелектуальним потенціалом можуть зрушити країну до розвинутого інформаційного суспільства. Проте це вимагає певних зусиль як самого суспільства, так і його керівництва – державної влади. Зупинимось на основних моментах становлення та створення інформаційного суспільства.

Якщо виходити з класичних визначень, то в Україні вже зараз є усі ознаки сучасного інформаційного суспільства. Досить широко розповсюджені інформаційні та телекомунікаційні технології; інформаційно-телекомунікаційна інфраструктура; всі її громадяни, юридичні особи, державні органи мають право на інформацію, що

передбачає можливість вільного одержання, використання, поширення та зберігання відомостей, необхідних їм для реалізації своїх прав, свобод, законних життєвих інтересів, виконання роботи.

Проте новітнє розуміння інформаційного суспільства передбачає *кардинальні* зміни соціальних, політичних, культурних та інших відносин в суспільстві від сфери державного управління, виробництва аж до домашнього відпочинку. Існують загальні напрямки становлення й розвитку глобального інформаційного суспільства. Це стосується будь-якої країни або регіону, нації або індивідууму. В той же час, що визнається багатьма міжнародними організаціями, для кожної країни шлях до нього в деякий мірі унікальний, хоча й пролягає в руслі загальносвітових тенденцій переходу до нової економіки, де основним капіталом суспільства стає освічена людина.

Національна стратегія створення інформаційного суспільства має враховувати існуючий стан інформаційно-телекомунікаційної інфраструктури країни, економіки, соціальних відносин у суспільстві, котрий найкраще відображається порівнянням стану світового та регіональних ІТ-ринків.

Відмінною рисою світового ІТ-ринку є висока інноваційність і швидкі темпи оновлення інформаційно-комунікаційних інфраструктур компаній, що приводить до зростання витрат на послуги, ревізію та модернізацію інформаційних систем, перегляд ІТ-концепцій, тощо. Фахівцями на найближчі три роки виділяються наступні ключові напрямки використання інформаційних технологій:

- системна інтеграція,
- безпека,
- управління бізнес-проектами,
- перехід на мобільні та бездротові технології.

Останній напрямок стає ключовим моментом для розвитку Інтернет. У Японії та Південній Кореї мобільне телебачення вже вважається нормою, як і онлайнві ігри та оплата товарів з мобільного телефону. Взагалі, Інтернет на сьогодні має більше 1 млрд. користувачів, тобто більше 16% населення планети. Найвищі темпи зростання їх чисельності має Індія, Росія та Китай – відповідно 33%, 21% і 20%. Китай з 86,8 млн. користувачів посідає друге місце після США з онлайнним населенням 153,4 млн., але має в 10 разів більш високі темпи зростання.

ІТ ринок продовжує постійно зростати. Особливо активно розвиваються ІТ-ринки в країнах Азії, Центральної та Східної Європи. По темпах і стабільності ці ринки значно перевищують темпи розвитку усталених ринків Північної Америки, Японії та ЄС. Так, ІТ-ринок Центральної та Східної Європи і у найближчі два роки залишиться домінуючим з точки зору інвестицій у нові інформаційні технології, в тому числі, і в Інтернет.

На сьогодні саме інформаційні технології є найбільш ефективним важелем зростання економіки та доходів населення. ІТ-ринок надалі займає все більш широкі сфери виробництва, надання послуг, розвивається найшвидшими темпами серед інших ринків, володіє найбільшою грошовою масою та кількістю поточних та майбутніх споживачів. Це безумовно – світовий лідер в галузі створення додаткової вартості, прибутків, споживання, тощо.

Український ІТ-ринок відноситься до категорії ринків, що розвиваються, не тільки через вражаючі темпи зростання, але й за структурою витрат на ІТ, за даними IDC, у 2007 р. він зріс на 45% і за темпами є провідним в Центральній та Східній Європі та, напевне, в світі. Незважаючи на активний розвиток сегментів ІТ-послуг і програмного забезпечення, лівова частина витрат - більше 80%, припадає на апаратне забезпечення.

Сфера ІТ-послуг в Україні, як і в Росії та в інших країнах Центральної та Східної Європи, перебуває в стадії розвитку і ще далека від сформованої в світі пропорції доходів від продажів апаратного, програмного забезпечення та ІТ-послуг. З огляду на це, в Україні пріоритет у розвитку повинні одержати сегменти ІТ-послуг і програмного забезпечення.

У світі йде активний розподіл функцій компаній та, навіть, країн у створенні інформаційного суспільства та захват ринків в новій економіці, що йому відповідає, – виробництво апаратного забезпечення в Азії, програмного забезпечення, насамперед, в США, Європі та Азії, розробка *новітніх* технологій та надання відповідних інформаційних послуг – суто в провідних міжнародних компаніях, насамперед, США та Європі.

Такий розподіл ринку передбачає збереження за найбільшими корпораціями майнових прав на виробництво (тиражування) програмно-апаратних засобів, тобто подальше домінування в світі. Зважаючи на те, що ІТ-ринок й надалі тільки зростатиме, зростатиме й власність найбільш ІТ-розвинутих компаній та країн світу. Глобалізація тут має найяскравіше відображення.

В такий ситуації Україні необхідно вже зараз зайняти гідне місце в глобальному ІТ-ринку, для чого треба якнайшвидше перейти до розряду виробників-поширювачів існуючих, та розробників нових ІТ технологій. Якщо цього не станеться, треба готуватися до існування в якості аграрно-промислового придатку розвинутих країн. Тому нагальною є потреба дослідження проблеми розвитку українського соціуму в напрямку інформаційного суспільства, як це робиться багатьма провідними країнами.

Аналіз програм інформатизації країн із різних частин світу показав, що вони багато в чому схожі. Інформатизація проходить, перш за все, за активної державної підтримки по трьох напрямках: законодавчому, організаційному та фінансовому. Незважаючи на схожість, присутні й розходження програм інформатизації як за напрямками, так і за засобами та масштабами, що найчастіше є відображенням об'єктивних причин, серед яких основним є рівень економічного розвитку країни.

Ключова мета кожної національної програми інформатизації полягає в досягненні провідних позицій в світовій економіці та в соціальному розвитку суспільства, а не тільки в автоматизації управлінських та господарчих процесів в життєдіяльності населення, бізнесу, держави чи регіону.

На сьогодні саме виробництво і використання інформаційних технологій є одним з основних та найбільш ефективних шляхів, що веде до зростання економіки та доходів населення. В найбільш розвинутих країнах більше половини внеску в зростання продуктивності праці відбувається за рахунок широкого використання ІТ. Про



це свідчить досвід США, скандинавських країн, Ірландії та Естонії. Саме дві останні країни, невеликі за населенням та ресурсами, економіка яких знаходилась поза межами інтересу світових ринків завдяки розвитку інформаційних технологій досягли значного зростання.

Значна увага також приділяється зміцненню довіри людей до ІТ, підтримці малого і середнього бізнесу, моніторингу рівня життя, тобто людському чиннику. Саме людина, людські цінності та відносини, через які має бути розвинута економіка, є головними об'єктами західних програм інформатизації. Відмінна риса більшості з них та шляхів їх реалізації полягає в тому, що всі інформаційні технології та напрямки їх використання – Інтернет, електронна комерція, електронний уряд, електронний бізнес та ін., розглядаються не як самостійні ізольовані сфери діяльності, а як інтегроване середовище, що представляє собою єдиний фундамент для переходу до інформаційного суспільства.

На відміну від західних країн, вітчизняні (мається на увазі СНД) програми інформатизації спрямовані, у першу чергу, на зміцнення державних інститутів, органів влади і механізмів взаємодії держави із суб'єктами, що господарюють, а також на сприяння розвитку засобів масової інформації.

Зараз в Україні на 100 жителів доводиться близько 10 комп'ютерів, чисельність Інтернет-аудиторії більше 5 млн. осіб. Порівнюючи з світовими даними, це близько 10% проти середніх 16% по всьому світі. Проте, переважна більшість Інтернет-користувачів перебуває в київському регіоні - близько 60%. Тобто, в цілому, українське суспільство ще не готове до становлення як інформаційне у сучасному розумінні, і головна проблема – зробити його готовим до цього.

Існуючий об'єктивний консерватизм українського суспільства у використанні інформаційних технологій - досить незначний гальмуючий фактор, в порівнянні з обмеженнями у наданні широкого доступу до відкритої інформації, поточними інтересами верхівки та її відповідною незначною зацікавленістю у створенні та існуванні інформаційного суспільства. Воно, окрім технологічної складової, потребує певної консолідації інтересів різних верств суспільства. Проте, країні не пропонується яка-небудь конструктивна стратегія, напрямок чи шлях розвитку, які необхідні для поєднання населення.

## Висновки

Створення інформаційного суспільства в тій чи іншій мірі може стати підґрунтям національної ідеї, це мало місце в багатьох «інформатизованих» країнах, але її реалізація знов-таки упреться в необхідність кардинальних змін в структурі відносин національної влади та суспільства, що на поточному етапі їх розвитку є досить складною проблемою. Виходячи з викладеного, українська національна програма інформатизації чи стратегія розвитку інформаційного суспільства повинна мати вигляд достатньо повного бізнес-плану з визначенням продукції, її споживачів, термінів реалізації, інвестиційних витрат, доходів та ін. Це й визначить основних її учасників, зробить її реальною та схожою на відповідні західні програми та стратегії. Зараз вона нагадує соціалістичне минуле...

## ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА РАСПОЗНАВАНИЯ ОТПЕЧАТКОВ ПАЛЬЦЕВ НА ОСНОВЕ КОМБИНИРОВАННОГО МЕТОДА

© Саакян Р.Р., Децкин И.С., Шпехт И.А., Баранников С.Н.

Российский государственный социальный университет, филиал в г. Анапа  
г. Анапа, Краснодарский край, Россия

Е-МАЙЛ: rsahakyan@yahoo.com, shpekht@mail.ru

**Abstract.** In article the intellectual system of recognition of prints of fingers is offered on the basis of the combined method. The hierarchical structure of the description of algorithm guarantees very high efficiency of the offered system.

### ВВЕДЕНИЕ

В современном мире необходимость обеспечения безопасности очевидна. Без эффективного обеспечения безопасности многие повседневные действия теряют смысл. Среди специфических применений дактилоскопических систем стоит отметить:

- защиту компьютерных систем, мобильных устройств, и других подобных систем от несанкционированного доступа или использования;
- защиту транспортных средств и другого ценного имущества от несанкционированного доступа или использования;
- предотвращение хищений и подлогов при финансовых операциях, включая оплату кредитными картами и оплату через Интернет;
- ограничение доступа посторонних лиц на производственные площади, склады и закрытые зоны;
- контроль пассажиропотока в общественном транспорте, особенно при воздушных перевозках;
- верификация владельцев водительских прав, медицинских полисов, идентификационных карт и других административных документов;
- добровольная дактилоскопическая регистрация населения;
- уголовная регистрация преступников;

Многолетний мировой опыт применения метода идентификации по отпечаткам пальцев и интенсивные разработки в области создания различных электронных датчиков, проводимые в последнее время, привели к тому, что в настоящее время этот метод рассматривается как достаточно надежный и относительно недорогой способ идентификации личности.

### 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

В статье предлагается интеллектуальная система распознавания отпечатков пальцев на основе комбинированного метода. Предложенная дактилоскопическая идентификация предполагает решение следующих задач:

- сканирование, оцифровка растрового изображения отпечатка пальца;

- первичная обработка изображения (подавление шумов, нормализация);
- анализ растрового изображения, определение опорного центра отпечатка;
- первичная классификация, определение типа и вида узора;
- тонкая классификация — обнаружение в модели частных признаков, кодирование частных признаков;
- идентификация отпечатка по частным признакам.

Для решения первой задачи в настоящее время существуют несколько различных технологий электронного снятия отпечатков пальцев.

Следует отметить, что предложенные устройства сканирования имеют существенный недостаток, вызванный ограниченной площадью соприкосновения ногтевой фаланги пальца с плоскостью, в связи с чем, подобные сканеры, имея преимущество в оперативности и компактности, уступают информативности классической «прокатке» красковым методом.

Для организации полноценного дактилоскопического учёта, и уголовной регистрации, необходимо полноценное отображение всех компонентов узора, что достижимо только при трехсторонней прокатке фаланги пальца. Одним из решений данной задачи является планшетное сканирование красковых дактилокарт.

Для первичной обработки изображения (вторая задача) необходимо сконструировать фильтр, который эффективно адаптировался бы к локальной статистике папиллярного узора. Это позволит надежно локализовать и безопасно удалить межпапиллярные включения. В то же время частные признаки, такие как глазки, шпоры, мостики, короткие фрагменты и т.д., соответствующие статистике, должны быть усилены и отделены от шума. Основная задача состоит в отделении узора от случайного шума и отсечении неинформативных областей с разрушенной структурой.

В статье более подробно рассматривается решение последующих задач с использованием комбинированного метода распознавания отпечатков пальцев.

## 2. КОМБИНИРОВАННЫЙ МЕТОД

**2.1. Первый этап. Анализ растрового изображения, определение опорного центра отпечатка.** На данном этапе определяется расположения центра отпечатка, так называемая регистрационная точка. Для этого производится анализ крутизны изгиба папиллярных линий и поиск точки с минимальным радиусом крутизны (рис. 1).

**2.2. Второй этап. Первичная классификация, определение типа и вида узора.** После определения опорного центра, относительно него производится разбиение поверхности отпечатка на сектора, в нашем случае 5 секторов (рис. 2). Далее проводится деление каждого сектора на концентрические полосы (в представленном примере — 5 полос).

Далее анализируя изображение в каждом отдельно взятом секторе (в представленном примере их 40) определяется следующие характеристики (рис. 3):

- средний угол направления папиллярного потока;
- информативность изображения в секторе.



Рис. 1. Определение опорного центра

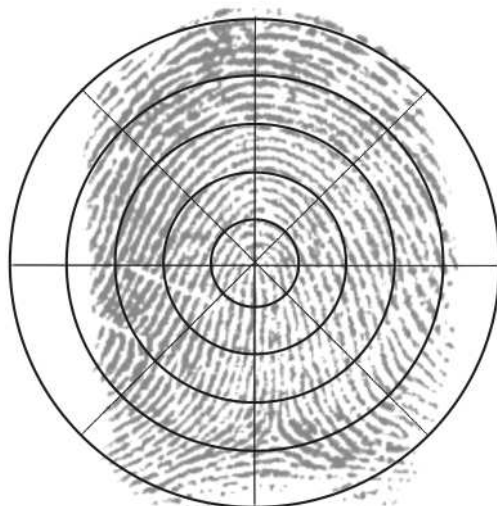


Рис. 2. Разбиение изображения на сектора

Расчёт угла производится относительно средней линии сектора, в диапазоне от -90 до +90 градусов.

Величина информативности складывается из следующих показателей:

- уровень серого;
- отсутствие зашумленности.

В результате для каждого отпечатка имеем 40 признаков с их значениями. Используя указанные признаки проводится первичная классификация отпечатков по классам, основываясь на характерных признаках, присущих тому или иному классу (дуговые, петлевые, завитковые, аномальные типы со своими видами).

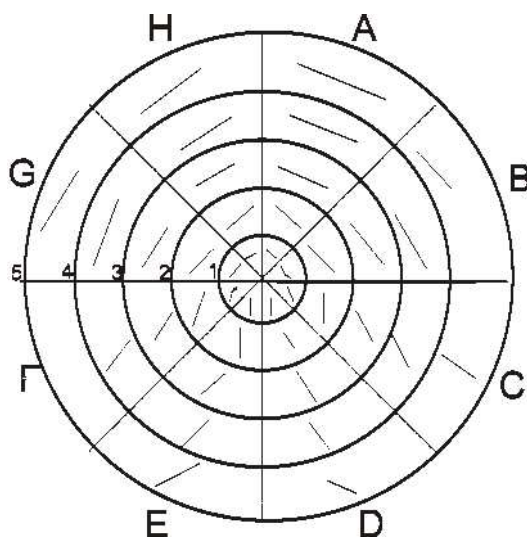


Рис. 3. Определение средних направлений

**2.3. Третий этап. Тонкая классификация — обнаружение в модели частных признаков, кодирование частных признаков.** На данном этапе, после изучения общих признаков для конкретного отпечатка, определяются характерные частные признаки (детали строения папиллярного узора), такие как крючок, мостик, островок и т.д. по их наличию, форме, размерам, расположению и взаиморасположению.

Совокупность полученных признаков на первичной и тонкой классификации и является итоговой идентификацией данного отпечатка.

На рис. 4 представлен алгоритм идентификации отпечатков пальцев, использующий комбинированный метод. Как видно из схемы, основными этапами являются: определение опорной точки, разбиение на сектора и выделение вектора признаков. На этом этапе с помощью первичного классификатора отпечаток пальца классифицируется в один из четырех классов.

Поскольку отнесение отпечатка к данному классу основывается на специфических признаках класса, то в каждом классе используется свой алгоритм сопоставления отпечатка пальца с набором отпечатков из данного класса.

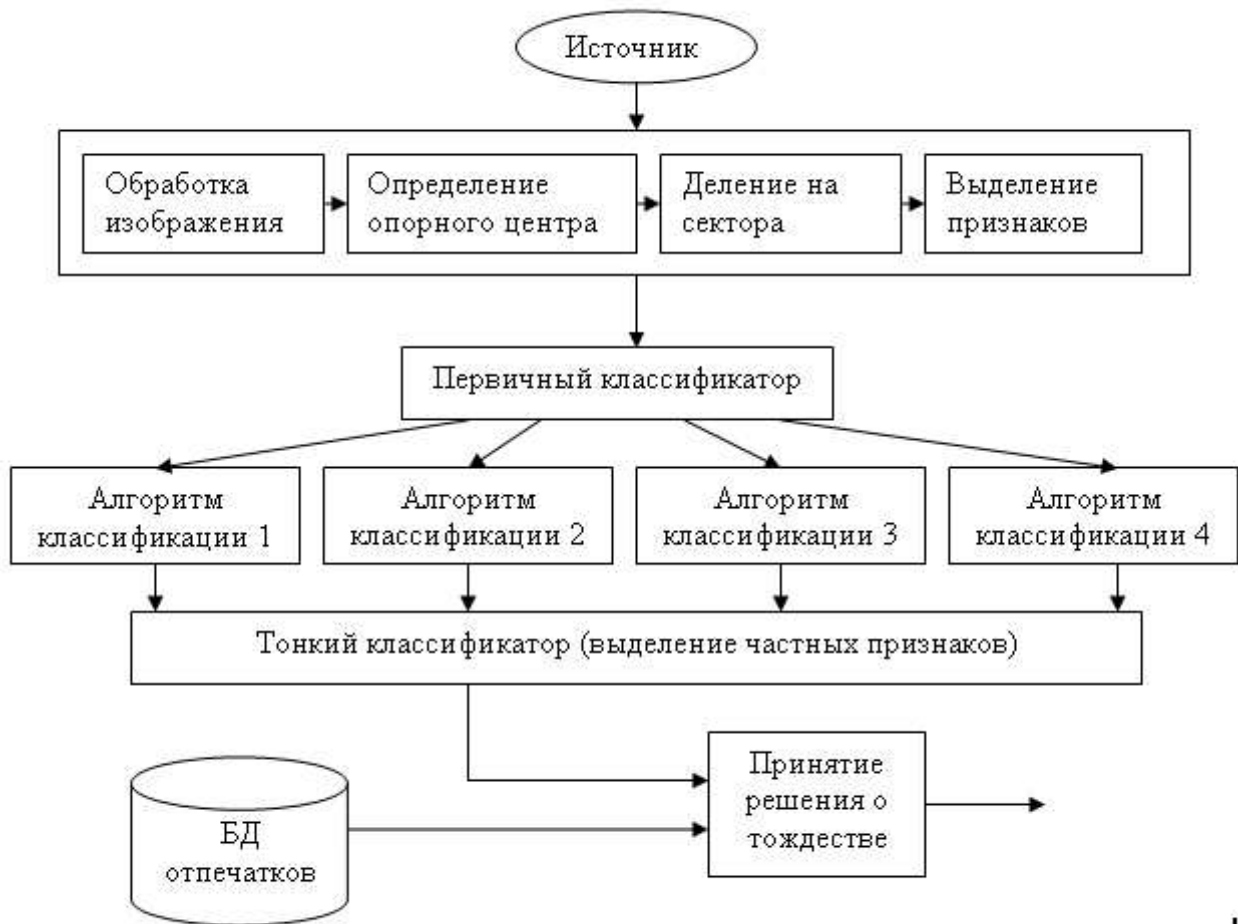


Рис. 4. Алгоритм идентификации отпечатка пальца

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Иерархическая структура описания гарантирует очень высокую эффективность предложенной системы. Проходя последовательно все этапы обработки, отпечаток «обрастает» информацией о структуре папиллярных линий, что позволяет в случае необходимости, осуществить обратный ход. Кроме того, значительная часть сравнений между отпечатками завершается на верхних уровнях иерархии и на конечный, потребляющий большую часть времени уровень, приходится лишь небольшая часть сравнений.

Идентификация отпечатков пальцев является очень сложной и востребованной задачей. Среди разнообразия существующих подходов нет одного универсального метода. Предлагаемый для реализации комбинированный метод включает в себя наиболее широкие особенности отпечатков пальцев.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. *Саакян Р.Р.* Неклассические информационные технологии в управлении машинными агрегатами и производственными технологиями // Благовещенск, 2004. 216с.
2. *Журавлев Ю.И.* Распознавание образов // Избранные научные труды. Москва: Магистр, 1998, 415с.
3. *Загоруйко Н.Г.* Прикладные методы анализа данных. Новосибирск: издательство института Математики, 1999г. – 270с.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

УДК 303.732.4

# АНАЛИЗ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ЖИЗНИ НАСЕЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ КЛАССИФИКАЦИИ МУНИЦИПАЛЬНЫХ ОБРАЗОВАНИЙ НА ПРИМЕРЕ КРАСНОДАРСКОГО КРАЯ

© Саакян Р.Р., Терентьев Л.А., Шпехт И.А.

Российский государственный социальный университет, филиал в г. Анапа  
г. Анапа, Краснодарский край, Россия

е-MAIL: rsahakyan@yahoo.com, shpekht@mail.ru

**Abstract.** In article the opportunity of application of methods of recognition of images for the analysis of communications between objective and subjective parameters of quality of life influencing on a socio economic situation in region is proved. The received results can be used at construction of decisive rules in tasks acceptance of the decision at the forecast of birth rate and death rate of the population.

As the tool of the decision of the put task use of a method of linear directions - agreeing functions is offered.

## ВВЕДЕНИЕ

Характерными особенностями населения являются динамичность и неоднородность его состава. Человеческое общество вследствие рождаемости, смертности и миграции непрерывно меняет свою численность и структурные пропорции.

Социально-экономические явления нередко характеризуются рядом результативных показателей, на которые действуют множество различных факторов. Одной из задач исследования таких явлений является построение математической модели описания зависимости основных результативных показателей исследуемого социально-экономического явления от большого числа факторов, определяющих уровень этих показателей.

## 1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Социально-экономические показатели являются важным инструментом социальной политики и во многом определяют качество жизни населения (КЖН).

Более полное изучение развитие любого региона, области возможно с помощью многомерного анализа. Так как в многомерном анализе объекты рассматриваются с учетом не одного-двух, а одновременно некоторого множества признаков, то это позволяет добиваться в исследованиях полноты теоретического описания наблюдаемых объектов и объективности выводов.

В статье предлагается интеллектуализированная система многомерной классификации районов и городов (муниципальных образований – МО) Краснодарского края по демографическим показателям с целью анализа и прогнозирования показателей качества жизни населения. Для классификации районов был применен один из методов многомерного анализа из теории распознавания образов.



## 2. АЛГОРИТМ РЕШЕНИЯ

Для дальнейшего рассмотрения задачи показатели качества жизни населения (показатели КЖН) разобьем на две группы – определяющие факторы  $X$  (входные переменные) и результативные показатели  $Y$  (выходные переменные). Для Краснодарского края были выбраны следующие показатели качества жизни исходя из существующей экспериментальной базы данных по социально-экономическим наблюдениям в крае.

Результативные показатели:

$y_1$  – рождаемость;

$y_2$  – смертность.

Определяющие факторы:

$x_1$  – коэффициенты брачности;

$x_2$  – коэффициенты разводимости;

$x_3$  – уровень безработицы;

$x_4$  – среднемесячная начисленная номинальная заработная плата;

$x_5$  – число врачей;

$x_6$  – число среднего медицинского персонала;

$x_7$  – заболеваемость детского населения по классам заболеваний;

$x_8$  – заболеваемость подросткового населения по классам заболеваний;

$x_9$  – заболеваемость взрослого населения по классам заболеваний.

Таким образом имеем многомерное пространство входных и выходных переменных. В рамках рассматриваемой задачи прогнозирование показателей КЖН заключается в формировании ряда рекомендации по изменению определяющих факторов с целью улучшения результативных показателей для данного МО.

Так как целевыми функциями являются результативные показатели, на первом этапе на основе алгоритма таксономии – последовательного исключения пустых множеств [1], проводится классификация объектов (МО) по выходным переменным  $Y$ . Далее полученные классы анализируются с точки зрения обобщения закономерностей поведения объектов (МО) принадлежащих одному и тому же классу.

На втором этапе в пространстве выходных признаков определяется эталонный класс (эталонная гиперсфера) по интервалам значений результативных признаков, к которым должны стремиться все представленные объекты – МО.

В результате классификации муниципальных образований Краснодарского края по демографическим (результативным) показателям было получено три проблемных класса (общих по проблеме качества жизни) и один район выделился как «аномальный».

Полученные результаты классификации районов и городов Краснодарского края и эталонные значения демографических показателей должны быть использованы при разработке проектов и программ социально-экономического развития региона. Это означает разработку системы мер по изменению определяющих факторов для каждого проблемного класса с целью повышения качества жизни, т.е. системы мер влияния на входные переменные, которые приведут выходные переменные в эталонный класс для каждого МО.

Представленная задача в работе решается с помощью метода линейных направлений — согласующих функций (метод ЛН-СФ) [1]. Метод ЛН-СФ дает возможность одновременно анализировать взаимосвязь нескольких выходных показателей с большим числом определяющих факторов. В частности, в данной работе подобная ситуация имеет место при решении задач моделирования взаимосвязей определяющих факторов с результативными показателями на основе экспериментальных данных малого объема.

Рассматриваемая задача сводится к составлению аналитических представлений закономерностей (АПЗ), связывающих какой-либо результативный показатель (или их сочетание) со значениями определяющих факторов (формирование функции многих переменных).

Основная цель применения метода ЛН-СФ в экономическом анализе состоит, прежде всего, в поиске максимальных связей между группами исходных переменных: показателями-факторами и результативными показателями. Метод ЛН-СФ дает возможность сократить объем исходных данных за счет не учета малозначимых факторов.

Исходя из вышесказанного, на третьем этапе строится многомерное пространство зависимости первой из выходных переменных от множества входных переменных. Далее, для объектов из полученных на первом этапе классов (по выходным переменным) с помощью метода ЛН-СФ, как конструктивной методики аналитического представления закономерностей связи «результативные признаки – определяющие факторы», строятся гиперповерхности зависимостей выходной переменной от всех входных переменных для каждого класса. На данном этапе для результативного признака определяется также эталонный диапазон, исходя из эталонной гиперсферы, полученной на втором этапе.

На четвертом этапе для решения задачи улучшения данного результативного показателя для каждого МО, используется метод ЛН-СФ для обратной задачи: строятся прогнозные гиперповерхности, с продолжением области определения данного класса в сторону эталонного диапазона. Направление и значения изменения входных переменных в совокупности представляют собой систему рекомендаций для данного класса МО по улучшению данного результативного признака. Далее повторяются этапы 3 и 4 для всех выходных переменных.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

Представленный алгоритм улучшения качества жизни населения отличается тем, что использует современные методы классификации для превенционной классификации МО в многомерном пространстве признаков, и только тогда в отдельных классах рассматривается составление аппроксимационных зависимостей для каждого выходного признака в отдельности для составления рекомендаций для каждого МО в отдельности.

Такие модели (составленные аналитические представления закономерностей – АПЗ), содержащие наиболее существенные объективные и субъективные признаки, влияющие на рождаемость и смертность населения Краснодарского края, позволяют

по измеренным показателям осуществлять например, прогноз рождаемости и смертности населения с учетом коэффициента брачности и проводить коррекционные мероприятия, соответствующие возрастной стадии населения.

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что применение методов распознавания образов позволило подойти к решению проблемы качества жизни населения регионов. Полученные рекомендации для различных показателей могут использоваться в дальнейшем при построении решающих правил в задачах принятия решений.

Дальнейшее развитие предложенного алгоритма предполагает рассмотрение задачи классификации и построения дальнейших зависимостей результативных признаков от определяющих факторов в динамике. Под динамикой здесь подразумевается решение представленной задачи для одних и тех же объектов в разные срезы времени (например 1995г., 2000г., 2005г.), что, в свою очередь, даст дополнительные инструменты более точного прогноза КЖН и оптимального принятия решения в управлении входных переменных.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Саакян Р.Р. Неклассические информационные технологии в управлении машинными агрегатами и производственными технологиями // Благовещенск, 2004. 216с.
2. Журавлев Ю.И. Распознавание образов // Избранные научные труды. Москва: Магистр, 1998, 415с.
3. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных. Новосибирск: издательство института Математики, 1999г. – 270с.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

## ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ПРИ ОБУЧЕНИИ РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ С УПОРЯДОЧЕННЫМИ ПРИЗНАКАМИ

© Середин О.С.<sup>1</sup>, Моттль В.В.<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Тульский государственный университет,  
Россия 300600, г.Тула, пр.Ленина, 92

<sup>2</sup> Вычислительный центр РАН,  
Россия 117967, г.Москва, ГСП-1, ул.Вавилова, 40

E-MAIL: oseredin@yandex.ru, vmottl@yandex.ru

**Abstract.** The task of interrelated features selection is considered. A lot of approaches assume that feature vector is unordered set of numerical coefficients. However in some tasks features are serial measurement along some axes, for example, counts of some kind of signal. The technique of feature selection using a priori information about one-dimensional order is suggested.

### ВВЕДЕНИЕ

Проблема решения задачи обучения распознаванию образов в случае большого числа признаков (по сравнению с количеством объектов в обучающей выборке, так называемая ситуация «проклятия размерности»), как правило, сводится к паре стандартных подходов – сокращение размерности за счет отбора наиболее информативных признаков или наложение на решающее правило априорных ограничений (регуляризация решающего правила распознавания). В статье предложен подход, комбинирующий две эти методики. Рассматривается отбор информативных признаков с учетом их упорядоченности в задаче обучения распознаванию образов. Большинство подходов к отбору информативных признаков рассматривает вектор признаков объектов, как неупорядоченную совокупность числовых коэффициентов, более того, многие методы при своей постановке явно принимают гипотезу о том, что отдельные компоненты вектора признаков являются независимыми. Однако в некоторых задачах признаки – есть суть последовательных измерений вдоль оси некоторого аргумента, например, упорядоченные отсчеты какого-либо сигнала, компоненты спектра и т.п.

В ряде предыдущих статей авторов были предложены как способы регуляризации решающих правил распознавания, так и способы отбора признаков. Так в ранних работах [2, 3] был предложен способ регуляризации решающего правила распознавания, учитывающий априорную информацию о взаимосвязи признаков. Одновременно проводились исследования по способам комбинирования модальностей в задачах интеллектуального анализа данных, которые фактически предложили эффективный инструмент отбора информативных признаков [4, 5, 6]. В этой работе предлагается осуществлять отбор признаков с учетом априорной информации об одномерной упорядоченности признаков вдоль оси. Следует отметить, что в качестве теоретической базы предлагаемых алгоритмов выбран метод потенциальных функций, и вытекающий из него метод опорных векторов [1], как получивший в последнее время распространение и популярность.

Статья построена следующим образом – в первом разделе обосновано использование в качестве базы модельных модификаций популярного метода опорных векторов, в следующих двух разделах отдельно рассматриваются алгоритмы отбора признаков и регуляризации решающего правила распознавания, четвертый посвящен описанию нового правила отбора признаков в случае их упорядоченности в задаче обучения распознаванию образов. В заключении обсуждаются перспективы развития предложенной методики.

### 1. МЕТОД ОПОРНЫХ ВЕКТОРОВ – ОСНОВА МОДИФИКАЦИЙ

Пусть имеется обучающая выборка  $\{\mathbf{x}_j, g_j\}, j = 1, \dots, N$ , где  $\mathbf{x} = (x_i, i = 1, \dots, n) = \mathbf{x}(\omega) \in R^n$  – исходный действительнзначный вектор признаков объекта распознавания  $\omega$ ,  $g = \{\pm 1\}$  – индекс классификации каждого объекта. Направляющий вектор оптимальной разделяющей гиперплоскости  $\mathbf{a} = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  и её смещение  $b$  определяются как решение хорошо известного критерия:

$$\begin{cases} \mathbf{a}^T \mathbf{a} + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(\mathbf{a}, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ g_j(\mathbf{a}^T \mathbf{x}_j + b) \geq 1 - \delta_j, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (1.1)$$

Обычно задачу (1) решают в двойственной форме:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \left( g_j g_k \sum_{i=1}^n x_{ij} x_{ik} \right) \lambda_j \lambda_k \rightarrow \max(\lambda_1, \dots, \lambda_N), \\ \sum_{l=1}^n \lambda_j g_j = 0, \quad 0 \leq \lambda_j \leq C/2, \quad j = 1, \dots, N, \end{cases} \quad (1.2)$$

как задачу квадратичного программирования относительно неотрицательных множителей Лагранжа  $\lambda_j, j = 1, \dots, N$ . Связь коэффициентов направляющего вектора разделяющей гиперплоскости с множителями Лагранжа двойственной задачи:

$$a_i = \sum_{j=1}^N g_j \lambda_j x_{ij}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (1.3)$$

Простота алгоритмической и численной реализации этого метода, явное указание на так называемые опорные элементы обучающей выборки (только они, по сути, и формируют разделяющую гиперплоскость), хорошие экспериментальные результаты сделали эту постановку задачи обучения распознавания образов наиболее популярной в последнее время. Именно поэтому такой критерий ляжет в основу построения метода отбора признаков в случае их упорядоченности в задаче обучения распознаванию образов.

Следует отметить, что постановка (1), является наиболее простым, так сказать, академичным из целого множества критериев, объединенных названием support vector machines. В таком варианте решение опирается на скалярные произведения

векторов признаков объектов распознавания и решающее правило является линейным в исходном пространстве. Существуют постановки с другим видом потенциальных функций (kernels), другими способами штрафов для случаев линейной неразделимости подвыборок двух классов. В литературе обсуждаются аспекты связи метода опорных векторов с методом потенциальных функций [1], методами беспризнакового распознавания [3]. Мы в наших предложениях для ясности рассуждений будем опираться на простую, ставшую уже канонической постановку (1).

## 2. РЕГУЛЯРИЗАЦИЯ В ОБУЧЕНИИ РАСПОЗНАВАНИЯ СИГНАЛОВ С УЧЕТОМ КРИТЕРИЯ ГЛАДКОСТИ РЕШАЮЩЕГО ПРАВИЛА

Для того, чтобы в процессе обучения предпочтение отдавалось решающим правилам с плавным изменением коэффициентов линейной части, в [2] предлагалось внести в критерий (1) дополнительную аддитивную составляющую  $J'(\mathbf{a}) = \sum_{i=2}^n (a_i - a_{i-1})^2$ . Нетрудно убедиться, что такая квадратичная функция может быть записана в виде  $J'(\mathbf{a}) = \mathbf{a}^T \mathbf{B} \mathbf{a}$ , где матрица  $\mathbf{B}$  ( $n \times n$ ) имеет вид:

$$\mathbf{B}(n \times n) = \begin{pmatrix} 1 & -1 & 0 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ -1 & 2 & -1 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & \cdots & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 2 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

Тогда целевая функция поиска параметров оптимальной разделяющей гиперплоскости, в отличие от (1), будет включать в себя еще одно слагаемое:

$$\mathbf{a}^T (\mathbf{I} + \gamma \mathbf{B}) \mathbf{a} + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(\mathbf{a}, b, \delta_1, \dots, \delta_N) \quad (2.1)$$

при тех же ограничениях. Здесь и далее коэффициент  $\gamma \geq 0$  определяет степень, с которой штраф на негладкость последовательности коэффициентов участвует в процессе обучения. Очевидно, что матрица положительно определена.

Критерий в двойственной форме также практически не претерпит изменений, немного подкорректируется подсчет матрицы квадратичной формы:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^N \lambda_j - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N (g_j g_k \mathbf{x}_j^T (\mathbf{I} + \gamma \mathbf{B})^{-1} \mathbf{x}_k) \lambda_j \lambda_k \rightarrow \max(\lambda_1, \dots, \lambda_N), \\ \sum_{j=1}^N \lambda_j g_j = 0, \quad 0 \leq \lambda_j \leq C/2, \quad j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (2.2)$$

Направляющий вектор оптимальной разделяющей гиперплоскости будет выражаться следующей формулой:

$$\mathbf{a} = (\mathbf{I} + \gamma \mathbf{B})^{-1} \sum_{j=1}^N \lambda_j g_j \mathbf{x}_j. \quad (2.3)$$

### 3. ОТБОР ПРИЗНАКОВ, ОСНОВАННЫЙ НА КОМБИНИРОВАНИИ ПОТЕНЦИАЛЬНЫХ ФУНКЦИЙ

В работах [5, 6] был предложен способ комбинирования потенциальных функций в задачах беспризнакового обучения распознаванию образов и восстановления числовой регрессии. Было показано, что этот механизм может быть перенесен на случай, когда объекты представлены своими векторами признаков, и достаточно эффективно применен как процедура неитерационного отбора информативных признаков.

В этом случае в «классический» критерий В.Н.Вапника (1) вводятся неотрицательные веса  $r_1 \geq 0, \dots, r_n \geq 0$  при каждой компоненте направляющего вектора искомой разделяющей гиперплоскости:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n [(1/r_i)a_i^2 + \log r_i] + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(\mathbf{a}, b, r_1, \dots, r_n, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ g_j \left( \sum_{i=1}^n a_i x_i(\omega_j) + b \right) \geq 1 - \delta_j, \quad \delta_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, N, \\ r_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (3.1)$$

Двойственная задача квадратичного программирования:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^N \lambda_i - \frac{1}{2} \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N \left( g_j g_k \sum_{i=1}^n r_i x_{ij} x_{ik} \right) \lambda_j \lambda_k \rightarrow \max(\lambda_1, \dots, \lambda_N), \\ \sum_{l=1}^N \lambda_l g_l = 0, \quad 0 \leq \lambda_j \leq C/2, \quad j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (3.2)$$

Для поиска параметров гиперплоскости и весовых коэффициентов используется метод Гаусса-Зайделя: фиксируется одна группа переменных  $r_i \geq 0, i = 1, \dots, n$ , проводится оптимизация по другой  $\lambda_j, j = 1, \dots, N$  и т.д. Т.о. итерационный процесс обучения заключается в последовательном решении задачи квадратичного программирования (8) и пересчете весовых коэффициентов:

$$r_i^{next} = r_i^2 \sum_{j=1}^N \sum_{k=1}^N g_j g_k x_{ij} x_{ik} \lambda_j \lambda_k = a_i^2. \quad (3.3)$$

Направляющий вектор разделяющей гиперплоскости определяется в этом случае как:

$$a_i = r_i \sum_{j=1}^N g_j \lambda_j x_{ij}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.4)$$

Такая процедура в ходе экспериментальных исследований продемонстрировала тенденцию к быстрой сходимости и отбору малого, даже порой слишком малого числа

признаков с существенно отличными от нулевых значений весами  $r_i$ ,  $i = 1, \dots, n$ . В работе [6] был предложен несколько другой критерий, отличный от (7):

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \frac{1}{r_i} \left( a_i^2 + \frac{1}{\mu} \right) + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(r_1, \dots, r_n, a_1, \dots, a_n, b, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ \prod_{i=1}^n r_i = 1, \quad g_j \left( \sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + b \right) \geq 1 - \delta_j, \quad \delta_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (3.5)$$

В такой постановке присутствует параметр пользователя  $\mu > 0$ , позволяющий управлять степенью отбора признаков, названный степенью селективности. Двойственный критерий такой задачи в точности совпадает с (8), а вот пересчете весовых коэффициентов необходимо осуществлять по более сложной формуле:

$$r_i^{next} = \frac{a_i^2 + (1/\mu)}{\prod_{q=1}^n \sqrt[n]{(a_q^2 + (1/\mu))}}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.6)$$

#### 4. ОТБОР ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ПРИ ОБУЧЕНИИ РАСПОЗНАВАНИЮ ОБРАЗОВ С УПОРЯДОЧЕННЫМИ ПРИЗНАКАМИ

В этом разделе представлен критерий построения решающего правила, объединяющий отбор информативных признаков и наложение ограничений на разницу весовых коэффициентов. Возьмем за основу критерий (11), внесем дополнительный квадратичный штраф на разницу соседних весовых коэффициентов  $r_i \geq 0$ ,  $i = 1, \dots, n$ , отнесенную к их произведению. Постановка задачи обучения с отбором признаков в случае их упорядоченности на оси:

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^n \frac{1}{r_i} \left( a_i^2 + \frac{1}{\mu} \right) + \gamma \sum_{i=2}^n \frac{(r_i - r_{i-1})^2}{r_i r_{i-1}} + C \sum_{j=1}^N \delta_j \rightarrow \min(a_1, \dots, a_n, b, r_1, \dots, r_n, \delta_1, \dots, \delta_N), \\ \prod_{i=1}^n r_i = 1, \quad g_j \left( \sum_{i=1}^n a_i x_{ji} + b \right) \geq 1 - \delta_j, \quad \delta_j \geq 0, \quad j = 1, \dots, N. \end{cases} \quad (4.1)$$

Предлагается решать задачу минимизации критерия (13) методом Гаусса-Зайделя, разделив переменные на две группы: первая  $\mathbf{a} \in R^n, b \in R, \delta_j \geq 0, j = 1, \dots, N$ , и вторая –  $r_i \geq 0, i = 1, \dots, n$ , и осуществлять пошаговую минимизацию критерия по одной группе параметров, при фиксированной второй.

При фиксированных коэффициентах  $r_i \geq 0, i = 1, \dots, n$ , задача фактически сводится к классической постановке задачи обучения распознаванию образов методом опорных векторов. Двойственный критерий такой задачи в точности совпадает с (8). Для поиска весовых коэффициентов на каждом шаге метода покоординатного спуска необходимо решить систему нелинейных уравнений относительно параметров  $r_i \geq 0, i = 1, \dots, n$  и фиктивного параметра  $\eta$ :



$$\begin{cases} -\frac{(a_1)^2+(1/\mu)}{r_1} + \gamma \left( \frac{r_1}{r_2} - \frac{r_2}{r_1} \right) + \eta = 0, & i = 1, \\ -\frac{(a_i)^2+(1/\mu)}{r_i} + \gamma \left( -\frac{r_{i-1}+r_{i+1}}{r_i} + \frac{r_i}{r_{i-1}} + \frac{r_i}{r_{i+1}} \right) + \eta = 0, & i = 2, \dots, n-1, \\ -\frac{(a_n)^2+(1/\mu)}{r_n} + \gamma \left( -\frac{r_{n-1}}{r_n} + \frac{r_n}{r_{n-1}} \right) + \eta = 0, & i = n, \\ \prod_{i=1}^n r_i - 1 = 0. \end{cases} \quad (4.2)$$

Каждое уравнение в этой системе включает всего 3-4 неизвестных, решение возможно осуществить методом простых итераций. Коэффициенты направляющего вектора разделяющей гиперплоскости вычисляются по правилу (10).

Следует отметить, что в таком подходе априорная информация об упорядоченности признаков налагает ограничения на весовые коэффициенты, отвечающие за информативность признаков, а не на сами коэффициенты направляющего вектора разделяющей гиперплоскости в отличие, например как в процедуре, описанной в [7].

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Статья демонстрирует способ совмещения в одном критерии отбора информативных признаков и наложения априорных, разумных с точки зрения решаемой задачи, ограничений на такой отбор. Сделан обобщающий обзор ранних публикаций авторов, из которых фактически и следует предложенная в статье идея. Выписан критерий и предложена схема его численной оптимизации. Необходимо всесторонне рассмотреть поведение предложенного алгоритма селективного отбора признаков в экспериментах как на модельных, так и на реальных задачах. Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № № 06-07-89249, 06-01-00412, 08-01-00695, 08-01-99003.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Vapnik, V.* Statistical Learning Theory. New York: Wiley, 1998.
2. *O.S. Seredin, S.D. Dvoenko, O.V. Krasotkina, and V.V. Mottl* Machine Learning for Signal Recognition by the Criterion of Decision Rule Smoothness. Pattern Recognition and Image Analysis, Vol. 11, No. 1, 2001, pp. 87-90.
3. *Mottl V.V., Seredin O.S., Dvoenko S.D., Kulikowski C.A, Muchnik I.B.* Featureless pattern recognition in an imaginary Hilbert space. In: Proceedings of 16th International Conference Pattern Recognition, ICPR-2002, Quebec City, Canada, August, 2002, vol.II, pp.88-91.
4. *Mottl V.V., Seredin O.S., Krasotkina O.V., and Muchnik I.B.* Fusing of potential functions in reconstructing dependences from empirical data In: Doklady Mathematics, Vol. 71, No. 2, 2005, pp. 315-319. From Doklady Akademii Nauk, Vol. 401, No. 5, 2005, pp. 607-612.
5. *Mottl V.V., Seredin O.S., Krasotkina O.V., and Muchnik I.B.* Principles of multi-kernel data mining. In: P. Perner and A. Imiya (Eds.), Machine Learning and Data Mining in Pattern Recognition, Springer Verlag, LNAI 3587, 2005, pp. 52-61.
6. *Mottl V., Tatarchuk A., Sulimova V., Krasotkina O., and Seredin O.* Combining Pattern Recognition Modalities at the Sensor Level Via Kernel Fusion, In: Proceedings of 7th International Workshop Multiple Classifiers Systems, Prague, Czech Republic, 2007, pp. 1-12.
7. *O. Seredin, V. Mottl* Regularization in image recognition: the principle of decision rule smoothing, Pattern Recognition and Information Processing: Proceedings of the Ninth International Conference - Minsk, 2007. Vol.II., pp. 151-155.

Статья поступила в редакцию 04.05.2008

УДК 658.519.011.56

## ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ НА ОСНОВЕ СЕТИ WEB-СЕРВИСОВ<sup>9</sup>

© Смирнов А.В., Левашова Т.В., Шилов Н.Г., Кашевник А.М.

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ИНСТИТУТ ИНФОРМАТИКИ И АВТОМАТИЗАЦИИ РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК  
СПИИРАН, 14 линия, 39, С-ПЕТЕРБУРГ, 199178, Россия

E-MAIL: {smir, oleg, nick, alexey}@iias.spb.su

**Abstract.** A framework of building a decision support system intended for functioning in a decentralised environment and supporting decentralised decision making based on the state of the current situation has developed. For situation modelling context model is used. An approach to producing a context that makes knowledge and information relevant to the current situation sharable by the resources; supplies the system to information provided by these resources; and serves as a functional tool in guiding the system users has been proposed.

### ВВЕДЕНИЕ

Среди требований, предъявляемых к современным системам поддержки принятия решений (СППР), наиболее важными являются персонифицированная поддержка пользователя системы, способность системы оперативно обрабатывать динамические потоки информации, возможность осуществлять контекстно-зависимую поддержку принятия решений, способность функционировать в распределенной среде, поддержка децентрализованного принятия решений.

Часто СППР, направленные на удовлетворение перечисленных требований, функционируют в динамических, быстро изменяющихся и не всегда предсказуемых ситуациях. Контекст такой ситуации характеризуется сильно распределенными, изменяющимися во времени потоками данных, поступающими из различных источников. Распределенные источники информации и данных формируют децентрализованную среду. Использование централизованной модели принятия решений в таких ситуациях не всегда целесообразно. В централизованной модели возможные разрушения в локальной инфраструктуре, непредвиденные сбои в связи и тому подобные неполадки приводят к потере времени или даже могут вызвать остановку в работе СППР.

В данной работе предлагается концепция построения и функционирования СППР, которая удовлетворяла бы требованиям, предъявляемым к современным СППР. Концепция предполагает децентрализованные процессы передачи информации между ресурсами системы и децентрализованное принятие решений на основании состояния текущей ситуации. Ресурсы объединяют в себе социальные (люди), организационные, информационные и вычислительные ресурсы.

---

<sup>9</sup>Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 08-07-00264), Президиума РАН (проект № 14.2.35) и ОНИТ РАН (проект № 1.9).

Предлагается двухуровневое моделирование текущей ситуации. На первом, абстрактном уровне, создается онтологическая модель текущей ситуации, формализованная множеством ограничений. На втором, прикладном уровне, данная модель получает количественную интерпретацию. Прикладной уровень моделирования реализуется самоорганизующейся сетью Web-сервисов. Функциями Web-сервисов являются сбор и обработка распределенной информации, выполнение вычислений и (или) обеспечение СППР сервисами, предоставляемыми вычислительными ресурсами. Принятие решений осуществляется в рамках модели, полученной на прикладном уровне.

В работе описываются общие принципы, используемые при построении разработанной СППР, контекстно-управляемая методология функционирования СППР в распределенной среде, приводится пример использования системы для задачи оперативного управления ресурсами.

## 1. КОНЦЕПЦИЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ДЕЦЕНТРАЛИЗОВАННОЙ СРЕДЕ

Одним из средств искусственного интеллекта, которое позволяет представить модель ситуации в виде, удобном для ее понимания и оценки пользователем, является модель контекста. Контекстом называется любая информация, которая может быть использована, чтобы охарактеризовать ситуацию, в которой находится некоторый объект [1]. Применительно к СППР в роли объекта может выступать пользователь, место или объект реального мира, которые считаются релевантными для взаимодействия между данным пользователем и СППР. При этом пользователь и СППР также являются объектами, создающими ситуацию.

Разработанная концепция заключается в построении основанного на онтологии проблемной области контекста, который является моделью текущей ситуации. Данный контекст предоставляет пользователю СППР информацию, характеризующую текущую ситуацию, и содержит в себе модели задач, которые требуется решить в данной ситуации. В соответствии с концепцией задачи, моделируемые в контексте, решаются как задачи удовлетворения ограничений.

**1.1. Исходные положения.** Знания проблемной области моделируются при помощи прикладной онтологии. Эта онтология специфицирует две составляющие: (1) концептуальные знания; (2) знания о задачах, существующих в данной области, и методах их решения. В качестве средства спецификации знаний используется формализм объектно-ориентированных сетей ограничений (ООСО) [2]. Задача, описанная средствами данного формализма, может быть решена как задача удовлетворения ограничений [3].

Для спецификации объектов реального мира в прикладной онтологии указывается множество атрибутов этих объектов, области допустимых значений атрибутов и отношения, существующие между специфицируемыми объектами. Сами объекты, характеризующиеся множеством значений атрибутов, в прикладную онтологию не

входят. Вместо этого онтология содержит ссылки на источники, от которых поступают значения, присваиваемые атрибутам.

Значения атрибутов могут поступать от источников информации или вычисляться как функции от других значений атрибутов. В первом случае источник, на который установлена ссылка, является информационным ресурсом, во втором – вычислительным. Для каждого атрибута может быть определено множество ссылок на различные источники, т.е. значение одного и того же атрибута может браться из нескольких источников, расположенных в децентрализованной среде.

Составляющая прикладной онтологии, посвященная спецификации задач и методов их решения, организована в виде иерархии задач. Иерархия задач строится на основании анализа, какие выходные параметры одних задач являются входными параметрами для других. В этой составляющей атрибуты соответствуют входным и выходным параметрам задачи (метода). Методом считается конкретный способ решения задачи. Методы рассматриваются как вычислительные ресурсы, т.е. они представляют собой самостоятельные модули, на которые в прикладной онтологии установлены ссылки, показывающие значения каких атрибутов являются входными или выходными параметрами метода.

**1.2. Методология функционирования СППР.** В функционировании СППР выделяются три основных стадии: (1) создание модели текущей ситуации, (2) решение моделируемых задач, (3) поддержка децентрализованного принятия решений.

Моделирование текущей ситуации осуществляется на абстрактном и прикладном уровнях. Ситуация на этих уровнях представляется соответственно *абстрактным* и *прикладным* контекстами. *Абстрактный контекст* является онтологической моделью текущей ситуации, построенной на основании интеграции знаний проблемной области, релевантных для данной ситуации. *Прикладной контекст* является конкретизацией абстрактного контекста для реальных условий.

Абстрактный контекст строится на основании запроса лица, принимающего решения, (ЛПР) к СППР. При получении запроса СППР, используя внутренние механизмы, извлекает из прикладной онтологии знания, релевантные данному запросу, и интегрирует их в абстрактный контекст. Полученный абстрактный контекст является одновременно онтологической моделью текущей ситуации и ООСО. Так как прикладная онтология не содержит объектов, значения переменных такой ООСО не определены. Учитывая наличие в прикладной онтологии двух составляющих, абстрактный контекст так же включает в себя концептуальные знания и модели задач, которые требуют решения в текущей ситуации. Извлекаемые из прикладной онтологии знания извлекаются вместе со ссылками на источники.

Содержащиеся в абстрактном контексте задачи могут быть поделены на два типа: (1) задачи, не требующие участия ЛПР и не связанные с выбором (подтверждением) промежуточных решений; (2) задачи, решением которых является множество альтернативных решений, из которых ЛПР должен выбрать единственное решение.

Примерами задач первого типа являются задачи, связанные с получением информации от источников, с интеграцией получаемой информации и т.п. Значения, полученные в ходе решения задач первого типа, являются входными параметрами

задач второго типа. Параметры задач становятся полностью определенными в прикладном контексте, который представляет собой ООСО со значениями переменных. Прикладной контекст является основой для решения задач второго типа, которые интерпретируются как задачи удовлетворения ограничений. Результатом их решения является множество допустимых (альтернативных) решений.

Поддержка децентрализованного принятия решений осуществляется в рамках текущей ситуации в виде согласования решений между ЛПР и пользователями системы. Методология предполагает централизованный контроль ЛПР над решением, принимаемым для текущей ситуации в целом. Децентрализованное принятие решений осуществляется на локальных уровнях пользователями системы, которые рассматриваются как ЛПР локального уровня.

ЛПР выбирает из сгенерированного системой множества решение, которое ему кажется наиболее приемлемым в данной ситуации. В свою очередь, пользователи могут отклонить решение, рекомендованное ЛПР. В таком случае, система обновляет множество альтернативных решений, исключая отклоненное решение, или генерирует новое множество решений. Этот процесс повторяется до тех пор, пока все пользователи не согласятся с решением, рекомендованным ЛПР. Когда все пользователи системы согласны с рекомендованным решением, то это решение считается принятым.

**1.3. Сервисно-ориентированная реализация.** СППР реализована в виде набора Web-сервисов. Для взаимодействия с информационными и вычислительными ресурсами также используется интерфейс Web-сервисов. Web-сервисы, отвечающие за предоставление СППР значений, получаемых от источников информации, называются информационными Web-сервисами. Web-сервисы, вызывающие или реализующие методы решения задач и передающие в СППР результаты решения, – вычислительными.

Абстрактный контекст является основой для самоорганизации информационных и вычислительных Web-сервисов в сеть. Цель, которая должна быть достигнута в процессе самоорганизации, – создание сети Web-сервисов, которая предоставляет значения параметрам задач, моделируемых в абстрактном контексте, и решает данные задачи. Результат создания сети – получение прикладного контекста.

Так как каждый атрибут, включенный в абстрактный контекст, может ссылаться на несколько источников, задачей Web-сервисов является включение в сеть таких Web-сервисов, которые наиболее полно удовлетворяют текущим потребностям ЛПР. Эти потребности могут определяться различными критериями, предъявляемыми, например, к значениям данных (точность), к стоимости сети и т.п.

Самоорганизация Web-сервисов возможна, если они умеют вести переговоры о предоставляемых ими сервисах и о том, что им для этого требуется (о своих возможностях и потребностях). Переговоры между Web-сервисами возможны, если Web-сервисы являются «активными» объектами. В стандартной сервисной архитектуре сервисы являются «пассивными» объектами. В данной концепции для моделирования Web-сервисов используется агентно-ориентированная модель [4, 5].

## 2. УПРАВЛЕНИЕ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫМИ СИТУАЦИЯМИ

В соответствии с этой моделью для каждого Web-сервиса существует агент, который ведет переговоры с другими агентами, запускает функции Web-сервиса на выполнение и передает результаты выполнения функций другим агентам или СППР. Агенты ведут переговоры о возможностях и потребностях Web-сервисов в терминах словаря прикладной онтологии. Под потребностями Web-сервисов понимается набор значений, требуемый для выполнения Web-сервисами своих функций. Возможности Web-сервисов описываются наборами возвращаемых функциями значений. В прикладной онтологии указанные наборы представлены при помощи атрибутов, связанных с входными (выходными) параметрами Web-сервисов.

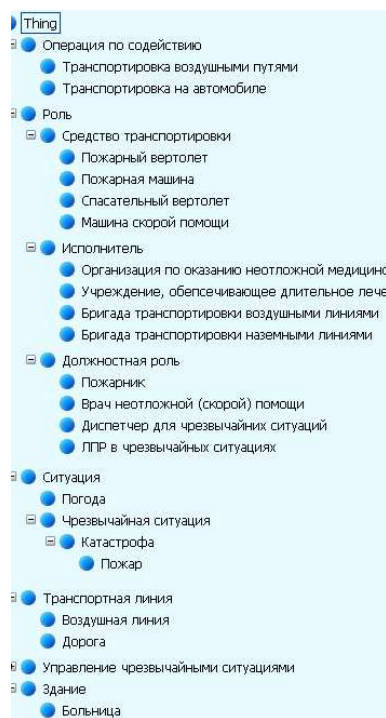


Рис. 1. Абстрактный контекст: таксономия

В качестве проблемной области, позволяющей продемонстрировать применение описанной выше концепции, выбрана область управления чрезвычайными ситуациями (ЧС).

В рамках данной работы показан процесс поддержки принятия решений в ходе ликвидации последствий катастрофы или аварии, вызвавшей пожар. В качестве запроса ЛПР к системе использовано слово *пожар*.

Абстрактный контекст, построенный СППР в соответствии с данным запросом, показан на рис. 1. Этот рисунок демонстрирует таксономию концептуальных знаний, которые были включены в абстрактный контекст. Вторая составляющая абстрактного контекста, включающая в себя иерархию задач, скрыта в классе «Управление чрезвычайными ситуациями».



Рис. 2. Абстрактный контекст: иерархия задач

В иерархии задач, представленной на рис. 2, задача определения количества пожарных и медицинских бригад вычисляет количество таких бригад, требующихся для тушения пожара и оказания помощи пострадавшим. Входными параметрами этой задачи являются тип пожара (например, пожар в здании, в лесу и т.п.), уровень сложности и предположительное число потерпевших. Задача, определяющая готовность бригад, возвращает значение, показывающее, могут ли данная медицинская или пожарная бригады быть привлечены к участию в операции по тушению пожара и оказания помощи пострадавшим. Задача, определяющая местоположения бригад, возвращает координаты нахождения пожарной или медицинской бригады в данный момент времени. Задача, определяющая местоположение и готовность больниц, возвращает список больниц, расположенных в данном регионе, с их адресами, наличием свободных мест и значениями, показывающими, может ли данная больница быть использована для помещения туда пострадавших. Задача, связанная с определением возможности использованного транспортного пути, определяет возможность использования воздушных и наземных путей в зависимости от конкретных погодных условий.

Задачи, связанные с определением местоположения бригад, больниц, транспортных линий и т.п., возвращают требуемое значение как точку на карте в формате географических координат, используя геоинформационную систему (ГИС).

Перечисленные выше задачи решаются до того, как текущая ситуация представляется ЛПР. Решение задач, связанных с выбором конкретных медицинских и пожарных бригад из множества бригад, готовых принять участие в операции, выбором больниц для помещения пострадавших и выбором транспортных путей для перемещения бригад, инициализируется ЛПР. Эти задачи решаются как задача удовлетворения ограничений. Результатом решения задачи являются варианты выбора медицинских, пожарных бригад и больниц с планами перевозок для каждого варианта.

Сеть Web-сервисов, организованная для решения задач (рис. 2), показана на рис. 3. На рис. 3 направление стрелок показывает последовательность вызова Web-сервисов. Одинаковые имена Web-сервисов под разными именами задач означают, что эти задачи реализованы разными функциями в рамках одного и того же Web-сервиса.

Вошедшие в сеть Web-сервисов информационные Web-сервисы взаимодействуют со следующими источниками информации: *пользователь* (диспетчер) для ввода данных о месте возникновения пожара и количестве пострадавших; *сенсоры* и *Web-страницы* для получения информации о текущих погодных условиях; *геоинформационная система* для получения местоположения пожара, бригад, дорог в формате географических координат; *база данных* для получения информации о больницах, их специализации и адресах; *база данных* для получения информации о затопляемости дорог в регионе; *административные системы больниц* для получения информации о количестве свободных мест и готовности принять больных.

На рис. 4 приведен вариант прикладного контекста, представляющий один из вариантов решения задач выбора медицинских, пожарных бригад, больниц и транспортных путей. Пунктирными линиями на рисунке показаны маршруты, по которым должно осуществляться движение медицинских и пожарных бригад.

В соответствии с методологией решение, которое ЛПР выбрал из предложенных ему системой вариантов, передается для согласования предполагаемым участникам операции, т.е. руководителям медицинских и пожарных бригад, которые система выбрала в этом качестве.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе предложена концепция построения и функционирования СППР в децентрализованной среде. Поддержка принятия решений осуществляется в рамках текущей ситуации. Для описания текущей ситуации используется модель контекста. В предложенной концепции контекст позволяет сделать доступными и понятными ресурсам системы информацию и знания, релевантные текущей ситуации, обеспечивает СППР информацией, предоставляемой этими ресурсами, и является функциональным средством поддержки пользователей системы.



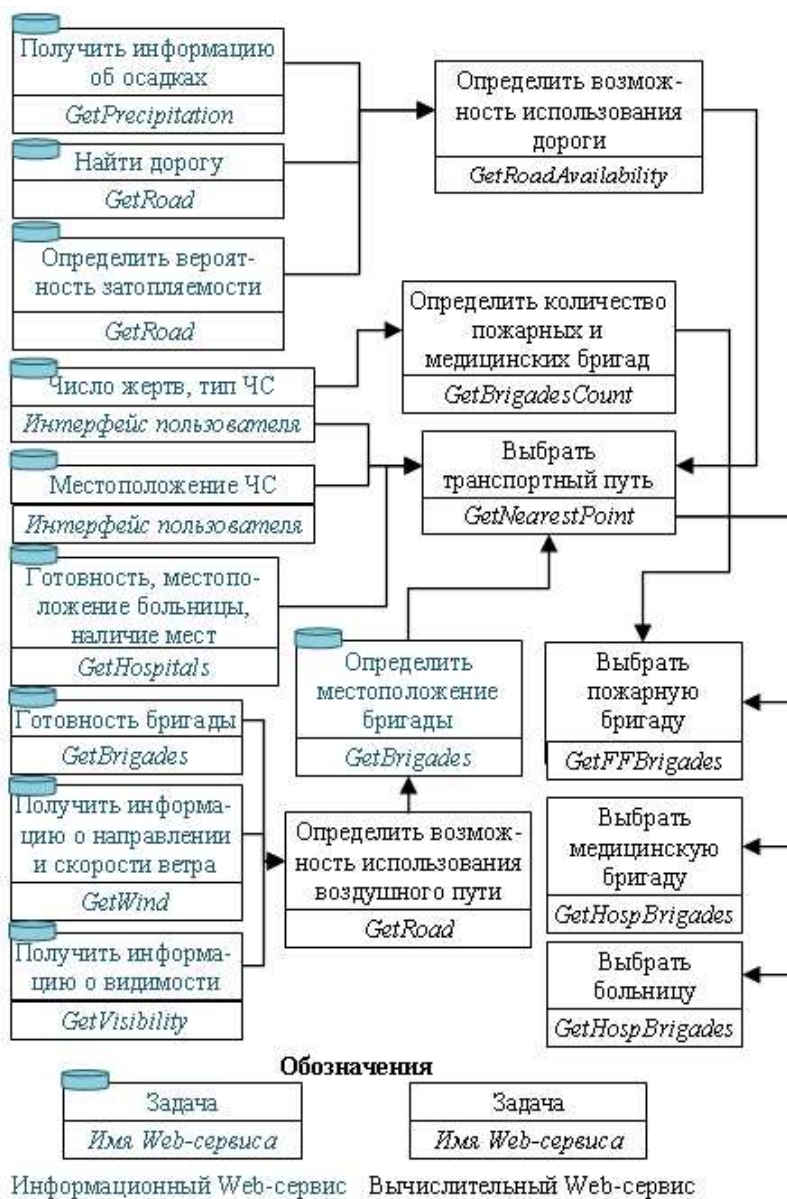


Рис. 3. Сеть Web-сервисов

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Dey A.K., Salber D., Abowd G.D. A Conceptual Framework and a Toolkit for Supporting the Rapid Prototyping of Context-Aware Applications // Context-Aware Computing. – A Special Triple Issue of Human-Computer Interaction, Lawrence-Erlbaum, 2001, vol. 16, № 2–4, p. 97-166.
2. Смирнов А.В., Пашкин М.П., Шилов Н.Г., Левашова Т.В. Управление онтологиями // Известия РАН. Теория и системы управления, 2003, № 5, с. 89-101.

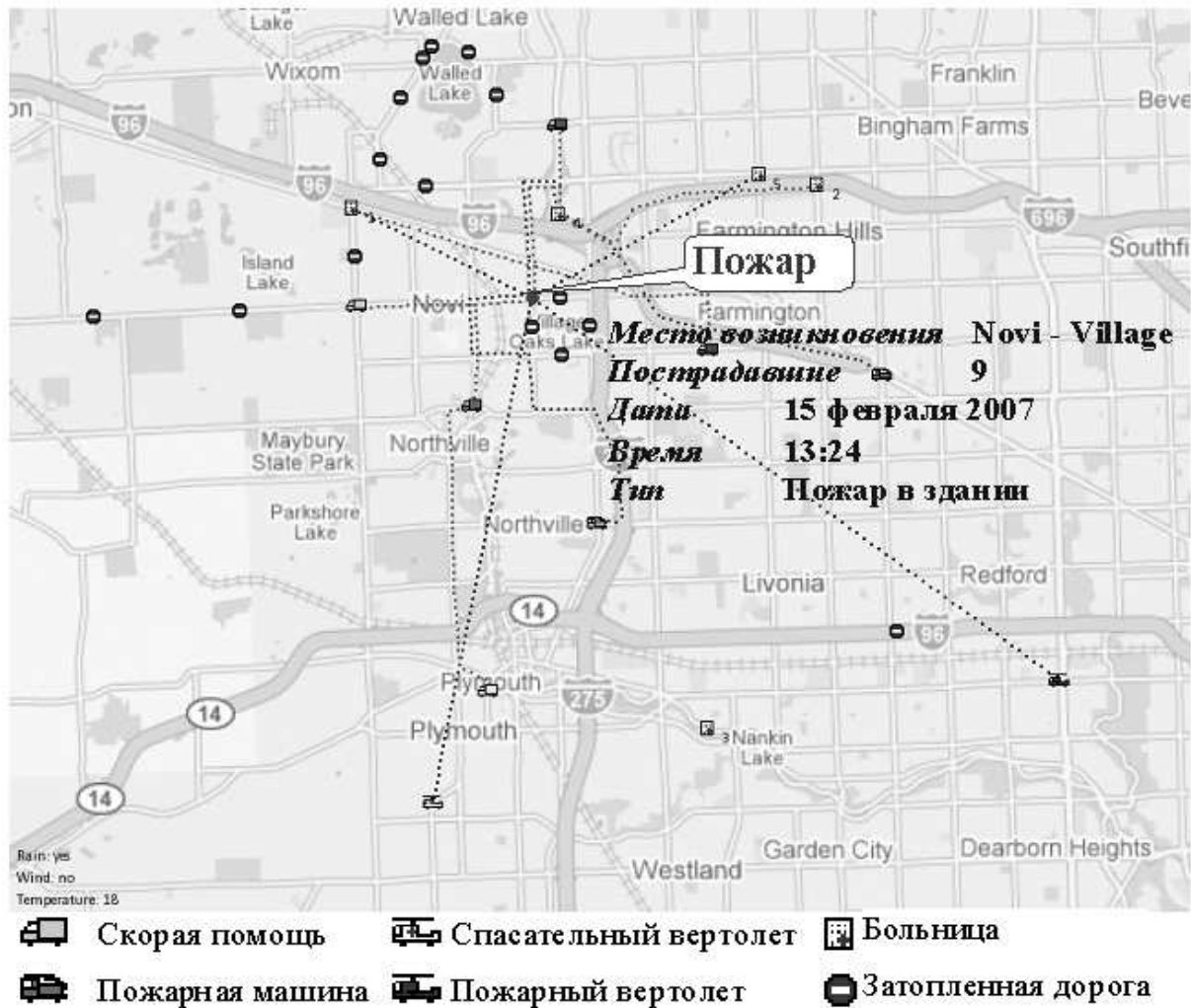


Рис. 4. Сеть Web-сервисов

3. Осипов Г.С. Искусственный интеллект: состояние исследований и взгляд в будущее [Электронный ресурс] // Новости искусственного интеллекта, 2001, т. 43, № 1, <http://www.raai.org/about/persons/osipov/pages/ai/ai.html>.
4. Zhang T., Luo J., Kong W. An agent-based Web service searching model // Proceedings of the ninth International Conference on Computer Supported Cooperative Work in Design, Coventry, UK, vol. 1, 2005, p. 390-395.
5. Quitadamo R., Mola F. Towards an Agent Model for Future Autonomic Communications [Electronic resource] // Proceedings of the 7th Workshop, From Objects to Agents (WOA-2006), Catania, Italy, CEUR Workshop Proceedings, vol. 204, 2006, <http://sunsite.informatik.rwth-aachen.de/Publications/CEUR-WS/Vol-204/>.

Статья поступила в редакцию 27.04.2008

АНАЛИЗ СЦЕНАРИЕВ В МЕТОДЕ  
ОБОБЩЕННЫХ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ОЦЕНОК <sup>10</sup>

© Стернин М.Ю., Шепелев Г.И.

Институт Системного Анализа РАН  
117312, Россия, Москва, проспект 60-летия Октября, 9E-MAIL: *mister@isa.ru, gis@isa.ru*

**Abstract.** The method of the generalized interval estimations (GIE) developed by authors earlier is offered for using in scenario analysis of the theory of decision-making. GIE procedures to study problems with dependent parameters in the framework of the scenario approach are developed in addition to previous mathematical tools. An example of similar problems is the task of forecasting volumes of commercial developed reserves of ill-studied objects in dependence on prices for hydrocarbons. Analytical formulas for different forms of the generalized uniform distributions that may use in scenario analysis are developed. Numerical methods allow calculate distributions of final indicators if they are not generalized uniform ones.

## ВВЕДЕНИЕ

Ранее нами предложен [1, 2, 3, 4] метод выявления, формализации и обработки экспертных знаний о числовых параметрах, задаваемых, из-за неопределенности, интервально, – метод обобщенных интервальных оценок (ОИО). Потребность в подобном методе проявилась для нас при решении прикладных задач прогнозирования перспективности слабо разведанных месторождений углеводородов. Дело в том, что в ряде случаев, как показано в работе [5], эксперту затруднительно выразить свои знания об анализируемом параметре посредством единственной интервальной оценки: интервал излишнего размаха снижает ценность знаний эксперта, а зауженный интервал довольно часто ведет к ошибкам предсказания («промахам»). Метод ОИО позволяет эксперту не ограничиваться моноинтервальной оценкой параметра, а дает ему возможность выразить свои знания совокупностью интервалов, характеризующей неполноту экспертных знаний о длине и положении интервала-оценки. Первоначально метод предназначался для представления экспертных знаний об исходных параметрах моделей различной природы и расчета результирующих показателей. Для наглядного отображения совокупности интервалов-оценок параметра  $V$  ее представляют в виде криволинейной трапеции на плоскости  $(V, \alpha)$ . В первоначальной интерпретации метода ось ординат  $\alpha \in [0, 1]$  служила осью меток упорядоченных левых границ интервалов совокупности. Наибольшему («базовому») основанию трапеции соответствует  $\alpha = 0$ , а наименьшему («мини» интервалу) отвечает  $\alpha = 1$ . Полученная конструкция названа нами полиинтервальной оценкой (ПИО) параметра. Задание экспертом распределений  $f_1(\alpha)$  на  $\alpha$  («шансов» реализации интервалов) и  $f_2(V/\alpha)$  на  $V$  превращают ПИО в обобщенную интервальную оценку.

<sup>10</sup>Работа поддержана программами фундаментальных исследований президиума РАН «Фундаментальные проблемы информатики и информационных технологий» и ОНИТ РАН «Фундаментальные основы информационных технологий и систем», Российским фондом фундаментальных исследований (проекты 06-07-89352, 07-01-00515, 07-07-13546, 08-01-00247).

Метод ОИО может быть использован в двух направлениях. Во-первых, для каждого исходного параметра модели можно получить усредненное распределение вероятности  $f(V)$  на базовом интервале совокупности и тем самым свести задачу расчета результирующих показателей моделей к известному моноинтервальному случаю. Во-вторых, для исходных параметров и результирующих показателей моделей методом ОИО могут быть получены оценки в виде «вероятностных границ» и «обобщенных вероятностных трубок», использующие всю совокупность полученных от эксперта знаний, а не только их усредненное выражение. Графически эти трубки отображают в координатах  $(V, P(V < V_0))$ . В вероятностных трубках отражена информация о вариабельности вероятностных распределений на всех интервалах ОИО, отражающей неопределенность экспертных знаний. Обобщенные трубки максимального размаха с достоверностью содержат в себе все возможные, с точностью до знаний эксперта, значения оцениваемых показателей моделей и соответствующих вероятностей. Трубки суженного, по сравнению с максимальным, размаха содержат эту информацию с известной вычислимой степенью уверенности.

В теории и практике принятия решений распространен сценарный подход к анализу сложных слабо структурированных проблем. Методы сценарного анализа обеспечивают информационно-аналитическую поддержку процессов принятия решений в условиях неопределенности. Достоинствам сценарного подхода сопутствует недостаток, обусловленный необходимостью трудоемкой подготовки подлежащих последующему анализу сценариев. Поэтому в настоящее время в сценарном анализе используют конечное число сценариев, что существенно ограничивает множество фактически исследуемых возможностей. Заслуживает внимания разработка экспресс-методов формирования множества альтернатив-сценариев. Достаточно перспективным представляется подход, состоящий в задании множества сценариев указанием его границ. Это может быть сделано в русле подхода ОИО. Обсуждаемая возможность подобна ситуации с подходом дискретной оптимизации, в рамках которой осуществляется выбор «наилучшей» из числа заранее сформированных и предъявленных для анализа альтернатив, и линейно-программным подходом.

Ранее [3, 4] было отмечено, что в методе ОИО интервалы их совокупности в ПИО допускают интерпретацию, при которой они трактуются как возможные сценарии реализации исходного параметра или результирующего показателя, а распределение на оси ординат ПИО задает «веса» сценариев. Тогда получаемое из ОИО усредненное распределение на базовом интервале представляет собой вероятностную смесь бесконечного числа связанных случайных величин, каждая из которых соответствует возможному сценарию развития ситуации с известной вероятностью его реализации. Однако для систематического использования метода ОИО в сценарном анализе он должен быть приспособлен для решения задач с зависимыми параметрами: один из параметров отражает состояние «внешней среды», а второй, зависящий от первого, является исходным параметром или результирующим показателем модели. Например, нас может интересовать зависимость объемов коммерческих извлекаемых запасов нефти от цены на нее (внешний параметр). При этом каждой точечной оценке

цены на оси ординат ПИО соответствует интервальная оценка запасов на оси абсцисс, и, в соответствии с содержанием задачи, ПИО, строящаяся, вообще говоря, на системе не вложенных, а смещенных интервалов, имеет ту или иную форму. Результатом решения будет осредненная по прогнозируемому диапазону цен вероятностная кривая, показывающая шансы наличия в месторождении коммерческих запасов различных объемов. Аналогичным образом может быть решена обратная задача, задача об определении распределения гарантированных результатов для цен, осредненного по прогнозируемым объемам углеводородов, выставленных на продажу. Конечно, этими задачами далеко не исчерпывается перечень задач с зависимыми переменными, моделирование которых возможно в подходе ОИО. Отметим, что в отличие от первоначальной схемы, где ось ординат ПИО служила осью «меток» интервалов и не имела самостоятельного «физического» смысла, в сценарном подходе обе оси ПИО несут смысловую нагрузку. Расширение методов ОИО на задачи сценарного анализа теории принятия решений требует развития математического аппарата, в дополнение к разработанному ранее. Это является целью настоящей статьи.

**1. ПОЛИИНТЕРВАЛЬНЫЕ ОЦЕНКИ В ЗАДАЧАХ С ЗАВИСИМЫМИ ПЕРЕМЕННЫМИ**

Таблица 1. Конфигурации ПИО для  $D \neq 0, U \neq 0$  (трапецидальная форма),  $D = 0$  или  $U = 0$  (треугольная форма)

Формы ПИО	ПИО трапецидальной формы	ПИО треугольной формы
1	$V_{ld} < V_{lu} < V_{rd} < V_{ru}$	$V_{ld} < V_{rd} < V_u$
2	$V_{ld} < V_{rd} < V_{lu} < V_{ru}$	$V_{ld} < V_u < V_{rd}$
3	$V_{ld} < V_{lu} < V_{ru} < V_{rd}$	$V_u < V_{ld} < V_{rd}$
4	$V_{lu} < V_{ld} < V_{rd} < V_{ru}$	$V_{lu} < V_{ru} < V_d$
5	$V_{lu} < V_{ld} < V_{ru} < V_{rd}$	$V_{lu} < V_d < V_{ru}$
6	$V_{lu} < V_{ru} < V_{ld} < V_{rd}$	$V_d < V_{lu} < V_{ru}$

В задачах с зависимыми переменными  $V$ , как и раньше, значения анализируемого параметра или показателя, а  $\alpha$  – значения внешнего фактора, влияющего на возникновение возможных значений  $V$ ,  $\alpha \in [\alpha_m, \alpha_M]$ , где  $\alpha_{m(M)}$  – минимальное (максимальное) значение  $\alpha$  соответственно. ПИО задается четверкой  $V_{ld}$  (левая нижняя граница ПИО),  $V_{rd}$  (правая нижняя граница ПИО),  $V_{lu}$  (левая верхняя граница ПИО),  $V_{ru}$  (правая верхняя граница ПИО), отношения между ними определяют форму ПИО,  $D = V_{rd} - V_{ld}$ ,  $U = V_{ru} - V_{lu}$ . Все возможные формы ПИО для случая  $D \neq 0, U \neq 0$  (ПИО трапецидальной формы), а также  $D = 0, V_{ld} = V_{rd} = V_d$ , или  $U = 0, V_{lu} = V_{ru} = V_u$  (ПИО треугольной формы) представлены в таблице 1.

Обратим внимание на тот факт, что если в первоначальной схеме ПИО чаще всего представляли собой систему вложенных интервалов, то в задачах с зависимыми параметрами это не так.

**2. ОБОБЩЕННЫЕ ИНТЕРВАЛЬНЫЕ ОЦЕНКИ  
В ЗАДАЧАХ С ЗАВИСИМЫМИ ПЕРЕМЕННЫМИ**

Таблица 2. Обобщенные равномерные распределения вероятностей для трапецидальной ПИО

Подобласти ПИО	Плотность для $D \neq U$	Плотность для $D = U$	Распределение: $D \neq U$	Распределение: $D = U$
1.1. $V_{ld} \leq V < V_{lu}$	$f(V) = I_1$	$f(V) = L_1$	$P(V < V_S) = F_1$	$P(V < V_S) = G_1$
1.2. $V_{lu} \leq V \leq V_{rd}$	$f(V) = I_2$	$f(V) = L_2$	$P(V < V_S) = F_2$	$P(V < V_S) = G_2$
1.3. $V_{rd} < V \leq V_{ru}$	$f(V) = I_3$	$f(V) = L_3$	$P(V < V_S) = F_3$	$P(V < V_S) = G_3$
2.1. $V_{ld} \leq V < V_{rd}$	$f(V) = I_1$	$f(V) = L_1$	$P(V < V_S) = F_1$	$P(V < V_S) = G_1$
2.2. $V_{rd} \leq V \leq V_{lu}$	$f(V) = I_4$	$f(V) = L_4$	$P(V < V_S) = F_4$	$P(V < V_S) = G_4$
2.3. $V_{lu} < V \leq V_{ru}$	$f(V) = I_3$	$f(V) = L_3$	$P(V < V_S) = F_3$	$P(V < V_S) = G_3$
3.1. $V_{ld} \leq V < V_{lu}$	$f(V) = I_1$	$f(V) = L_1$	$P(V < V_S) = F_1$	$P(V < V_S) = 0$
3.2. $V_{lu} \leq V \leq V_{ru}$	$f(V) = I_2$	$f(V) = L_2$	$P(V < V_S) = F_2$	$P(V < V_S) = G_5$
3.3. $V_{ru} < V \leq V_{rd}$	$f(V) = I_5$	$f(V) = L_5$	$P(V < V_S) = F_5$	$P(V < V_S) = 0$
4.1. $V_{lu} \leq V < V_{ld}$	$f(V) = I_6$	$f(V) = L_6$	$P(V < V_S) = F_6$	$P(V < V_S) = 0$
4.2. $V_{ld} \leq V \leq V_{rd}$	$f(V) = I_2$	$f(V) = L_2$	$P(V < V_S) = F_2$	$P(V < V_S) = G_5$
4.3. $V_{rd} < V \leq V_{ru}$	$f(V) = I_3$	$f(V) = L_3$	$P(V < V_S) = F_3$	$P(V < V_S) = 0$
5.1. $V_{lu} \leq V < V_{ld}$	$f(V) = I_6$	$f(V) = L_6$	$P(V < V_S) = F_6$	$P(V < V_S) = G_6$
5.2. $V_{ld} \leq V \leq V_{ru}$	$f(V) = I_2$	$f(V) = L_2$	$P(V < V_S) = F_2$	$P(V < V_S) = G_2$
5.3. $V_{ru} < V \leq V_{rd}$	$f(V) = I_5$	$f(V) = L_5$	$P(V < V_S) = F_5$	$P(V < V_S) = G_7$
6.1. $V_{lu} \leq V < V_{ru}$	$f(V) = I_6$	$f(V) = L_6$	$P(V < V_S) = F_6$	$P(V < V_S) = G_6$
6.2. $V_{ru} \leq V \leq V_{ld}$	$f(V) = -I_4$	$f(V) = -L_4$	$P(V < V_S) = F_7$	$P(V < V_S) = G_8$
6.3. $V_{ld} < V \leq V_{rd}$	$f(V) = I_5$	$f(V) = L_5$	$P(V < V_S) = F_5$	$P(V < V_S) = G_7$

Для каждого интервала-сценария ПИО плотность совместной функции распределения  $f(\alpha, V)$  имеет вид  $f(\alpha, V) = f_1(\alpha)f_2(V/\alpha)$ . Ранее для ПИО простейшей формы (вложенные интервалы, прямолинейные боковые границы) для ряда практически важных комбинаций исходных распределений на осях ПИО, таких как «равномерное – треугольное», «треугольное – равномерное», «треугольное – треугольное» и «равномерное – равномерное» [6] нами получены аналитические формулы для усредненных результирующих функций распределения, заданных на базовом интервале ОИО. Эти распределения представляют собой математические объекты, обобщающие традиционные вероятностные распределения. Они имеют как самостоятельное значение, так и находят применение в приложениях. Так в [7] обобщенное равномерное распределение вероятностей использовано нами при агрегировании нескольких независимых прогнозов динамики мировых уровней нефтедобычи. В задачах с зависимыми параметрами многообразии возможных форм ПИО приводит к появлению

целого семейства обобщенных равномерных распределений. Соответствующие соотношения представлены в таблицах 2, 3.

В таблице 2 (см. выше):

$$\begin{aligned}
 I_1 &= \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{D(V_{lu}-V) + U(V-V_{ld})}{D(V_{lu}-V_{ld})}, I_2 = \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{U}{D}, \\
 I_3 &= \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{U(V_{ru}-V_{rd})}{U(V-V_{rd}) + D(V_{ru}-V)}, \\
 I_4 &= \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{[D(V_{lu}-V) + U(V-V_{ld})](V_{ru}-V_{rd})}{[D(V_{ru}-V) + U(V-V_{rd})](V_{lu}-V_{ld})}, \\
 I_5 &= \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{D(V_{ru}-V) + U(V-V_{rd})}{D(V_{ru}-V_{rd})}, I_6 = \frac{1}{U-D} \operatorname{Ln} \frac{U(V_{lu}-V_{ld})}{D(V_{lu}-V) + U(V-V_{ld})}. \\
 L_1 &= \frac{V-V_{ld}}{D(V_{lu}-V_{ld})}, L_2 = \frac{1}{D}, L_3 = \frac{V_{ru}-V}{D(V_{ru}-V_{rd})}, \\
 L_4 &= \frac{1}{V_{lu}-V_{ld}}, L_5 = \frac{V-V_{rd}}{D(V_{ru}-V_{rd})}, L_6 = \frac{V_{lu}-V}{D(V_{lu}-V_{ld})}. \\
 F_1 &= \frac{1}{D-U} \left[ V_S - V_{ld} + \frac{D(V_{lu}-V_S) + U(V_S-V_{ld})}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{D(V_{lu}-V_S) + U(V_S-V_{ld})}{D(V_{lu}-V_{ld})} \right], \\
 F_2 &= \frac{1}{D-U} \left[ V_{lu} - V_{ld} + \frac{D(V_{lu}-V_S) + U(V_S-V_{ld})}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{U}{D} \right], \\
 F_3 &= \frac{1}{D-U} \left[ D + V_{lu} - V_S + \frac{D(V_S-V_{ru}) + U(V_{rd}-V_S)}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{D(V_S-V_{ru}) + U(V_{rd}-V_S)}{D(V_{rd}-V_{ru})} \right], \\
 F_4 &= \frac{1}{D-U} \left[ D + \frac{D(V_{ru}-V_S) + U(V_S-V_{rd})}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{V_{ru}-V_{rd}}{V_{lu}-V_{ld}} \right], \\
 F_5 &= \frac{1}{D-U} \left[ V_S - V_{ld} - U + \frac{D(V_{ru}-V_S) + U(V_S-V_{rd})}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{D(V_{ru}-V_S) + U(V_S-V_{rd})}{D(V_{ru}-V_{rd})} \right], \\
 F_6 &= \frac{1}{D-U} \left[ V_{lu} - V_S + \frac{D(V_S-V_{lu}) + U(V_{ld}-V_S)}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{D(V_S-V_{lu}) + U(V_{ld}-V_S)}{U(V_{ld}-V_{lu})} \right], \\
 F_7 &= \frac{1}{D-U} \left[ -U + \frac{D(V_S-V_{ru}) + U(V_{rd}-V_S)}{D-U} \operatorname{Ln} \frac{V_{rd}-V_{ru}}{V_{ld}-V_{lu}} \right], \\
 G_1 &= (V_S - V_{ld})^2 / [2D(V_{lu} - V_{ld})], G_2 = (2V_S - V_{ld} - V_{lu}) / (2D), G_5 = (V_S - V_{ld}) / D, \\
 G_3 &= 1 - (V_{ru} - V_S)^2 / [2D(V_{ru} - V_{rd})], G_4 = (2V_S - V_{rd} - V_{ld}) / [2(V_{lu} - V_{ld})],
 \end{aligned}$$

$$G_6 = (V_S - V_{lu})^2 / [2D(V_{ld} - V_{lu})], G_7 = 1 - (V_S - V_{rd})^2 / [2D(V_{rd} - V_{ru})],$$

$$G_8 = (2V_S - V_{ru} - V_{lu}) / [2(V_{ld} - V_{lu})]$$

Таблица 3. Обобщенные равномерные распределения вероятностей для треугольной ПИО

Подобласти ПИО	Плотности	Функции распределения
1.1: $V_{ld} \leq V < V_{rd}$	$f(V) = K_1$	$P(V < V_S) = H_1$
1.2: $V_{rd} \leq V \leq V_u$	$f(V) = K_2$	$P(V < V_S) = H_2$
2.1: $V_{ld} \leq V < V_u$	$f(V) = K_1$	$P(V < V_S) = H_1$
2.2: $V_u < V \leq V_{rd}$	$f(V) = K_3$	$P(V < V_S) = H_3$
3.1: $V_u \leq V < V_{ld}$	$f(V) = K_2$	$P(V < V_S) = H_4$
3.2: $V_{ld} \leq V \leq V_{rd}$	$f(V) = K_3$	$P(V < V_S) = H_3$
4.1: $V_{lu} \leq V < V_{ru}$	$f(V) = K_4$	$P(V < V_S) = H_5$
4.2: $V_{ru} \leq V \leq V_d$	$f(V) = K_5$	$P(V < V_S) = H_6$
5.1: $V_{lu} \leq V < V_d$	$f(V) = K_4$	$P(V < V_S) = H_5$
5.2: $V_d < V \leq V_{ru}$	$f(V) = K_6$	$P(V < V_S) = H_7$
6.1: $V_d \leq V < V_{lu}$	$f(V) = K_5$	$P(V < V_S) = H_8$
6.2: $V_{lu} \leq V \leq V_{ru}$	$f(V) = K_6$	$P(V < V_S) = H_5$

Здесь

$$K_1 = \frac{1}{D} \operatorname{Ln} \frac{V_u - V_{ld}}{V_u - V}, K_2 = \frac{1}{D} \operatorname{Ln} \frac{V_u - V_{rd}}{V_u - V_{ld}}, K_3 = \frac{1}{D} \operatorname{Ln} \frac{V_u - V_{rd}}{V_u - V}, K_4 = \frac{1}{U} \operatorname{Ln} \frac{V_{lu} - V_d}{V - V_d},$$

$$K_5 = \frac{1}{U} \operatorname{Ln} \frac{V_{lu} - V_d}{V_{ru} - V_d}, K_6 = \frac{1}{U} \operatorname{Ln} \frac{V_{ru} - V_d}{V - V_d}, K_7 = \frac{1}{U} \operatorname{Ln} \frac{V_{lu} - V_d}{V_{ru} - V_d},$$

$$H_1 = \frac{1}{D} [V - V_{ld} + (V - V_u) \operatorname{Ln} \frac{V_u - V_{ld}}{V_u - V}], H_2 = 1 - \frac{V_u - V}{D} \operatorname{Ln} \frac{V_u - V_{ld}}{V_u - V_{rd}},$$

$$H_3 = \frac{1}{D} [V - V_{ld} + (V_u - V) \operatorname{Ln} \frac{V - V_u}{V_{rd} - V_u}], H_4 = \frac{V - V_u}{D} \operatorname{Ln} \frac{V_{rd} - V_u}{V_{ld} - V_u},$$

$$H_5 = \frac{1}{U} [V - V_{lu} + (V_d - V) \operatorname{Ln} \frac{V_d - V}{V_d - V_{lu}}], H_6 = \frac{1}{U} [U + (V_d - V) \operatorname{Ln} \frac{V_d - V_{ru}}{V_d - V_{lu}}],$$

$$H_7 = \frac{1}{U} [V - V_{lu} + (V_d - V) \operatorname{Ln} \frac{V_d - V}{V_d - V_{ru}}], H_8 = \frac{V - V_d}{U} \operatorname{Ln} \frac{V_{ru} - V_d}{V_{lu} - V_d}.$$



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Возникающее в задачах с зависимыми переменными «равноправие» осей ПИО позволяет, кроме исходной ОИО, построить дополнительную ОИО на оси ординат (оси цен в задаче о запасах), более полно учитывающую возможную неопределенность оценки «внешних факторов» (прогноза цен). Кроме того, в некоторых задачах типа задачи оценки зависимости объемов коммерческих извлекаемых запасов от цены на углеводороды, может оказаться полезным построение для каждого уровня цен не моноинтервальной, а ОИО, приводящее к возникновению «многомерных» ОИО. Для реализации этих возможностей и использования в анализе распределений вероятностей, отличных от обобщенных равномерных распределений, в разработанной нами экспериментальной версии СПЭР имеется средства для расчетов результирующих распределений по заданной экспертом ПИО, форма которой адекватна его суждениям.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Shepelyov G., Sternin M.* Method of Generalized Interval Estimations for Intelligent DSS // DSS in the Uncertainty of the Internet Age. — Katowice: The Karol Adamiecki University of Economics in Katowice, 2003. — Pp. 367–377.
2. *Стернин М.Ю., Чугунов Н.В., Шепелёв Г.И.* Обобщенные интервальные оценки в моделях предметных областей систем поддержки экспертных решений // Методы поддержки принятия решений. Труды Института системного анализа Российской академии наук (ИСА РАН) / Под ред. С.В. Емельянова, А.Б. Петровского. — М.: Едиториал УРСС, 2005. — Т. 12. — С. 95–113.
3. *Chugunov N., Shepelyov G., Sternin M.* A method for uncertainty quantification in expert decision support systems // Proceedings of IFIP WG8.3 International conference on creativity and innovation in decision making and decision support. — Vol. 2. — London: Ludic Publising, 2006. — Pp. 851–865.
4. *Shepelyov G., Sternin M.* The new method of Generalized Interval Estimations in problems under uncertainty // Advances in Decision Technology and Intelligent Information Systems // Ed. by K. J. Engemann, G. E. Lasker. — Vol. 8. — Windsor: The International Institute for Advanced Studies in Systems Research and Cybernetics, 2007. — Pp. 11–15.
5. Judgment under uncertainty: heuristics and biases / Ed. by D. Kahneman, P. Slovic, A. Tversky. — Cambridge: Cambridge University Press, 1982. — 555 pp.
6. *Стернин М. Ю., Шепелев Г. И., Шепелев Н. Г.* Свойства обобщенного равномерного распределения вероятностей // Вторая международная конференция «Системный анализ и информационные технологии» (САИТ-2007). Труды конференции в 2 т. — Т. 1. — М.: Издательство ЛКИ, 2007. — С. 239–242.
7. *Chugunov N., Shepelyov G., Sternin M.* The generalized interval estimations in decision making under uncertainty // International Journal of Technology, Policy and Management. — 2008. — Vol. 8, no. 3. — Pp. 298–321.

Статья поступила в редакцию 19.04.2008

## МНОЖЕСТВЕННОЕ ВЫРАВНИВАНИЕ СОВОКУПНОСТИ АМИНОКИСЛОТНЫХ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ НА ОСНОВЕ ВЕРОЯТНОСТНОЙ МОДЕЛИ ЭВОЛЮЦИИ

© Сулимова В.В.<sup>1</sup>, Разин Н.А.<sup>2</sup>, Моттль В.В.<sup>3</sup>, Мучник И.Б.<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Тульский государственный университет, Россия 300600, г.Тула, пр.Ленина, 92

<sup>2</sup> Московский физико-технический институт, Россия 141700, г.Долгопрудный, Институтский пер. 9

<sup>3</sup> Вычислительный центр РАН, Россия 117967, г.Москва, ГСП-1, ул.Вавилова, 40

<sup>4</sup> УНИВЕРСИТЕТ РАТГЕРС, HILL CENTER, BUSCH CAMPUS, NEW BRUNSWICK, USA, NJ 080901

E-MAIL: [vmottl@yandex.ru](mailto:vmottl@yandex.ru), [vsulimova@yandex.ru](mailto:vsulimova@yandex.ru)

**Abstract.** The problem of measuring group similarity of amino acid sequences is one of fundamental issues of the modern bioinformatics. Existing algorithms for decision this problem (so called multiple alignment procedures) are not based on any formal problem definition and any model of evolution of proteins. In this paper we propose a new approach for measuring group similarity of proteins, which is founded on probabilistic evolutionary model of transformation of amino acid sequences.

### ВВЕДЕНИЕ

Последовательности нефиксированного числа элементов из некоторого заданного множества примитивов являются типичным видом представления информации об объекте во многих задачах интеллектуального анализа данных. В частности, массовым источником последовательностей разной длины является молекулярная биология, в которой один из важнейших видов задач анализа данных заключается, в конечном счете, в прогнозировании биологических свойств предъявленной молекулы белка, заданной своей так называемой первичной структурой в виде последовательности аминокислот, образующих полимерную цепь. Различают 20 существующих в природе аминокислот, поэтому первичная структура полимерной молекулы каждого конкретного белка образует символьную последовательность индивидуальной длины над 20-буквенным алфавитом.

В настоящее время накоплено большое число баз данных, в которых собраны аминокислотные последовательности белков, биологические свойства которых удалось установить экспериментально. При этом в них выделены группы похожих последовательностей, в которых белки обладают одинаковыми или похожими биологическими свойствами.

Именно эта группировка позволяет практикам-биологам переносить систематизированные знания о белках, накопленные в базах данных, на новые неизученные белки, решая такие широко известные задачи, как задача локализации консервативных регионов [1], прогнозирования вторичной [2] и третичной (пространственной) структуры белков [3], построения филогенетических деревьев [4]. Одной из фундаментальных проблем молекулярной биологии, связанной с использованием группированных баз данных, является проблема измерения общего сходства аминокислотных последовательностей по всей группе, а также сходства отдельных последовательностей со всей группой.

В качестве инструментов измерения группового сходства в настоящее время используются алгоритмы множественного выравнивания [5, 6, 7, 8, 9, 10]. Многие из них сопровождают результат так называемым профилем анализируемой совокупности последовательностей, под которым понимается некоторый самостоятельный "обобщенный" белок в виде последовательности дискретных распределений вероятностей над множеством всех аминокислот. Однако проблема заключается в том, что существующие алгоритмы, во-первых, не основаны на какой-либо формальной постановке задачи и, во-вторых, не базируются на какой-либо единой модели эволюционной модификации белков.

В данной работе предлагается принципиально новый подход к измерению группового сходства белков, в основе которого лежит вероятностная эволюционная модель преобразования аминокислотных последовательностей.

### 1. ИЗМЕРЕНИЕ СХОДСТВА АМИНОКИСЛОТ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ЭВОЛЮЦИИ М. ДЭЙХОФФ

Очевидно, что измерение эволюционного сходства белков неизбежно должно базироваться на измерении сходства составляющих их аминокислот. Пусть  $A$  - конечное множество аминокислот  $A = \{\alpha^{(1)}, \dots, \alpha^{(20)}\}$ .

Под сходством двух аминокислот  $\alpha^i, \alpha^j \in A$  принято понимать их склонность к взаимному мутационному превращению. Одной из основных теоретических концепций сравнения аминокислот является вероятностная модель эволюции Маргарет Дэйхофф [11], получившая название РАМ. Данная модель предполагает, что склонность аминокислот к взаимному мутационному превращению количественно выражается квадратной матрицей условных вероятностей

$$\Psi = (\psi^{ij}, i, j = 1, \dots, n), \psi^{ij} = \psi(\alpha^j | \alpha^i), \alpha^i, \alpha^j \in A, n = 20, \quad (1.1)$$

интерпретируемых как вероятности того, что на очередном шаге эволюции аминокислота  $\alpha^i$  превратится в аминокислоту  $\alpha^j$ . Таким образом,  $\sum_{\alpha^j \in A} \psi(\alpha^j | \alpha^i) = 1$  для всех  $\alpha^i \in A$ .

Основным математическим понятием модели Дэйхофф является понятие марковской цепи эволюции аминокислоты в отдельно взятой позиции цепи  $h_s, s = 1, 2, 3, \dots$ , определяемой матрицей условных вероятностей  $\psi(\alpha^j | \alpha^i)$ . Предполагается, что данная Марковская цепь представляет собой эргодический и обратимый случайный процесс, т.е.: 1) он характеризуется финальным распределением вероятностей  $\xi(\alpha^j) : \sum_{\alpha^i \in A} \xi(\alpha^i) \psi(\alpha^j | \alpha^i) = \xi(\alpha^j)$  и 2) выполняется условие обратимости:

$$\xi(\alpha^i) \psi(\alpha^j | \alpha^i) = \xi(\alpha^j) \psi(\alpha^i | \alpha^j). \quad (1.2)$$

Сходство пары аминокислот  $\alpha^i$  и  $\alpha^j$  естественно оценивать, вычисляя вероятность их происхождения в результате двух независимых ветвей эволюции от одной и той же неизвестной аминокислоты

$$\mu(\alpha^i, \alpha^j) = \sum_{k=1}^n \xi(\alpha^k) \psi(\alpha^i | \alpha^k) \psi(\alpha^j | \alpha^k). \quad (1.3)$$

В биоинформатике принято выражать эти величины в логарифмической форме в виде семейства так называемых матриц РАМ при разном понимании величины эволюционного шага:

$$\mathbf{D} = (D_{ij}, i, j = 1, \dots, n), D_{ij} = 10 \log_{10} [K(\alpha^i, \alpha^j) / \xi(\alpha^i) \xi(\alpha^j)].$$

Однако следует отметить, что мера сходства по Дэйхофф (1.3) представляет собой скалярное произведение

$$\mu(\alpha^i, \alpha^j) = \sum_{k=1}^n \xi(\alpha^k) \psi(\alpha^i | \alpha^k) \psi(\alpha^j | \alpha^k) = \sum_{k=1}^n \left( \sqrt{\xi(\alpha^k)} \psi(\alpha^i | \alpha^k) \right) \left( \sqrt{\xi(\alpha^k)} \psi(\alpha^j | \alpha^k) \right) = \sum_{k=1}^n x_{ik} x_{jk} = \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j$$

Таким образом, функция (1.3) является потенциальной функцией [12], погружающей конечное множество аминокислот в линейное пространство  $A = \{\alpha^i, i = 1, \dots, n\} \subset \tilde{A}$ , в котором она играет роль скалярного произведения [13]. Это свойство позволяет ввести понятие "обобщенной аминокислоты" как линейной комбинации реальных аминокислот с коэффициентами, определяемыми вектором  $\vec{\beta} \in \tilde{A}$ ,  $\vec{\beta} = (\beta_k, k = 1, \dots, 20)$ , таким, что  $\sum_{k=1}^{20} \beta_k = 1$ . Компоненты  $\beta_k$ ,  $k = 1, \dots, 20$  могут быть интерпретированы как вероятности того, что соответствующий элемент  $\vec{\beta} \in \tilde{A}$  является реальной аминокислотой  $\alpha^k \in A$ . В частности, если все компоненты вектора  $\vec{\beta}$ , кроме одной,  $k$ -й компоненты, равны нулю, то это означает, что данный вектор соответствует реальной аминокислоте  $\alpha^k$ .

## 2. ВЕРОЯТНОСТНАЯ МОДЕЛЬ ЭВОЛЮЦИОННЫХ ПРЕОБРАЗОВАНИЙ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

Пусть  $\Omega$  - множество всех возможных аминокислотных последовательностей конечной длины  $\omega = (\alpha_t, t = 1, \dots, N_\omega)$ ,  $\omega \in \Omega$ , образованных реальными аминокислотами  $\alpha_t \in A$ , и  $\tilde{\Omega} \supset \Omega$  - множество всех возможных обобщенных аминокислотных последовательностей  $\vartheta = (\vec{\beta}_s, s = 1, \dots, n_\vartheta)$ ,  $\vartheta \in \tilde{\Omega}$ , составленных из обобщенных аминокислот  $\vec{\beta} \in \tilde{A}$  и  $\tilde{\Omega}^n \supset \tilde{\Omega}$  - множество обобщенных последовательностей длины  $n$ . При этом очевидно, что множество  $\tilde{\Omega}$  включает в себя все последовательности  $\omega$  из множества  $\Omega$ .

Далее мы будем использовать для обозначения последовательности символ  $\vartheta$  в случае, если она может состоять как из обобщенных, так и из реальных аминокислот, и символ  $\omega$  в случае, если необходимо подчеркнуть, что имеется ввиду именно реальная последовательность, состоящая только из реальных аминокислот.

Идея предлагаемой в данной работе вероятностной модели эволюционных преобразований белков основана на понятии семейства условных распределений вероятностей на множестве всех конечных последовательностей аминокислот. Предлагается связать с каждой последовательностью  $\vartheta = (\vec{\beta}_s, s = 1, \dots, n)$  некоторое специфичное по отношению к ней распределение вероятностей  $f(\omega | \vartheta)$  на множестве всех реальных последовательностей  $\omega \in \Omega$ , интерпретируемое как совокупность вероятностей ее преобразования в другую последовательность  $\omega = (\alpha_t, t = 1, \dots, N)$  некоторой другой длины  $N$  за один шаг процесса эволюции.

Модель случайного преобразования последовательности  $\vartheta = (\vec{\beta}_s, s = 1, \dots, n)$  в другую последовательность  $\omega = (\alpha_t, t = 1, \dots, N)$ , предлагается представить в виде двухкомпонентного случайного процесса  $(X, Y)$ .

Первая компонента  $X = (x_i, i = 1, \dots, n)$  со значениями  $x_i = k, k \in \{1, \dots, N\}$ , представляет собой скрытый марковский случайный процесс с переходными вероятностями  $q_i^{lk} = p(x_i = k | x_{i-1} = l)$ , имеющими смысл вероятностей того, что  $i$ -й элемент первой последовательности преобразуется в  $k$ -й элемент второй последовательности, при условии, что  $(i - 1)$ -й элемент первой последовательности преобразовался в  $l$ -й элемент второй последовательности,  $l \in \{1, \dots, N\}$ . Начальные вероятности преобразования 1-го элемента последовательности  $\vartheta$ , являющиеся безусловными, будем обозначать  $q_1^{0k} = q_1^k = p(x_1 = k)$ .

Распределения вероятностей  $q_1^k$  и  $q_1^{lk}$  могут быть заданы различными способами, но так, чтобы выполнялись следующие условия

1) условие отсутствия пропусков элементов исходной последовательности:

$$q_i^{lk} = 0, \text{ если } k \leq l \text{ или } k > N - (n - i). \quad (2.1)$$

Это условие обеспечивает, чтобы каждый элемент исходной последовательности  $\vartheta_i, i = 1, \dots, n$  с ненулевой вероятностью преобразовался в некоторый  $k$ -й элемент второй последовательности длины  $N$ , причем такой, чтобы его номер был больше номера предыдущего  $l$ -го элемента.

2) условие симметричности:

$$p(x_n = k) = p(x_1 = N - k + 1), k = 1, \dots, N, \quad (2.2)$$

где  $p(x_i = k) = \sum_{s=1}^N q_i^{ks} p(x_{i-1} = s)$  - безусловная вероятность того, что  $i$ -й элемент первой последовательности преобразуется в  $k$ -й элемент второй последовательности.

3) условные вероятности преобразования  $i$ -го элемента исходной последовательности  $q_i^{lk}$  и начальные вероятности  $q_1^k$ , должны составлять полную группу:

$$\sum_{k=1}^N q_i^{lk} = 1 \quad \text{и} \quad \sum_{k=1}^N q_i^k = \sum_{k=1}^N p(x_1 = k) = 1 \quad (2.3)$$

Данный случайный процесс определяет структуру преобразования последовательности  $\vartheta \in \tilde{\Omega}^n$  длины  $n$  в последовательность  $\omega \in \Omega$  длины  $N$ , т.е. выбирает позиции в последовательности  $\omega$ , в которые будут преобразовываться обобщенные аминокислоты, составляющие  $\vartheta$ . Следует обратить внимание, что, в соответствии с условием 2.1, данная вероятностная схема запрещает пропуски элементов первой последовательности. В результате, количество производимых замен всегда строго равно  $n$ , а длина второй последовательности оказывается всегда большей или равной длине исходной последовательности. В связи с этим мы называем такое преобразование "несжимающим".

Вторая компонента представляет собой условный случайный процесс  $(Y|X)$ ,  $Y = (y_i, i = 1, \dots, n)$  замены аминокислот в позициях, выбранных процессом  $X$ , с множеством состояний  $y_i \in \{\alpha_k, k = 1, \dots, N\}$ . Это наблюдаемый случайный процесс, определяющийся условными распределениями  $\eta^k(y_i) = \eta(\alpha_k | \vec{\beta}_i, x_i = k)$ , которые

представляют собой совокупности вероятностей преобразования  $\vartheta_i$  в  $\alpha_k$ :

$$\eta(\alpha_k|\vec{\beta}_i, x_i = k) = \frac{\psi(\alpha_k|\vec{\beta}_i)}{\sum_{t=1}^N \psi(\alpha_t|\vec{\beta}_i)}, k = 1, \dots, N, \quad (2.4)$$

где  $\psi(\alpha_k|\vec{\beta}_i) = \sum_{l=1}^{20} \beta_i^l \psi(\alpha_k|\alpha_l)$  - вероятность замены обобщенной аминокислоты  $\vec{\beta}_i$  на аминокислоту  $\alpha_k$ .

Структура преобразования последовательности  $\vartheta$  в последовательность  $\omega$ , определяемая первым случайным механизмом, может быть представлена в виде случайного пути на графе (рис.1).

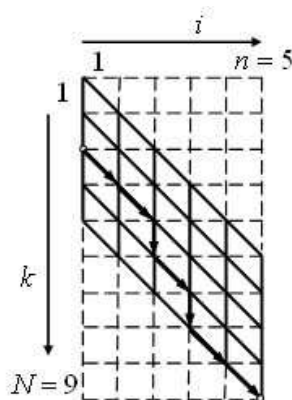


Рис. 1. Структура преобразования последовательности  $\vartheta$  длины  $n$  в последовательность  $\omega$  длины  $N$

Возможно множество различных вариантов преобразования последовательности  $\vartheta$  в последовательность  $\omega$ . Однако не все из них являются допустимыми (имеющими ненулевые вероятности) в соответствии с предложенной схемой. Ребра, принадлежащие области допустимых преобразований, показаны на данном графе сплошными линиями. Стрелками показан один из допустимых вариантов преобразования.

Здесь продвижение по диагонали соответствует преобразованию  $i$ -го элемента последовательности  $\vartheta$  в  $k$ -й элемент последовательности  $\omega$ , а продвижение по вертикали – вставке нового элемента в последовательность  $\omega$ . Следует обратить внимание, что допустимыми в соответствии с принятой схемой являются только те преобразования, которые соответствуют путям на графе, проходящим ровно через  $n$  диагональных ребер, в связи с чем на данном графе запрещены любые горизонтальные продвижения.

Каждый вариант преобразования последовательности  $\vartheta$  длины  $n$  в последовательность  $\omega$  длины  $N$  соответствует выравниванию их элементов, которое в данном случае полностью определяется последовательностью  $w = (w_i, i = 1, \dots, n)$  длины  $n$  чисел  $w_i \in \{1, \dots, N\}$ .

Выравнивание, соответствующее выделенному пути на графе рисунка 1, имеет вид:

$$w = \begin{cases} \alpha_1 & \alpha_2 & \alpha_3 & \alpha_4 & \alpha_5 \\ \vec{\beta}_3 & \vec{\beta}_4 & \vec{\beta}_6 & \vec{\beta}_8 & \vec{\beta}_9 \end{cases}$$

Порядком выравнивания будем называть количество определяемых им замен элементов. Заметим, что допустимые выравнивания имеют ровно  $n$  позиций, в которых происходят замены элементов. В связи с этим будем называть их выравниваниями порядка  $n$ . Множество всех выравниваний порядка  $n$  пары последовательностей  $\langle \vartheta, \omega \rangle$  будем обозначать  $W_{n,N}^n$ . На множестве выравниваний  $W_{n,N}^n$  пары последовательностей  $\langle \vartheta, \omega \rangle$  определим распределение вероятностей  $q(w) = q_1^{w_1} \prod_{i=2}^n q_i^{w_{i-1}, w_i}$ .

**Теорема 1.** *Теорема 1. Если априорные относительно элементов последовательностей распределения  $q_1^k$  и  $q_i^{lk}$  определены в соответствии с условиями 2.1-2.3, то  $\sum_{w \in W_{n,N}^n} q(w) = 1$ . ...*

Вероятность преобразования последовательности  $\vartheta$  длины  $n$  в последовательность  $\omega$  длины  $N$  определим следующим образом:

$$f(\omega|\vartheta) = \sum_{w \in W_{n,N}^n} q(w)\varphi(\omega|w, \vartheta) \tag{2.5}$$

где  $\varphi(\omega|w, \vartheta) = \prod_{i=1}^n \eta(\alpha_k|\vec{\beta}_i, x_i = k)$  – вероятность преобразования последовательности  $\vartheta$  в последовательность  $\omega$ , при условии, что структура преобразования соответствует определенному выравниванию  $w \in W_{n,N}^n$ .

### 3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ МНОЖЕСТВЕННОГО ВЫРАВНИВАНИЯ ГРУППЫ ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ

Пусть  $\omega_j = (\alpha_{jt}, t = 1, \dots, N_j)$ ,  $j = 1, \dots, M$  – группа последовательностей, состоящих из реальных аминокислот  $\alpha_{jt} \in A$ .

В качестве меры эволюционного сходства заданного порядка  $n$  для группы аминокислотных последовательностей  $\vec{\omega} = (\omega_j, j = 1, \dots, M)$  естественно принять максимум правдоподобия гипотезы, что все они порождены независимо из одной и той же последовательности  $\vartheta = (\vec{\beta}_i, i = 1, \dots, n)$ ,  $\vartheta \in \tilde{\Omega}^n$ , имеющей длину, равную принятому порядку  $n$ . При этом функция правдоподобия будет иметь вид:

$$F(\vec{\omega}|\vartheta) = \prod_{j=1}^M f_j(\omega_j|\vartheta)$$

или в логарифмической форме

$$\log F(\vec{\omega}|\vartheta) = \sum_{j=1}^M \log f_j(\omega_j|\vartheta) \tag{3.1}$$

Задачу множественного выравнивания группы последовательностей  $\vec{\omega}$  поставим как задачу нахождения такой обобщенной последовательности  $\vartheta \in \tilde{\Omega}^n$  длины  $n$ , которая обеспечивала бы максимум функции правдоподобия 3.1:

$$\vartheta^* = \arg \max_{\vartheta \in \tilde{\Omega}^n} \log F(\vec{\omega}|\vartheta) \quad (3.2)$$

Саму оптимальную последовательность  $\vartheta^*$ , доставляющую максимум критерию 3.1, следует интерпретировать как профиль общего фрагмента заданной длины  $n$ , характеризующий эволюционную общность анализируемой совокупности аминокислотных последовательностей  $\vec{\omega}$ . При этом следует обратить внимание, что в соответствии с введенным в разделе 1 понятием обобщенной аминокислоты, понятие профиля, которое имело ранее лишь эвристический смысл, приобретает здесь строгую математическую основу.

Традиционная форма представления множественного выравнивания в виде записи анализируемых последовательностей друг под другом, с расстановкой пробелов между определенными позициями каждого белка, может быть получена путем выравнивания найденного обобщенного профиля с каждой из последовательностей при помощи любой из стандартных процедур локального парного выравнивания [14], обобщенной на случай выравнивания последовательностей, состоящих из элементов расширенного множества  $\vec{\beta} \in \tilde{A}$ , что с учетом определения обобщенной аминокислоты не представляет проблемы.

#### 4. ИТЕРАЦИОННАЯ ПРОЦЕДУРА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ МНОЖЕСТВЕННОГО ВЫРАВНИВАНИЯ

Пусть  $\vartheta^s = (\vec{\beta}_i^s, i = 1, \dots, n)$  – очередное приближение к точке максимума функции правдоподобия 3.1.

Применяя для максимизации функции правдоподобия 3.1 EM-процедуру [15], предложенную М.И. Шлезингером, нетрудно убедиться, что каждая компонента очередного приближения  $\vartheta^{s+1}$  может быть найдена независимо от остальных компонент по следующей формуле:

$$\beta_i^{l,s+1} \propto \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} p(w_i = k | w \in W_{nN_j}^n, \omega_j, \vartheta^s) \zeta(l | \alpha_{jt}, \vec{\beta}^s), \quad l = 1, \dots, 20, \quad (4.1)$$

где  $p(w_i = k | w \in W_{nN_j}^n, \omega_j, \vartheta^s)$  – распределение вероятностей, характеризующее апостериорные свойства скрытого марковского процесса преобразования последовательностей  $(X|Y)$ . Соответствующие вероятности, называемые в теории скрытых марковских процессов интерполяционными, могут быть найдены по стандартной схеме [17] на основе заданных априорных свойств процесса  $X$  преобразования последовательностей;

Распределение  $\zeta(l | \alpha_{jt}, \vec{\beta}^s)$ ,  $l = 1, \dots, 20$  в 4.1 определяется соотношением  $\zeta(l | \alpha_{jt}, \vec{\beta}^s) \propto \beta^{l,s} \psi(\alpha_{jt} | \alpha^l)$ .



Следует отметить, что данная процедура легко реализуется алгоритмически и достаточно быстро сходится к точке глобального максимума из любого начального приближения  $\vartheta^0 = (\vec{\beta}_i^0, i = 1, \dots, n)$ .

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе предлагается принципиально новая, вероятностная постановка задачи измерения группового сходства белков, в основе которой лежит вероятностная модель эволюции составляющих их аминокислотных последовательностей. Предложенная мера сходства группы последовательностей, определяемая как максимум правдоподобия гипотезы о том, что все белки из рассматриваемой группы были получены в результате независимого случайного преобразования одной и той же неизвестной последовательности заданной длины  $n$ , состоящей из обобщенных аминокислот, является более адекватной с точки зрения молекулярной биологии, по сравнению с существующими методами, решающими ту же задачу.

Обобщенная последовательность, обеспечивающая максимум правдоподобия, фактически, является моделью, или профилем, анализируемой группы последовательностей и может быть легко использована для получения традиционной графической интерпретации множественного выравнивания последовательностей.

В дальнейшем предполагается детальное исследование предложенной процедуры и ее сравнение с существующими процедурами множественного выравнивания на материале известных баз данных VIDA и BLOCKS, с целью подтверждения ее теоретического превосходства над известными алгоритмами.

Работа выполнена при поддержке грантов РФФИ № № 6-01-00412, 06-01-00679, гранта INTAS YSF 06-1000014-6563.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Attwood T.K.* The PRINTS database: a resource for identification of protein families. // *Brief Bioinformatics*, 3, 2002, pp. 252-263.
2. *Rost B. et al.* PHD-an automatic server for protein secondary structure prediction. // *Computational applications in biosciences*. 10, 1994, pp. 53-60.
3. *Goebel U. et al.* Correlated mutations and residue contacts in proteins. // *Proteins*, 18, 1994, pp. 309-317.
4. *Saitou N., Nei M.* The neighbor-joining method: a new method for reconstructing phylogenetic trees. // *Molecular biology*, 212, pp. 403-428.
5. *Edgar R.C., Batzoglou G.* Multiple sequence alignment // *Current opinion in structural biology*, 16, 2006, pp. 368-373.
6. *Wallance I.M., Blackshields G., Higgins D.G.* Multiple sequence alignments // *Current opinion in structural biology*, 15, 2005, pp. 261-266.
7. *Notredame C.* Recent evolution of multiple sequence alignment algorithms // *PLoS Computational biology*, vol.3, 2007, pp. 1405-1408.
8. *Pei J., Kim B.-H., Grishin N.V.* PROMALS3D: A tool for multiple protein sequence and structure alignments // *Nucleic acids*, vol.33, No.7, 2008, pp. 2295-2300.
9. *Pei J., Grishin N.V.* MUMMALS: Multiple sequence alignment improved by using hidden Markov models with local structural information // *Nucleic acids*, vol.34, 2006, pp. 4364-4374.

10. *Thompson J., Higgins D., Gibson T.* CLUSTAL W: Improving the sensitivity of progressive multiple sequence alignment through sequence weighting, position-specific gap penalties and weight matrix choice. // *Nucleic acids*, vol.22, 1994, pp. 4673-4690.
11. *Dayhoff M.O., Schwartz R.M., Orcutt B.C.* A model of evolutionary change in proteins. // In: *Atlas of proteins sequences and structure*. National biomedical research foundation, Vol.5, 1978, pp. 345-352.
12. *Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. // М.: Наука, 1970, 384 с.
13. *Моттль В.В.* Метрические пространства, допускающие введение линейных операций и скалярного произведения. // *ДАН*, 2003, том 67, №1.
14. *Smith T.F., Watterman M.S.* Identification of common molecular sequences. // *Molecular Biology*, 1981, 147, pp.195-197.
15. *Шлезингер М.И.* О самопроизвольном различении образов. // *Читающие автоматы*. – Киев: Наукова думка. 1965, С. 38–45.
16. *Bishop C.M.* *Pattern Recognition and Machine Learning*. // Springer, 2006.
17. *Моттль В.В., Мучник И.Б.* Скрытые марковские модели в структурном анализе сигналов. // М.: ФИЗМАТЛИТ, 1999 352 с.

*Статья поступила в редакцию 30.04.2008*

УДК 004.934.1'1

## ПРОБЛЕМЫ ДИАГНОСТИКИ МАШИН ВЫСОКОЙ ДИНАМИКИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА АКУСТИЧЕСКИХ И ВИБРОСИГНАЛОВ

© Федоров Е.Е.

Донецкий государственный институт автомобильного транспорта,  
КАФЕДРА СИСТЕМНОГО АНАЛИЗА И МОДЕЛИРОВАНИЯ,  
ПР. ДЗЕРЖИНСКОГО, 7, ДОНЕЦК, УКРАИНА, 83015,  
E-MAIL: *fee75@mail.ru*

**Abstract.** For increase of a reliability of fault detection of electrical machines of high dynamics in the article the technique of diagnostics is offered.

### ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время актуальной является разработка систем, предназначенных для диагностики электрических машин высокой динамики на основе анализа акустических и вибросигналов. В [1, 2] приведены системы технической диагностики, базирующиеся на вибрационных методах и теории распознавания образов. Анализ последних достижений и публикаций, посвященных этой проблеме, позволяет сделать вывод, что современные методы вибродиагностики позволяют обнаруживать дефекты на ранней стадии их появления, но являются дорогостоящими и требуют специального обучения персонала. С другой стороны акустические методы являются менее точными (работают преимущественно с частотами из диапазона слышимости человека, в спектре могут появляться частоты, не относящиеся к информативным и др.), но требуют меньших затрат. В литературе приведены системы обнаружения неисправностей, выделяющие только определенные дефекты [1, 2].

*Целью* работы является разработка методики диагностики машин высокой динамики, повышающей надежность обнаружения неисправностей и позволяющей анализировать как акустические, так и вибросигналы.

В статье рассматриваются:

- классификация машин;
- выбор вектора характеристик;
- выбор методики диагностики машин высокой динамики;
- количественный анализ предложенной методики.

### 1. КЛАССИФИКАЦИЯ МАШИН

Согласно [3], при оценке вибрационного состояния выделяют четыре класса машин:

- а) класс 1 ( $\Omega_1$ ) – машины мощностью до 15 кВт;
- б) класс 2 ( $\Omega_2$ ) – машины мощностью от 15 кВт до 875 кВт без специальных фундаментов или до 300 кВт на специальных фундаментах;
- в) класс 3 ( $\Omega_3$ ) – машины мощностью до 10000 кВт;
- г) класс 4 ( $\Omega_4$ ) – машины мощностью более 10000 кВт.

Каждый класс машин можно представить в виде

$$\Omega_i = \{\omega \mid W_i^{\min} \leq W_\omega \leq W_i^{\max}\}, \quad i = \overline{1, 4}, \quad (1.1)$$

где  $W_\omega$  – мощность машины  $\omega$ ,  $W_i^{\min}$ ,  $W_i^{\max}$  – минимальная и максимальная мощности класса  $\Omega_i$ .

Согласно [3], для каждого класса машин существуют четыре зоны вибрационного состояния:

- а) зона  $A$  ( $Z_1$ ) – для машин, только что введенных в эксплуатацию;
- б) зона  $B$  ( $Z_2$ ) – для машин, пригодных для дальнейшей эксплуатации без ограничения сроков;
- в) зона  $C$  ( $Z_3$ ) – для машин, непригодных для длительной непрерывной эксплуатации и требующих ремонта;
- г) зона  $D$  ( $Z_4$ ) – для машин, требующих останова (возможно повреждение машины).

Множество машин, относящихся к определенным классам и попавших в определенные зоны, можно представить в виде

$$Z_{ij} = \{\omega \mid \omega \in \Omega_i \wedge v_j^{\min}(\Omega_i) \leq v_\omega \leq v_j^{\max}(\Omega_i)\}, \quad i, j = \overline{1, 4}, \quad (1.2)$$

где  $i$  – номер класса машины,  $j$  – номер зоны вибрационного состояния,  $v_\omega$  – среднее квадратичное значение виброскорости машины  $\omega$ ,  $v_j^{\min}(\Omega_i)$ ,  $v_j^{\max}(\Omega_i)$  – допустимые среднее квадратичное значение виброскоростей нижней и верхней границы зоны  $Z_j$  класса  $\Omega_i$ , табулированы в [3].

Для анализа подшипника, относящегося к машине определенного класса, формируется вектор характеристик

$$E = (e_1, e_2), \quad (1.3)$$

где  $e_1$  – мощность машины (кВт),  $e_2$  – частота вращения рабочего органа (об/мин).

В раздел 1 базы данных заносятся вектора характеристик (1.3) и множество пар минимальных и максимальных мощностей классов машин  $\{(W_i^{\min}, W_i^{\max})\}$ . В раздел 2 базы данных заносятся множество пар  $\{(v_2^{\min}(\Omega_i), v_2^{\max}(\Omega_i))\}$  допустимых среднее квадратичных значений виброскоростей нижней и верхней границ зоны  $Z_2$ .

## 2. МЕТОДИКА ДИАГНОСТИКИ МАШИН ВЫСОКОЙ ДИНАМИКИ

1) Определение класса машины  $\Omega_i$ , на которой испытывается подшипник, согласно (1.1).

2) Вычисление спектра вибросигнала.

Прямое дискретное преобразование Фурье сигнала  $x(n)$  с частотой дискретизации  $f_d$  и длиной  $N$  представлено в виде

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) e^{-j(2\pi/N)nk}, \quad k = \overline{0, N-1}$$

Амплитуда спектра вычисляется в соответствии с допустимым для данной машины частотным диапазоном  $[k1, k2]$

$$A(k) = \begin{cases} |X(k)|, & k1 \leq k \leq k2 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

3) Выделение строгих максимумов из спектра

$$A_{см}(k) = \begin{cases} A(k), & A(k-1) < A(k) > A(k+1) \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

4) Применение порога  $P$  к полученному спектру  $A_{см}(k)$

$$A_{смп}(k) = \begin{cases} A_{см}(k), & A_{см}(k) > P \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}, \quad P = \frac{\sum_{k=0}^N A_{см}(k)}{M},$$

где  $M$  – количество частот с ненулевой амплитудой.

5) Анализ амплитуд частот спектра  $A_{смп}(k)$

$$nz = \begin{cases} 1, & \forall A_{смп}(k) : A_{смп}(k) < v_2^{\max}(\Omega_i) \\ 0, & \exists A_{смп}(k) : A_{смп}(k) \geq v_2^{\max}(\Omega_i) \end{cases}$$

Если  $nz = 1$ , подшипник исправен.

Если  $nz = 0$ , подшипник нуждается в ремонте.

Блок-схема предложенной методики приведена на рис. 1.

блок 1 – Расчет информативных частот.

блок 2 – Вычисление спектра вибросигнала.

блок 3 – Выделение строгих максимумов из спектра  $A(k)$ .

блок 4 – Применение порога к полученному спектру  $A_{см}(k)$ .

блок 5 – Анализ амплитуд частот спектра  $A_{смп}(k)$ .

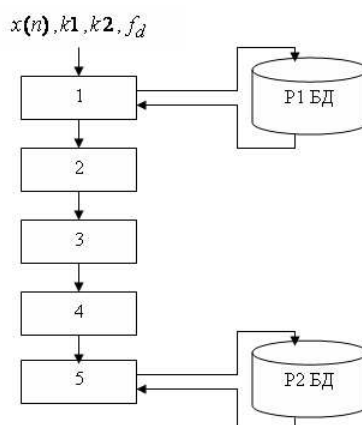


Рис. 1. Блок-схема методики диагностики машин высокой динамики

### 3. КОЛИЧЕСТВЕННЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДИКИ ДИАГНОСТИКИ

Для проведения численного исследования методика диагностики шахтных агрегатов была программно реализована. В качестве физической модели электрической машины высокой динамики был выбран турбовентилятор ТВ-1, для которого определялись следующие параметры:  $e_1=0.017$  кВт,  $e_2=2300$  об/мин.

В качестве измерительных вначале использовался виброанализатор «Топаз» производства ООО «Диамех» (г. Москва, Россия) и пьезоэлектрический акселерометр типа ВИПРА 057. Акселерометр устанавливался на кожухе двигателя в вертикальном положении. На рис. 2-4 приведены: исходный спектр виброскорости (рис. 2), с выделением строгих максимумов (рис. 3), с выделением строгих максимумов превышающих порог (рис. 4). Согласно рис. 4, амплитуда частоты 38 Гц превышает порог  $v_2^{\max}(\Omega_1)=1.8$  мм/с, поэтому турбовентилятор требует ремонта.

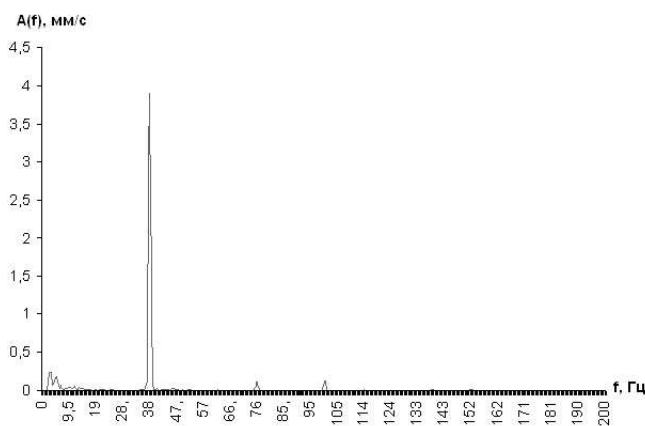


Рис. 2. Спектр вибросигнала

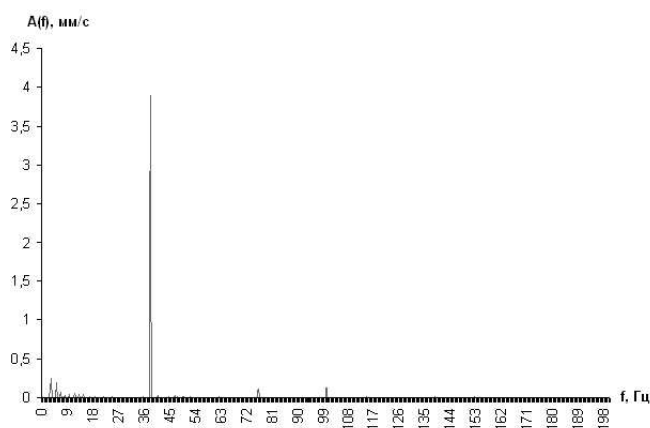


Рис. 3. Спектр вибросигнала с выделением строгих максимумов

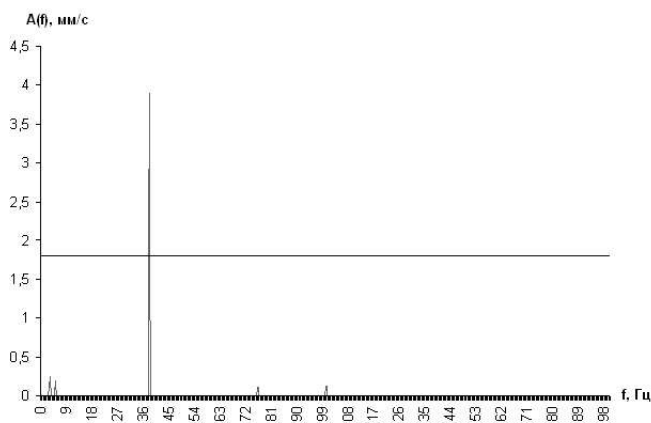


Рис. 4. Спектр вибросигнала с выделением строгих максимумов превышающих порог

Затем в качестве измерительных средств использовался стетоскоп, подключенный к звуковой карте ноутбука. Стетоскоп устанавливался на кожухе двигателя в вертикальном положении. Измеренный акустический сигнал предварительно преобразовывался к вибросигналу. На рис. 5-7 приведены: исходный спектр виброскорости (рис.5), с выделением строгих максимумов (рис.6), с выделением строгих максимумов превышающих порог (рис.7). Согласно рис. 7, амплитуды частот 38 Гц, 100 Гц, 114 Гц превышают порог  $v_2^{\max}(\Omega_1)=1.8$  мм/с, поэтому турбовентильатор требует ремонта.

Таким образом, методика определила неисправность турбовентильатора как в случае акустического, так и вибросигнала.

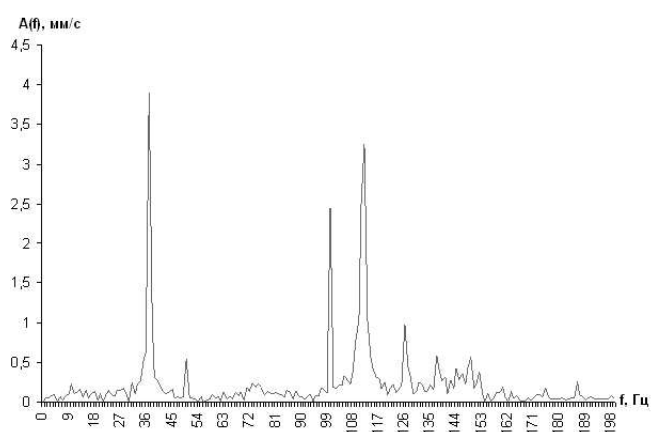


Рис. 5. Спектр акустического сигнала

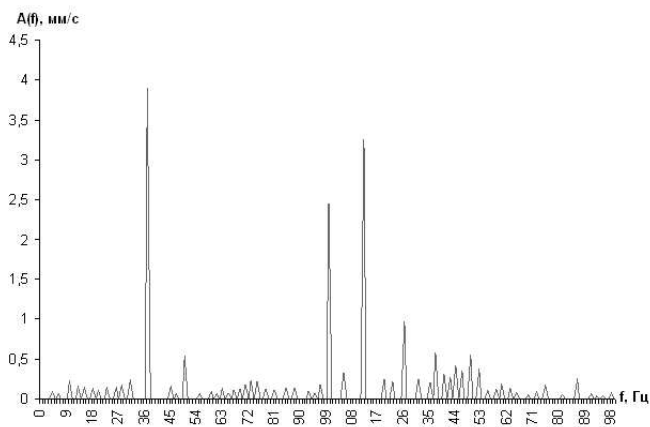


Рис. 6. Спектр акустического сигнала с выделением строгих максимумов

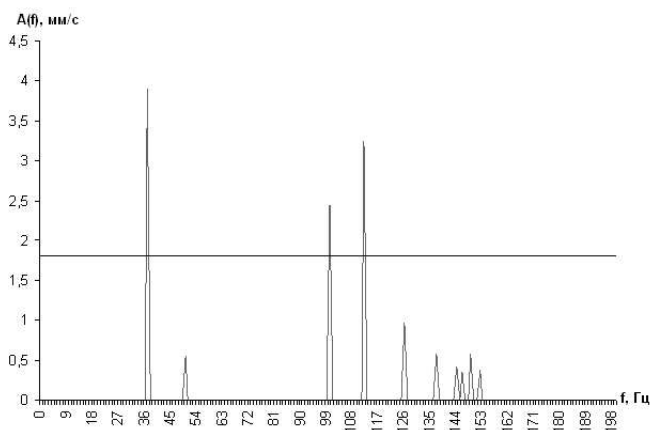


Рис. 7. Спектр акустического сигнала с выделением строгих максимумов превышающих порог

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

*Основным результатом данной статьи является методика диагностики машин высокой динамики, базирующаяся на методах цифровой обработки сигнала, на основе которой проведено численное исследование акустического и вибросигналов и определены неисправности.*

*Основные положения данной работы предназначены для реализации в интеллектуальных системах диагностики неисправностей подшипников вентиляторов и подъемных машин.*



**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Современные методы и средства виброакустического диагностирования машин и конструкций // Ф.Я. Балицкий, М.Д. Генкин, М. А. Иванова и др. под ред. академика Фролова К.В. – М. – 1990. – 252 с.
2. *A.V. Barkov*. Optimization of Monitoring and Diagnostics Methods for the Rotating Machines by Vibration and Noise Measurements // Proc. of the 4th International Congress on Sound and Vibration. – St. Petersburg, Russia. – 1996, Vol 3, pp. 1573-1578.
3. ИСО 10816-1-97 'Вибрация. Контроль состояния машин по результатам измерений вибрации на вращающихся частях. Часть 1: Общие требования'.

*Статья поступила в редакцию 19.04.2008*

# ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ СЛОЖНОСТЬ ЗАДАЧ КОМИТЕТНОЙ ПОЛИЭДРАЛЬНОЙ ОТДЕЛИМОСТИ В ПРОСТРАНСТВАХ ФИКСИРОВАННОЙ РАЗМЕРНОСТИ

© Хачай М.Ю., Поберий М.И.

ИНСТИТУТ МАТЕМАТИКИ И МЕХАНИКИ УРО РАН  
ул. С. Ковалевской, 16, г. Екатеринбург, 620219, Россия  
E-MAIL: *mkhachay@imm.uran.ru*

**Abstract.** The paper presents new results on computational complexity of the known Minimum Affine Separating Committee (MASC) combinatorial optimization problem that is closely connected with the problem of optimal learning for perceptrons. It is proved that the MASC problem remains intractable being formulated in  $\mathbb{Q}^n$  within arbitrary  $n > 1$ . Actually, it is proven that the MASC problem is intractable even if the sets  $A$  and  $B$  used in its setting being in a general position.

## ВВЕДЕНИЕ

Комбинаторная задача о минимальном аффинном разделяющем комитете (MASC) возникает при оптимальном обучении распознаванию образов в классе комитетных кусочно-линейных решающих правил. К сожалению, в общем случае задача является труднорешаемой. До последнего времени открытым оставался вопрос о вычислительной сложности задачи при дополнительных ограничениях, например, при фиксированной размерности пространства. В настоящей работе показывается, что задача MASC остается NP-трудной и при этом дополнительном условии, причем ее труднорешаемость не обусловлена вырожденностью обучающих множеств.

### 1. ЗАДАЧА О МИНИМАЛЬНОМ АФФИННОМ РАЗДЕЛЯЮЩЕМ КОМИТЕТЕ

Конечная последовательность функций  $Q = (f_1, \dots, f_q)$ ,  $f_i(x) = c_i^T x - d_i$ , называется аффинным комитетом, разделяющим множества  $A, B \subset \mathbb{R}^n$ , если выполнено условие

$$\begin{aligned} |\{i \in \mathbb{N}_q : f_i(a) > 0\}| &> \frac{q}{2} \quad (a \in A), \\ |\{i \in \mathbb{N}_q : f_i(b) < 0\}| &> \frac{q}{2} \quad (b \in B). \end{aligned}$$

При этом  $q$  называется числом элементов (членов) комитета  $Q$ .

Как известно [1], множества  $A$  и  $B$  отделимы аффинным комитетом тогда и только тогда, когда  $A \cap B = \emptyset$ . Тем не менее, по ряду причин особый интерес представляют разделяющие комитеты с наименьшим (для заданных множеств) числом элементов, называемые *минимальными*.

*Задача «Минимальный аффинный разделяющий комитет» (MASC).* Заданы множества  $A, B \subset \mathbb{Q}^n$ ,  $A = \{a_1, \dots, a_{m_1}\}$  и  $B = \{b_1, \dots, b_{m_2}\}$ . Требуется указать аффинный комитет с наименьшим числом элементов, разделяющий множества  $A$  и  $B$ .

**Теорема 1** ([2, 3]). *Задача MASC – NP-трудна и остается труднорешаемой при условии  $A \cup B \subset \{x \in \{0, 1, 2\}^n : \|x\|_2 \leq 2\}$ .*

Традиционный подход к исследованию NP-трудных задач комбинаторной оптимизации предполагает, в частности, разработку полиномиальных приближенных алгоритмов решения задачи MASC. В работе [3] описан приближенный алгоритм решения данной задачи, обладающий точностью  $O\left(\frac{m}{n}\right)$ . Известно также несколько «отрицательных» результатов, касающихся аппроксимируемости задачи.

**Теорема 2** ([3]). *Задача MASC не принадлежит классу Arx при условии  $P \neq NP$ .*

**Теорема 3** ([4]). *Условие  $NP \notin DTIME(2^{poly(\log n)})$  влечет существование константы  $D > 0$  такой, что точность произвольного полиномиального приближенного алгоритма задачи MASC оценивается снизу  $D \log \log \log m$ .*

В данной работе исследуется вычислительная сложность задачи MASC при важном дополнительном ограничении, получаемом фиксацией размерности пространства.

## 2. ТРУДНОРЕШАЕМОСТЬ ЗАДАЧИ MASC НА ПЛОСКОСТИ

Известно, что многие NP-трудные в общем случае задачи комбинаторной оптимизации становятся полиномиально (или псевдополиномиально) разрешимыми при дополнительных ограничениях: при фиксации размерности пространства, числа ограничений и т.п. Например, общая задача целочисленного линейного программирования, сформулированная в пространстве фиксированной размерности – полиномиально разрешима.

Известно также [см., напр., [5]], что задача MASC, заданная в одномерном пространстве также может быть решена за полиномиальное время. До настоящего времени открытым оставался вопрос о вычислительной сложности данной задачи в пространствах большей размерности. В данном разделе показывается, что задача MASC становится NP-трудной, будучи сформулированной в пространстве  $\mathbb{Q}^n$  при произвольном фиксированном  $n > 1$ . Для обоснования этого факта, очевидно, достаточно показать труднорешаемость задачи на плоскости.

*Задача о комитетной отделимости конечных множеств на плоскости (PASC).* Заданы множества  $A, B \subset \mathbb{Q}^2$ ,  $A = \{a_1, \dots, a_{m_1}\}$  и  $B = \{b_1, \dots, b_{m_2}\}$ , и число  $t \in \mathbb{N}$ . Существует ли аффинный комитет  $Q$ , разделяющий множества  $A$  и  $B$  и состоящий из не более чем  $t$  элементов?

Нетрудно убедиться в том, что задача PASC принадлежит классу NP. Цель данного раздела состоит в обосновании полиномиальной сводимости к ней известной NP-полной задачи о покрытии конечного множества точек плоскости множеством прямых (PC) и, как следствие, принадлежности задачи PASC классу NP-полных задач.

Множество прямых  $L = \{l_1, \dots, l_s\}$ ,  $l_j = \{x \in \mathbb{R}^2 : c_j^T x = d_j\}$ , где  $c_j \neq 0$ , называется покрытием множества  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{R}^2$ , если для каждой точки  $p \in P$  найдется прямая  $l = l(p) \in L$  такая, что  $p \in l$ .

*Задача о покрытии прямыми конечного множества на плоскости (PC).* Заданы множество  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{Z}^2$  и число  $s \in \mathbb{N}$ . Существует ли покрытие  $L$  множества  $P$ , не превосходящее по мощности  $s$ ?

**Теорема 4** ([6]). *Задача PC NP-полна в сильном смысле.*

Договоримся использовать следующие обозначения:

$$B(x_0, \varepsilon) = \{x \in \mathbb{R}^2 : \|x - x_0\| \leq \varepsilon\}$$

для круга радиуса  $\varepsilon$  с центром в  $x_0$ ;  $\text{aff}(P)$  – для аффинной оболочки множества  $P$  и  $\dim$  – размерности аффинного (линейного) многообразия. Для дальнейших построений нам потребуются следующее утверждение, приводимое, ввиду его важности для дальнейших построений, с доказательством.

**Лемма 1** ([6]). *Пусть заданы множество  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{Z}^2$ , числа*

$$\rho = \max\{\|p\|_2 : p \in P\} \text{ и } \varepsilon \in \left(0, \frac{1}{6(2\rho + 1)}\right)$$

*и непустое подмножество  $J \subset \mathbb{N}_k$ . Для существования прямой  $l = l(J)$  такой, что*

$$B(p_j, \varepsilon) \cap l \neq \emptyset \quad (j \in J) \quad (2.1)$$

*необходимо и достаточно выполнения условия  $\dim \text{aff}(\{p_j : j \in J\}) \leq 1$ .*

*Доказательство.* Справедливость утверждения леммы при  $|J| \leq 2$  очевидна, поэтому далее при доказательстве полагаем, что  $|J| \geq 3$ . Достаточность может быть доказана непосредственной проверкой. Остановимся на доказательстве необходимости. Пусть  $l$  – произвольная прямая, удовлетворяющая условию (2.1) для некоторого подмножества  $J$ . Предположим, от противного, что точки  $p_j$ ,  $j \in J$  не лежат на одной прямой. Тогда найдутся числа  $j_1, j_2, j_3 \in J$  (без ограничения общности, полагаем  $j_1 = 1$ ,  $j_2 = 2$  и  $j_3 = 3$ ) такие, что  $\dim \text{aff}(\{p_1, p_2, p_3\}) = 2$ . По условию, для подходящих векторов  $w_j = [\xi_j, \eta_j]^T$  выполняются соотношения

$$p_j + w_j \in B(p_j, \varepsilon) \cap l \quad (j \in \{1, 2, 3\}).$$

Введя обозначение  $p_j = [x_j, y_j]^T$ , имеем, по выбору  $w_j$ ,

$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ x_1 + \xi_1 & x_2 + \xi_2 & x_3 + \xi_3 \\ y_1 + \eta_1 & y_2 + \eta_2 & y_3 + \eta_3 \end{vmatrix} = 0.$$

С другой стороны,  $|\Delta| \geq |\Delta_0| - 12\rho\varepsilon - 6\varepsilon^2$ , где

$$\Delta_0 = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ x_1 & x_2 & x_3 \\ y_1 & y_2 & y_3 \end{vmatrix} \geq 1,$$

в силу целочисленности и предположения о неколлинеарности точек  $p_1, p_2$  и  $p_3$ , откуда

$$|\Delta| \geq 1 - 12\rho\varepsilon - 6\varepsilon^2 \geq 1 - 6(2\rho + 1)\varepsilon > 0,$$

по выбору  $\varepsilon$ . Найденное противоречие завершает доказательство необходимости условия и леммы в целом.  $\square$

Пусть далее условие частной задачи РС задается множеством  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{Z}^2$  и числом  $s \in \mathbb{N}$ . Определим числа  $\rho$  и  $\varepsilon$  по формулам

$$\rho = \max\{\|p\|_2 : p \in P\}, \quad \varepsilon = \frac{1}{6(2\rho + 1) + 1}. \quad (2.2)$$

Зафиксируем вектор  $\sigma$ ,  $\|\sigma\|_2 = 1$ , так, чтобы для любого  $\{i, j\} \in \mathbb{N}_k$  отрезки  $[p_i - \varepsilon\sigma, p_i + \varepsilon\sigma]$  и  $[p_j - \varepsilon\sigma, p_j + \varepsilon\sigma]$  не лежали на одной прямой. Сопоставим исходной задаче РС частную задачу PASC с условием:  $A = P$ ,  $B = (P - \varepsilon\sigma) \cup (P + \varepsilon\sigma)$  и  $t = 2s + 1$  (см. Рис. 1).

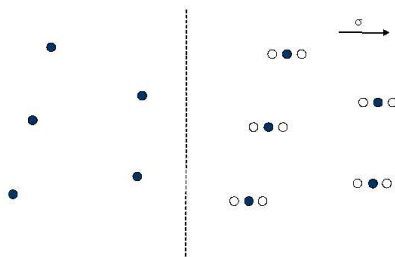


Рис. 1. К схеме сведения задачи РС к задаче PASC

Легко убедиться в том, что описанные выше действия могут быть произведены за время, ограниченное сверху полиномом от длины записи условия задачи РС. Для завершения обоснования полиномиальной сводимости достаточно показать, что задача РС и поставленная ей в соответствие задача PASC имеют положительные или отрицательные ответы одновременно. Другими словами, что множество  $P$  обладает покрытием из не более чем  $s$  прямых тогда и только тогда, когда соответствующие ему множества  $A$  и  $B$  отделимы аффинным комитетом, число элементов которого не превосходит  $2s + 1$ .

**Теорема 5.** *Множество  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{Z}^2$  обладает покрытием из  $s$  прямых тогда и только тогда, когда множества  $A = P$  и  $B = (P - \varepsilon\sigma) \cup (P + \varepsilon\sigma)$  отделимы аффинным комитетом из  $2s + 1$  элемента.*

*Доказательство.*

1. Пусть  $L = \{l_1, \dots, l_s\}$  – покрытие множества  $P$ . Каждой прямой

$$l_j = \{x \in \mathbb{R}^2 : c_j^T x = d_j\}$$

сопоставим подмножества  $A(j) = P(j) = P \cap l_j$  и  $B(j) = (P(j) - \varepsilon\sigma) \cup (P(j) + \varepsilon\sigma)$ . Без ограничения общности можно полагать, что  $A(j) \neq \emptyset$ , и для каждой точки  $a \in A(j)$

справедливо неравенство

$$(c_j^T(a - \varepsilon\sigma) - d_j)(c_j^T(a + \varepsilon\sigma) - d_j) < 0. \quad (2.3)$$

Зафиксируем число  $0 < \delta_j < \varepsilon$  и зададим функции  $f_{2j-1}$  и  $f_{2j}$  формулами

$$f_{2j-1}(x) = c_j^T x - d_j + \delta_j, \quad f_{2j}(x) = -c_j^T x + d_j + \delta_j \quad (2.4)$$

так, чтобы выполнялись неравенства

$$\begin{cases} f_{2j-1}(a - \varepsilon\sigma) \cdot f_{2j}(a - \varepsilon\sigma) < 0, \\ f_{2j-1}(a + \varepsilon\sigma) \cdot f_{2j}(a + \varepsilon\sigma) < 0, \end{cases} \quad (a \in A(j)). \quad (2.5)$$

В силу справедливости неравенства (2.3), такое построение возможно. Очевидно, что наряду с неравенствами (2.5), по выбору  $\varepsilon$ , также будут выполнены неравенства

$$\begin{aligned} f_{2j-1}(a) > 0, \quad f_{2j}(a) > 0, \quad (a \in A(j)), \\ f_{2j-1}(x) \cdot f_{2j}(x) < 0, \quad (x \in A \cup B \setminus (A(j) \cup B(j))). \end{aligned}$$

По построению, последовательность функций  $(f_1, \dots, f_{2s})$  обладает свойством

$$\begin{aligned} |\{k : f_k(a) > 0\}| &\geq s + 1, \quad (a \in A), \\ |\{k : f_k(b) < 0\}| &= s, \quad (b \in B) \end{aligned}$$

Дополнив ее произвольной аффинной функцией  $f_0$ , удовлетворяющей условиям

$$f_0(x) < 0, \quad (x \in A \cup B), \quad (2.6)$$

непротиворечивым ввиду конечности множества  $A \cup B$ , получим искомый комитет

$$Q = (f_0, f_1, \dots, f_{2s+1}),$$

разделяющий множества  $A$  и  $B$  (см. Рис. 2).

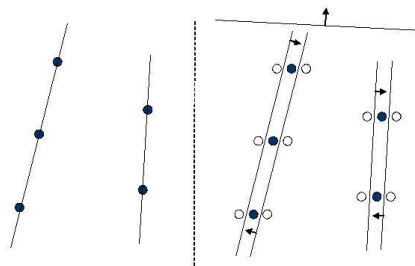


Рис. 2. Построение разделяющего комитета по заданному покрытию

2. Множество  $P$ , очевидно, обладает покрытием, состоящим из не более чем  $\lceil \frac{k}{2} \rceil$  прямых. Обозначим через  $s$  мощность его минимального (по числу элементов) покрытия. Покажем, что сопоставленные множеству  $P$  согласно описанной выше схеме множества  $A$  и  $B$  не могут быть отделимы аффинным комитетом с числом элементов  $q < 2s + 1$ .

Пусть  $Q = (f_1, \dots, f_q)$ ,  $f_i(x) = c_i^T(x) - d_i$ , – произвольный комитет аффинных функций, разделяющий множества  $A$  и  $B$ . По определению комитета, для каждой точки  $a \in A$  найдутся подходящие номера  $i_1 = i_1(a)$  и  $i_2 = i_2(a)$  такие, что

$$f_{i_1}(a) > 0, \quad f_{i_1}(a + \varepsilon\sigma) < 0, \tag{2.7}$$

$$f_{i_2}(a) > 0, \quad f_{i_2}(a - \varepsilon\sigma) < 0. \tag{2.8}$$

Введем следующие обозначения: для  $a \in A$  через  $I_1(a)$  обозначим множество всех номеров  $i_1$ , удовлетворяющих условию (2.7), аналогично, обозначим через  $I_2(a)$  обозначим множество номеров  $i_2$ , удовлетворяющих условию (2.8). Далее, определим множества  $I_1$  и  $I_2$  равенствами

$$I_1 = \bigcup_{a \in A} I_1(a), \quad I_2 = \bigcup_{a \in A} I_2(a).$$

По-доказанному,  $I_1, I_2 \neq \emptyset$ , и, в силу (2.7)-(2.8), справедливы неравенства

$$c_i^T \sigma < 0 \quad (i \in I_1), \quad c_i^T \sigma > 0 \quad (i \in I_2),$$

следовательно,  $I_1 \cap I_2 = \emptyset$ .

Для произвольного номера  $i \in I_1$  введем обозначение  $A'(i) = \{a \in A : i \in I_1(a)\}$ . По построению, для каждого  $a \in A'(i)$  прямая  $f_i(x) = 0$  пересечет отрезок  $[a, a + \varepsilon\sigma]$ . Следовательно, в силу утверждения 1, и по выбору  $\varepsilon$ ,  $\dim \text{aff}(A'(i)) = 1$ . Поскольку  $\bigcup_{i \in I_1} A'(i) = A = P$ , то  $|I_1| \geq s$ , по выбору  $s$ . Аналогично обосновывается неравенство  $|I_2| \geq s$ . Таким образом,

$$q \geq |I_1| + |I_2| \geq 2s. \tag{2.9}$$

Нетрудно убедиться в справедливости более сильного неравенства  $q \geq 2s + 1$ . В самом деле, в противном случае комитет  $Q$  из  $2s$  элементов путем исключения произвольного элемента может быть преобразован в аффинный комитет, разделяющий множества  $A$  и  $B$  и состоящий из  $2s - 1$  члена (см., напр. [5]), что противоречит (2.9). Теорема доказана.  $\square$

**Следствие 1.** *Задача PASC NP-полна в сильном смысле. Задача ASC<sup>11</sup>, сформулированная в пространстве фиксированной размерности  $n > 1$  – также NP-полна в сильном смысле.*

**Следствие 2.** *Задача MASC, сформулированная в  $\mathbb{Q}^n$  при произвольном фиксированном  $n > 1$ , – NP-трудна.*

### 3. КОМИТЕТНАЯ ОТДЕЛИМОСТЬ МНОЖЕСТВ, НАХОДЯЩИХСЯ В ОБЩЕМ ПОЛОЖЕНИИ

При доказательстве труднорешаемости задачи о комитетной отделимости конечных множеств на плоскости (PASC) существенно использовалась вырожденность разделяемых множеств. Аналогичный результат может быть получен и при дополнительном условии общности положения разделяемых множеств.

<sup>11</sup>Задача об аффинном разделяющем комитете в форме задачи распознавания свойства

Будем говорить, что множество  $D \subset \mathbb{R}^n$ ,  $|D| > n$ , находится в общем положении, если для каждого подмножества  $D' \subseteq D$  мощности  $n + 1$  справедливо соотношение  $\dim \text{aff}(D') = n$ .

В частности, конечное подмножество плоскости находится в общем положении, если никакие три его точки не лежат на одной прямой. Договоримся подзадачу задачи PASC, условие которой задается множествами  $A$  и  $B$  так, что множество  $A \cup B$  находится в общем положении, называть задачей PASC-GP.

Пусть далее условие задачи PC, по аналогии с предыдущим разделом, задано  $k$ -элементным множеством  $P$  целочисленных точек и натуральным числом  $s$ , а числа  $\rho$  и  $\varepsilon$  определены по формуле (2.2). Зафиксируем векторы  $\sigma$  и  $\tau$  так, чтобы  $\|\sigma\|_2 = 1$ ,  $\|\tau\|_2 = 1$ ,  $\sigma \perp \tau$  и для любых  $\{i, j\} \subset \mathbb{N}_k$  отрезки  $[p_i - \varepsilon\sigma, p_i + \varepsilon\sigma]$  и  $[p_j - \varepsilon\sigma, p_j + \varepsilon\sigma]$ ,  $[p_i - \varepsilon\tau, p_i + \varepsilon\tau]$  и  $[p_j - \varepsilon\tau, p_j + \varepsilon\tau]$  не лежали на одной прямой. Задаче PC поставим в соответствие частную задачу PASC-GP с условием  $A = \{p \pm \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau : p \in P\}$ ,  $B = \{p \pm \varepsilon(p)\sigma : p \in P\}$  и  $t = 2s + 1$  (см. Рис. 3).

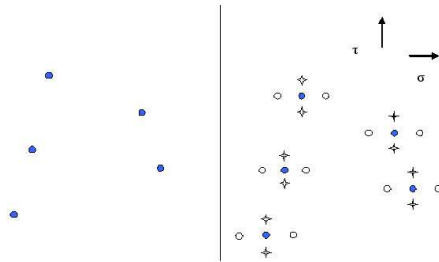


Рис. 3. Схема сведения задачи PC к задаче PASC-GP

Числа  $\varepsilon(p) \in (0, \varepsilon)$  и  $M > 0$  выберем так, чтобы выполнялось условие

$$\max_{p \in P} \frac{\varepsilon(p)}{M} < \min_{p \in P} \varepsilon(p),$$

и множество  $A \cup B$  находилось в общем положении.

Как и ранее, переход от задачи PC к задаче PASC-GP может быть осуществлен за полиномиальное время. Схема обоснования полиномиальной сводимости задачи PC к сопоставленной ей задаче PASC-GP в целом аналогична схеме доказательства теоремы 5.

**Теорема 6.** Множество  $P = \{p_1, \dots, p_k\} \subset \mathbb{Z}^2$  обладает покрытием из  $s$  прямых в том и только в том случае, когда соответствующие ему множества  $A = \{p \pm \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau : p \in P\}$  и  $B = \{p \pm \varepsilon(p)\sigma : p \in P\}$  отделены аффинным комитетом из  $2s + 1$  элемента.

*Доказательство.*

1. Рассмотрим произвольное покрытие прямыми  $L$  множества  $P$ . Каждой прямой  $l_j \in L$  сопоставим подмножество  $P(j) = P \cap l_j$  и подмножества  $A(j) \subset A$  и  $B(j) \subset B$ , индуцируемые  $P(j)$ . Для каждой точки  $p \in P(j)$  соответствующие ей элементы



$p - \varepsilon(p)\sigma$  и  $p + \varepsilon(p)\sigma$  множества  $B(j)$  удовлетворяют неравенству, аналогичному неравенству (2.3), т.е. лежат по разные стороны от прямой  $l_j$ . Выберем число  $\delta_j$  из условия

$$\max_{p \in P} \frac{\varepsilon(p)}{M} < \delta_j < \min_{p \in P} \varepsilon(p)$$

так, чтобы функции  $f_{2j-1}$  и  $f_{2j}$ , определяемые по формулам (2.4), удовлетворяли неравенствам

$$\left. \begin{aligned} f_{2j-1}(p - \varepsilon(p)\sigma) \cdot f_{2j}(p - \varepsilon(p)\sigma) &< 0, \\ f_{2j-1}(p + \varepsilon(p)\sigma) \cdot f_{2j}(p + \varepsilon(p)\sigma) &< 0, \\ f_{2j-1}(p - \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau) \cdot f_{2j}(p - \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau) &> 0, \\ f_{2j-1}(p + \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau) \cdot f_{2j}(p + \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau) &> 0. \end{aligned} \right\} (p \in P(j)).$$

По выбору  $\varepsilon$ , для всех точек  $x \in (A \cup B) \setminus (A(j) \cup B(j))$  выполняется

$$f_{2j-1}(x) \cdot f_{2j}(x) < 0. \tag{3.1}$$

Полученная последовательность функций  $(f_1, \dots, f_{2s})$ , дополненная произвольной аффинной функцией  $f_0$ , удовлетворяющей условию (2.6), образует искомый комитет, разделяющий множества  $A$  и  $B$  и состоящий из  $2s + 1$  элемента (см. Рис. 4).

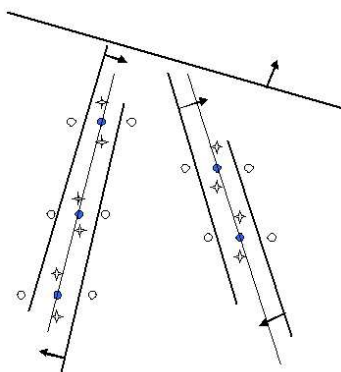


Рис. 4. Построение разделяющего комитета по заданному покрытию

2. Пусть  $Q = (f_1, \dots, f_q)$  – комитет аффинных функций, разделяющий множества  $A$  и  $B$ . По определению комитета, для каждой точки  $p \in P$  и каждой пары точек  $(1, 2)$ ,  $(2, 3)$ ,  $(3, 4)$  и  $(4, 1)$  (см. Рис. 5) найдется подходящий член комитета, правильно классифицирующий эту пару.

Пусть  $f(x) = c^T x - d$  – член комитета, верно классифицирующий точки  $p - \varepsilon(p)\sigma$  и  $p + \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau$  для некоторого  $p \in P$ , т.е. такой, что

$$\begin{aligned} f(p + \frac{\varepsilon(p)}{M}\tau) &= c^T p + \frac{\varepsilon(p)}{M}c^T \tau - d > 0, \\ f(p - \varepsilon(p)\sigma) &= c^T p - \varepsilon(p)c^T \sigma - d < 0, \end{aligned}$$

откуда

$$c^T(\sigma + \frac{1}{M}\tau) > 0. \quad (3.2)$$

Убедимся в том, что для произвольного  $p' \in P$  функция  $f$  не может правильно классифицировать точки  $p' + \varepsilon(p')\sigma$  и  $p' - \frac{\varepsilon(p')}{M}\tau$ . В самом деле, справедливость неравенств

$$\begin{aligned} f(p' - \frac{\varepsilon(p')}{M}\tau) &= c^T p' - \frac{\varepsilon(p')}{M} c^T \tau - d > 0, \\ f(p' + \varepsilon(p')\sigma) &= c^T p' + \varepsilon(p') c^T \sigma - d < 0, \end{aligned}$$

влечет

$$c^T(\sigma + \frac{1}{M}\tau) < 0,$$

что противоречит (3.2).

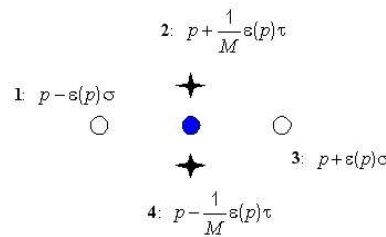


Рис. 5. Нумерация точек

Для каждой точки  $p \in P$  через  $I_1(p)$  обозначим множество индексов прямых, правильно классифицирующих пару (1, 2), а через  $I_2(p)$  – индексов прямых, верно классифицирующих пару (3, 4).

Далее, полагаем

$$I_1 = \bigcup_{p \in P} I_1(p), \quad I_2 = \bigcup_{p \in P} I_2(p).$$

По-доказанному, множества  $I_1$  и  $I_2$  не пусты и  $I_1 \cap I_2 = \emptyset$ . Для произвольного  $i \in I_1$  рассмотрим множество  $P'(i) = \{p \in P : i \in I_1(p)\}$ . Очевидно,  $\bigcup_{i \in I_1} P'(i) = P$ . По построению, прямая  $f_i(x) = 0$  пересекает окрестность  $B(p, \varepsilon)$  каждой точки  $p \in P'(i)$ . Откуда, в силу утверждения 1 и выбора  $\varepsilon$ , имеем  $\dim \text{aff}(P'(i)) \leq 1$ . Тем самым, множество  $P$  обладает покрытием, состоящим из  $|I_1|$  прямых, следовательно,  $|I_1| \geq s$ , по выбору  $s$ .

Аналогично доказывается, что  $|I_2| \geq s$ . Таким образом,

$$q \geq |I_1| + |I_2| \geq 2s. \quad (3.3)$$

Проведя рассуждение, завершающее доказательство теоремы 5, получим искомое неравенство  $q \geq 2s + 1$ . Теорема доказана.  $\square$

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Как следует из результатов данной работы, задача о минимальном аффинном разделяющем комитете является труднорешаемой не только в общем случае, но и в пространствах произвольной фиксированной размерности, большей единицы. При этом, как следует из последнего раздела, причина труднорешаемости не связана с вырожденностью разделяемых множеств.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Мазуров Вл. Д.* Комитеты систем неравенств и задача распознавания // Кибернетика. 1971. №3. С. 140-146.
2. *Хачай М. Ю.* О вычислительной сложности задачи о минимальном комитете и смежных задач // ДАН, 2006, 406, №6, С. 742-745.
3. *Хачай М. Ю.* О вычислительной и аппроксимационной сложности задачи о минимальном аффинном разделяющем комитете // Таврический вестник информатики и математики. 2006, №1, С. 34-43.
4. *Хачай М. Ю.* Вычислительная сложность комбинаторных задач, связанных с комитетной отделимостью конечных множеств // Компьютерная оптика. 2007, т. 31, №3, С. 63-69.
5. *Mazurov Vl. D., Khachai M. Yu., Rybin A. I.* Committee Constructions for Solving Problems of Selection, Diagnostics and Prediction // Proceedings of the Steklov Institute of mathematics. Suppl. 1, (2002), S67-S101.
6. *Megiddo N., Tamir A.* On the complexity of locating linear facilities in the plane // Operations research letters. 1982, vol. 1, no. 5, p. 194-197.

*Статья поступила в редакцию 19.04.2008*

## СТРУКТУРНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ ОЦЕНКИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АВТОТРАНСПОРТНЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ<sup>12</sup>

© Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Киселёва Н.Е.

ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ РАН

**Abstract.** This paper is dedicated to the utilization of data analysis structure-classification methods in order to estimate the enterprise functioning efficiency (by the example of the passenger motor transport enterprises in the Moscow Region).

### ВВЕДЕНИЕ

В работе рассмотрены результаты использования методов классификационного анализа данных [1] для оценки эффективности функционирования предприятий. Рассмотрение проводится на примере системы управления пассажирскими автоперевозками в Московской области. В отличие от других субъектов Российской Федерации в Московской области такие перевозки в основном осуществляет государственное унитарное предприятие (по структуре управления фактически являющееся холдингом) – ГУП «Мострансавто», которое имеет 40 филиалов, – это фактически (но не юридически) самостоятельные (АТП), функционирующие во всех районах области.

Для построения моделей функционирования автотранспортных предприятий применялись методы классификационного анализа данных, в том числе алгоритмы автоматической классификации [1], экстремальной группировки параметров [2] и кусочной аппроксимации сложных зависимостей [3].

Массив исходной информации содержал значения 43 показателей (25 первичных и 18 расчетных) работы АТП за 4 года. Чтобы исключить влияние размера предприятия, анализ проводился в удельных показателях (на один час работы автобуса). Чтобы исключить влияние инфляции, все стоимостные показатели были пересчитаны в сопоставимых ценах. Для построения кусочно-линейных моделей в основном использовалась двухэтапная процедура кусочной аппроксимации [4]. На первом этапе с помощью комплексного алгоритма автоматической классификации [5] производится классификация всех объектов в пространстве входных параметров. На втором этапе для каждого из классов строилась локальная линейная регрессионная модель зависимости одного из выходных параметров от некоторого множества входных. Для выбора информативных параметров (снижения размерности пространства входов) использовались алгоритмы экстремальной группировки параметров [2, 5]. Всего было построено 7 моделей, характеризующих структуру и динамику доходов, себестоимости перевозок, а также влияние структуры автопарка и размера предприятия на экономическую эффективность перевозок.

---

<sup>12</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проект 08-07-00349-а.

## 1. ИСХОДНАЯ СТАТИСТИЧЕСКАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Выбор показателей для оценки эффективности предприятий пассажирского автотранспорта имеет определенную специфику. Вообще говоря, в условиях рыночной экономики показателями эффективности предприятия являются уровень рентабельности (в текущем году и в динамике за ряд лет) и положение на рынке (динамика объема продукции или услуг за ряд лет). Однако пассажирские АТП по ряду причин являются убыточными. В существующих условиях есть только один показатель, на основе которого можно судить об эффективности предприятия, - это получаемый предприятием доход. Однако величина дохода сама по себе ещё не может служить оценкой эффективности, единственным надёжным критерием является динамика дохода, показывающая, насколько активно ведет себя предприятие на рынке транспортных услуг.

Для сравнительной оценки эффективности предприятий удобнее перейти к удельным показателям, позволяющим исключить влияние размера предприятия. В работе используется показатель «доход на один час работы автобуса» (сокращенно «часовой доход»). Часовой доход (ЧД) ещё меньше, чем величина дохода (Д), может служить оценкой эффективности предприятия, поскольку при одной и той же величине Д величина ЧД зависит от количества авточасов (объема транспортного обслуживания). Но и динамика ЧД сама по себе не может использоваться в качестве критерия эффективности, поскольку один и тот же прирост ЧД может быть достигнут как за счет увеличения количества пассажиров или тарифа, так и сокращением авточасов. По этой же причине нельзя использовать в качестве итогового показателя эффективности коэффициент доходности (КД - отношение дохода к расходам). В условиях убыточности увеличение КД может быть вызвано сокращением объема перевозок.

Однако можно ввести такой показатель динамики ЧД, который исключал бы его прирост за счет сокращения авточасов. Пусть, например, в течение нескольких лет часовой доход предприятия увеличился в  $k_{\text{ЧД}}$  раз, а количество авточасов - в  $k_{\text{АЧ}}$  раз. Если бы доход предприятия за этот период не изменился, часовой доход за счет сокращения авточасов вырос бы в  $1/k_{\text{АЧ}}$  раз, и его прирост составил бы  $\Delta\text{ЧД} = (\text{ЧД} - \text{ЧД}_0) = \text{ЧД}_0 (1/k_{\text{АЧ}} - 1)$ , где  $\text{ЧД}_0$  - величина часового дохода в базовом году, относительно которого считается прирост. Пусть  $\text{ЧД}_T$  - величина часового дохода в текущем году. Тогда его фактический прирост равен  $\text{ЧД}_T - \text{ЧД}_0 = \text{ЧД}_0 (k_{\text{ЧД}} - 1)$ . Вычитая  $\Delta\text{ЧД}$  из фактического прироста часового дохода и деля на  $\text{ЧД}_0$ , получим показатель  $\text{РПЧД} = k_{\text{ЧД}} - 1/k_{\text{АЧ}}$ , который назовём **реальным приростом часового дохода**. Этот показатель характеризует относительный прирост часового дохода за счет всех факторов, кроме сокращения авточасов. Не составляет труда исключить таким же образом влияние повышения тарифа на прирост ЧД. Однако, поскольку тариф для всех предприятий области один и тот же, этого можно не делать. В совокупности два показателя - РПЧД и сокращение авточасов - достаточно полно характеризуют эффективность работы автотранспортного предприятия с точки зрения увеличения доходов.

Исходными являются данные о работе 40 пассажирских АТП «Мострансавто» за 4 года. Каждое предприятие характеризуется 43-я показателями, 25 из которых взяты из форм статистической отчетности, а остальные 18 (в том числе показатель РПЧД) являются расчетными. Чтобы исключить влияние инфляции, все стоимостные показатели даны в сопоставимых ценах.

Задача состоит в выявлении факторов, влияющих на показатели эффективности АТП, а также в выяснении возможности воздействовать на эти факторы для изменения их в нужном направлении.

## 2. КЛАССИФИКАЦИЯ АТП «МОСТРАНСТВО»

**2.1. Классификация по показателям эффективности.** Вначале отметим, что коэффициент корреляции между показателями «прирост дохода» и РПЧД равен 0,971, т.е. динамика удельного дохода и динамика дохода предприятия практически совпадают.

С помощью комплексного алгоритма автоматической классификации [5] и алгоритма построения хорошо интерпретируемой классификации [6] была построена двумерная классификация предприятий по показателям «сокращение авточасов» и РПЧД с тремя диапазонами значений каждого показателя («высокие», «средние» и «низкие» значения). Разброс значений показателей оказался достаточно большим. Было выделено 12 лучших АТП – с наибольшим реальным приростом часового дохода и наименьшим сокращением авточасов. Эти предприятия имеют РПЧД от 15 до 64 % и сокращение авточасов от –2 % (увеличение на 2%) до 10 %. Было выделено также 8 худших АТП, которые имеют РПЧД от –17 до –99 % и сокращение авточасов от 26 до 51 %.

Для объяснения столь больших различий в показателях эффективности АТП экспертами было сделано предположение, что лучшие и худшие предприятия отличаются не только показателями эффективности, но и другими показателями, от которых, возможно, и зависит эффективность (например, размерами; доходами от разных видов перевозок; количеством автобусов, занятых в этих перевозках; и т.п.). Чтобы проверить сделанное предположение, был проведен сравнительный анализ значений средних и стандартных отклонений всех 25 первичных показателей для лучших и худших АТП.

Оказалось, что по большинству показателей статистически значимых различий между лучшими и худшими предприятиями не наблюдается. Это касается не только общих показателей, но и показателей по отдельным видам перевозок. В соответствии с действующей системой учёта все перевозки разделены на четыре вида – *маршрутными такси, городские, пригородные и междугородные* перевозки. По каждому виду перевозок между показателями лучших и худших предприятий нет статистически значимых отличий, за исключением показателей междугородных перевозок.

Таким образом, сделанное предположение не подтвердилось. Этому возможно только одно объяснение – фактором, влияющим на показатели эффективности предприятия, может быть сложившаяся структура дохода (или структура перевозок, далее эти понятия используются как синонимы).

**2.2. Классификация по структуре дохода.** Для проверки этого была построена классификация АТП по структуре дохода, т.е. классификация в четырехмерном пространстве показателей – доли дохода от каждого вида перевозок в суммарном доходе предприятия.

При этом каждое АТП за каждый год считалось независимым объектом. Таким образом, классифицировалось  $40 \times 4 = 160$  АТП. Вначале в четырехмерном пространстве была построена обычная классификация [5] на 14 классов. Затем, с помощью алгоритма построения хорошо интерпретируемых классификаций [6] для каждого показателя были определены диапазоны высоких, средних и низких значений. Границы этих диапазонов строились по критерию минимального числа отсеченных объектов [6]. В построенной таким образом спрямляющей классификации [6] количество непустых классов оказалось равным 19. Проведенный анализ показал, что эта спрямляющая классификация достаточно хорошо аппроксимирует исходную классификацию на 14 классов.

Каждый класс характеризуется четырехпозиционным буквенным кодом, позиции которого соответствуют видам перевозок. В каждой позиции может стоять одна из трех букв: Н (низкая доля в суммарном доходе), С (средняя доля) или В (высокая доля).

Рассмотрим результаты построенной классификации с точки зрения влияния структуры дохода на показатели эффективности. Восемь из 12 лучших предприятий находятся в классах 7 (его описание – НСНС) и 10 (его описание - ННСС). В 3 классах преобладают средние предприятия. Структура перевозок в классах 7 и 10 имеет следующие особенности:

- 1) уровень развития междугородных перевозок не ниже среднего (не менее 0, 14);
- 2) уровень развития не ниже среднего имеет, по крайней мере, еще один вид перевозок, кроме междугородных: городские (в классе 7) – не менее 0, 19 от суммарного дохода или пригородные (в классе 10) – не менее 0, 54 от суммарного дохода.

Что касается важности междугородных перевозок для повышения эффективности, полученные результаты согласуются с результатами предыдущего раздела. Вместе с тем, они дают дополнительную информацию – для получения высоких показателей эффективности одного только развития междугородных перевозок недостаточно, оно должно быть подкреплено развитием хотя бы еще одного вида перевозок.

Для удобства структуру перевозок, характерную для классов 7, 10 условно будем называть «оптимальной». При детальном анализе оказалось, что из 12-ти лучших предприятий 11 имеют оптимальную структуру перевозок - междугородные перевозки на уровне не ниже среднего и, в дополнение к этому, по крайней мере, еще один вид перевозок на уровне не ниже среднего. Таким образом, структура перевозок оказывает влияние на эффективность АТП. Однако это влияние не является

определяющим, – во многих классах присутствуют как лучшие, так и худшие предприятия, причем с очень близкими (даже в пределах своего класса) характеристиками структуры перевозок. Другими словами, оптимальная структура перевозок не столько обеспечивает эффективную работу АТП, сколько создает для неё благоприятные возможности. Однако эти возможности нужно ещё уметь реализовать. Таким образом, возникает проблема управляемости – в какой степени АТП и холдинг могут влиять: 1) на показатели эффективности в рамках существующей структуры перевозок и 2) на саму структуру перевозок.

### **3. УПРАВЛЕНИЕ СТРУКТУРОЙ ПЕРЕВОЗОК И ВЕЛИЧИНОЙ ДОХОДА**

Рассмотрим вначале вопрос о возможности управления самой структурой перевозок. Среди специалистов пассажирского автотранспорта широко распространено мнение, что структура перевозок и получаемый предприятием доход определяются структурой пассажиропотока и от предприятия практически не зависят [7]. Для проверки справедливости этого мнения проанализируем, как изменились структуры перевозок этих предприятий за 4 года. Будем говорить, что АТП улучшило структуру перевозок, если в первый год она не была оптимальной, а в последующие годы стала таковой. И наоборот, если в первый год структура перевозок АТП была оптимальной, а в четвёртый год уже перестала быть таковой, будем говорить, что его структура перевозок ухудшилась.

Три из 12 лучших АТП на протяжении всех четырёх лет сохраняли оптимальную структуру перевозок. Ещё 9 АТП улучшили свою структуру, причём 5 из них вошли в число лучших предприятий. Однако остальным 4 АТП одного только улучшения структуры оказалось недостаточным. Причина этого состоит в том, что разные АТП улучшают структуру перевозок по разному – одни преимущественно за счёт развития перспективного вида перевозок, другие – за счёт сокращения неперспективных. Ухудшили же структуру перевозок за тот же период всего 3 АТП.

Анализ классификации показал, что качественное изменение структуры перевозок требует времени, – за четырёхлетний период структура перевозок изменилась у 32 предприятий из 40, а за последний год – только у 14.

Таким образом, результаты анализа свидетельствуют о том, что АТП имеют возможность изменять структуру перевозок как за счёт развития перспективных видов перевозок, так и за счёт сокращения неперспективных.

Как отмечалось выше, принадлежность АТП к тому или иному классу по структуре перевозок создает лишь благоприятные возможности для эффективной работы предприятия, и многое зависит от того, как предприятие реализует эти возможности.

В качестве примера рассматривались три пары предприятий, очень близких по структуре перевозок, но резко отличающихся по показателям эффективности. По итогам этого сравнительного анализа, можно сказать, что резкие различия в динамике показателей эффективности во всех рассмотренных случаях невозможно объяснить действием каких-то объективных факторов (за исключением резкого уменьшения объёмов перевозок маршрутными такси, от которого сильно пострадало Балашинское АТП).



Таким образом, как структура перевозок (долевое распределение доходов от разных видов перевозок), так и абсолютные величины этих доходов в сильной степени зависят от эффективности руководства предприятием и, следовательно, обладают достаточно высокой степенью управляемости. В условиях рыночной конкуренции не существует стандартных правил повышения эффективности АТП, многое зависит от инициативы руководства АТП, его умения работать в контакте с местной администрацией и т.п.

Проведенная экспертиза, в которой участвовали директора АТП, их заместители по перевозкам, начальники отделов эксплуатации, выявила следующие факторы, влияющие на доходность перевозок:

1. Интенсивность пассажиропотока (на социальных маршрутах существенное значение имеет также его структура, т.е. доля пассажиров, имеющих льготы по оплате проезда).
2. Конкурентоспособность АТП на рынке пассажирских перевозок, на которую влияет ряд позиций, многие из которых не зависят от АТП, в том числе к ним относятся: недостатки действующего законодательства; специфика взаимоотношений с местной администрацией; рыночная стратегия АТП (позиция АТП на рынке перевозок); эффективность помощи, оказываемой АТП вышестоящей организацией (ГУП «Мострасавто»).

Поскольку первый фактор – интенсивность пассажиропотока – определяется территориальным расположением АТП, численностью и составом населения, существующим спросом на перевозки, его можно рассматривать как объективный, не зависящий от АТП. Поэтому основное внимание необходимо обращать на группу факторов, определяющих конкурентоспособность предприятия.

Таким образом, анализ полученной классификации подтверждает, что как структурой перевозок, так и доходами от разных видов перевозок можно управлять. Предложенный метод классификационного анализа даёт руководству «Мострансавто» новый инструмент управления. Пользуясь этим инструментом, можно находить наиболее выгодную в данное время структуру перевозок, определять отстающие виды перевозок и разрабатывать стратегию их развития как по холдингу в целом, так и по отдельным АТП. Использование показателей эффективности даёт возможность руководству своевременно фиксировать негативные тенденции в развитии отдельных АТП и принимать меры по их устранению – своевременно укреплять руководство этими предприятиями, устранять «узкие места» во взаимоотношениях предприятий с районной администрацией, выравнивать условия конкуренции с частными перевозчиками и т.д.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены результаты использования методов классификационного анализа данных для оценки эффективности пассажирских автоперевозок в Московской области.

Для построения моделей функционирования автотранспортных предприятий применялись методы классификационного анализа данных, в том числе алгоритмы

автоматической классификации, экстремальной группировки параметров и кусочной аппроксимации сложных зависимостей, а также экспертные методы коррекции и анализа полученных классификаций. Была построена классификация АТП по показателям динамики часового дохода и количества авточасов. Разброс значений показателей оказался весьма большим. Было сделано предположение, что фактором, влияющим на динамику часового дохода и количества авточасов, может быть структура дохода, обусловленная сложившейся на предприятии структурой перевозок. Для проверки этого предположения была построена автоматическая классификация 40 АТП по структуре дохода. Детальное рассмотрение результатов классификации показало, что влияние структуры перевозок не является определяющим. Было показано, что «оптимальная» структура перевозок не столько обеспечивает эффективную работу предприятий, сколько создает для неё благоприятные возможности, которые необходимо ещё реализовать. Была сформулирована проблема управляемости, – в какой степени предприятия могут влиять, во-первых, на показатели экономической эффективности в рамках существующей структуры перевозок и, во-вторых, на саму структуру перевозок.

Рассмотрены возможности управления структурой перевозок и величиной дохода АТП. Результаты более детального анализа свидетельствуют о том, что резкие различия в динамике показателей АТП «Мострансавто» невозможно объяснить действием только объективных факторов. Как структура перевозок (т.е. долевое распределение доходов от разных видов перевозок), так и абсолютные величины этих доходов в сильной степени зависят от эффективности работы руководителей предприятия и руководства «Мострансавто».

Предложенный метод классификационного анализа предприятий даёт руководству «Мострансавто» новый инструмент управления. Пользуясь этим инструментом, «Мострансавто» может находить наиболее выгодную в данное время структуру перевозок, определять отстающие виды перевозок и разрабатывать стратегию их развития. Использование показателей эффективности даёт возможность руководству «Мострансавто» своевременно фиксировать негативные тенденции в развитии отдельных предприятий и принимать меры по их устранению.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бауман Е.В., Дорофеев А.А. Классификационный анализ данных. / Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. / – М.: СИНТЕГ. 1999. – С. 62-77.
2. Браверман Э.М., Мучник И.Б. Структурные методы обработки эмпирических данных / – М.: Наука. 1983. – 464 с.
3. Бауман Е.В., Дорофеев А.А., Корнилов Г.В. Алгоритмы оптимальной кусочно-линейной аппроксимации сложных зависимостей. / Автоматика и телемеханика. № 10. 2004.
4. Бауман Е.В., Дорофеев А.А., Чернявский А.Л. Методы структурной обработки эмпирических данных. / Измерения, контроль, автоматизация. 1985. № 3. – С. 64-69.
5. Дорофеев Ю.А. Комплексный алгоритм автоматической классификации и его применение для анализа и принятия решений в больших системах управления. / Теория активных систем. Труды международной научно-практической конференции. / – М.: ИПУ РАН. 2007. – С. 39-42.

6. *Дорофеев А.А., Чернявский А.Л.* Алгоритмы построения хорошо интерпретируемых классификаций. / Проблемы управления. №2, 2007. – С. 81-83.
7. Совершенствование организации и управления городского общественного пассажирского транспорта. Материалы межрегионального совещания-семинара в г. Туле. / Автомобильный транспорт. № 8. 2005. – С. 4-6.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

## ЭКСПЕРТНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ ПРОЦЕДУР ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СТРАХОВОМ БИЗНЕСЕ<sup>13</sup>

© Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Кулькова Г.В.

ИНСТИТУТ ПРОБЛЕМ УПРАВЛЕНИЯ РАН

This paper is dedicated to expert-rangings methods utilization the decision-making procedures within the making of contracts for corporate clients complex servicing (by the example of insurance companies).

### ВВЕДЕНИЕ

В рыночной экономике постоянно идут процессы совершенствования и повышения эффективности процедур принятия решений. Примером такой тенденции могут служить процессы принятия решений в страховых компаниях. Новые организационные формы минимизации экономических рисков вызвали необходимость системных преобразований механизмов и процедур принятия решений, разработки механизма выработки компромиссных управленческих решений при проведении переговоров с корпоративными клиентами страховой компании. Для этой цели в работе используются методы структурной экспертизы [1], а также классификационные методы анализа сложноорганизованных данных [2].

### 1. МЕТОДЫ СТРУКТУРНОЙ ЭКСПЕРТИЗЫ В ПРОЦЕДУРАХ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В КЭПТИВНЫХ КОМПАНИЯХ

При совершенствовании некоторых социально-экономических систем управления, а также при принятии управленческих решений в процессе их функционирования имеется ярко выраженная структура проекта изменения системы или варианта принимаемого решения. Другими словами проект является совокупностью относительно независимых компонент (направлений) и задача состоит в тщательной проработке каждой такой компоненты и их адекватном агрегировании в единый проект. В такой ситуации возможны два варианта [1]. Первый, когда по каждому направлению проводится независимая экспертиза либо в одной экспертной комиссии, либо одним экспертом, называется *структурной экспертизой*. И второй, когда по каждому направлению проводится независимая многовариантная экспертиза [3] называется *структурно-иерархической экспертизой*. Выбор проекта (варианта решения) по каждому направлению осуществляет ЛПР, ответственный за это направление, а их агрегирование в единый проект (управленческое решение) - ЛПР верхнего уровня (руководитель организации). Вообще говоря, число уровней иерархии в такой экспертизе может быть больше двух, - некоторые направления могут разбиваться на поднаправления, некоторые из которых, в свою очередь, могут разбиваться на подподнаправления и т.д. Очевидна схема обобщения процедуры агрегирования частных проектов (решений) для многоуровневой схемы.

<sup>13</sup>Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проект 08-07-00427-а.

Методы структурной экспертизы целесообразно использовать для поддержки принятия управленческих решений в компаниях со структурированным бизнесом, в том числе в транспортно-экспедиционных, снабженческо-сбытовых, страховых компаниях.

Методы структурно-иерархической экспертизы целесообразно использовать для разработки проектов реорганизации крупномасштабных организационно-административных и социально-экономических систем управления, а также при реорганизации крупных многопрофильных национальных и транснациональных корпораций.

В последние десятилетия страховой бизнес (как и банковско-финансовый) по темпам развития занимает одно из первых мест в мире, именно поэтому в работе предложенная методология рассматривается на примере страховых компаний (СК), которые работают в основном с корпоративными клиентами. С каждым клиентом может быть заключён договор на несколько видов страхования, а его условия определяются в ходе переговоров, на которых происходит согласование интересов клиента и СК. В процессе поиска компромиссного решения СК может пойти на уступки (снижение тарифов) по одним видам страхования, обеспечив выгодные для себя условия по другим видам. Такой процесс нахождения взаимоприемлемого решения укладывается в методологию структурной экспертизы [1]. Предлагаемая схема подготовки принятия решения в страховой компании показана на рис. 1.

Главная роль в переговорах с корпоративным клиентом принадлежит ЛПР – руководителю страховой компании (президенту, генеральному директору). На первом этапе выясняются интересы и пожелания клиента в области снижения экономического риска, оценивается его перспективность для дальнейшего сотрудничества (виды риска, возможные размеры взносов в компенсационный фонд и т.д.). На последующих этапах ведётся проработка условий договора. Для выработки конкретных решений и ограничений по каждому из  $k$  видов риска ЛПР привлекает экспертов (реже – экспертные комиссии)  $\mathcal{E}_1, \dots, \mathcal{E}_k$ .

Такой процесс экспертизы может потребовать нескольких итераций. Вначале эксперты СК как основу для переговоров предлагают наиболее выгодные для компании условия работы с клиентом по всем задействованным направлениям снижения риска. Эти предложения формируются на основе рыночных тарифов с учетом множества не поддающихся формализации факторов. Однако в процессе переговоров клиент стремится изменить предлагаемые условия в свою пользу. При этом он опирается на информацию, получаемую от своих технических специалистов. Если ЛПР считает, что у СК есть возможность сделать уступки, он начинает вторую итерацию работы с экспертами, выясняя пределы уступок по каждому виду экономического риска и размеры суммарных рисков компании в этих случаях. Затем возобновляются переговоры с клиентом и т.д., пока не будет достигнуто соглашение, либо выяснится его нецелесообразность для страховой компании.

Предлагаемый механизм выработки решения имеет ряд общих черт с процессом, который используется в методе многовариантной экспертизы [3]. Во-первых, это

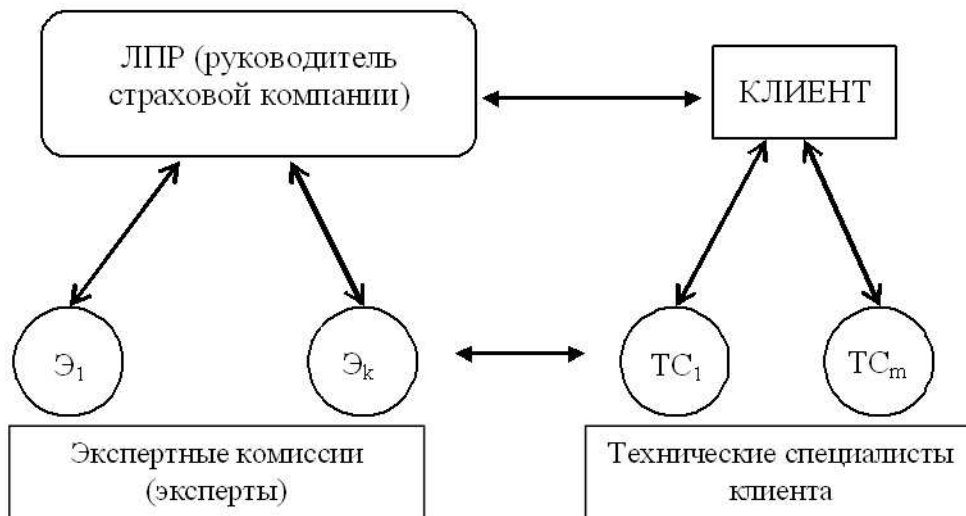


Рис. 1. Схема подготовки принятия решения в страховой компании

необходимость неформального обсуждения. В процессе выработки решения, приемлемого как для СК, так и для клиента, приходится учитывать множество плохо формализуемых факторов: величину риска (которая может зависеть от эффективности противопожарных мероприятий, надежности производственного оборудования, технологии перевозки и особенностей организации перевозочного процесса в конкретной транспортной компании, технических и возрастных характеристик транспортных средств и т.п.), перспективность клиента и т.д. Поэтому решение об условиях соглашения лишь при незначительных рисках принимается самостоятельно экспертом – руководителем соответствующего отдела СК. Как правило, оно обсуждается с ЛПР. Во-вторых, здесь тоже существует конфликт интересов. Каждый из экспертов отвечает за свой вид экономического риска и стремится не допустить убытков по своему направлению. ЛПР уступает экспертам в знании обстоятельств и условий конкретных видов экономического риска, но в то же время он не может во всех случаях соглашаться с их предложениями. Его задача – оценить перспективность клиента в целом и на этой основе определить, по каким видам рисков и в каких пределах можно пойти на уступки.

Однако между предлагаемым механизмом и методом многовариантной экспертизы имеются также и существенные различия:

1. Для ускорения процесса выработки решения роль экспертных комиссий выполняют отдельные эксперты (как правило, это руководители профильных отделов СК).
2. В предложенном механизме каждый эксперт вырабатывает не один из вариантов принятия общего решения (как это делается в методе многовариантной экспертизы), а только структурную компоненту этого общего решения, соответствующую конкретному направлению работы с клиентом. По существу готовится только один

вариант, в который затем – в процессе обсуждений и переговоров – вносятся корректировки.

3. В методе многовариантной экспертизы экспертные комиссии, представляющие разные точки зрения, взаимодействуют между собой только через проводящих экспертизу внешних консультантов (консалтинговую группу). Это позволяет исключить негативное влияние межличностных отношений, мешающих экспертам откровенно высказывать свои мнения. В предлагаемом механизме роль консалтинговой группы выполняет ЛПР (руководитель СК). Это предъявляет особые требования к стилю руководства. Поскольку функционирование страховых компаний всегда связано с риском, их руководители, как правило, прислушиваются к мнениям экспертов и хотят их знать даже в тех случаях, когда они не совпадают с их собственной точкой зрения.

4. В методе многовариантной экспертизы ЛПР практически не участвует в подготовке решения, получая результаты экспертизы уже в готовом виде. В предлагаемом методе структурной экспертизы ЛПР с первого момента играет в подготовке решения основную роль. Это, безусловно, положительно сказывается на качестве решений, хотя и увеличивает нагрузку на ЛПР.

Процесс переговоров с клиентом – это специфическая особенность работающих с корпоративными клиентами обслуживающих компаний. Однако рассматриваемый на примере СК экспертный механизм принятия решений имеет следующие универсальные черты, придающие ему системный характер и делающие его пригодным для принятия решений не только в текущей деятельности обслуживающих компаний, но и при системном реформировании компаний любого профиля:

- систематическое рассмотрение всех возможных вариантов;
- исчерпывающий анализ преимуществ и недостатков каждого варианта;
- создание условий, при которых личная заинтересованность экспертов используется в общих интересах;
- демократический характер обсуждения, обеспечивающий учет всех имеющихся мнений;
- итерационный характер процесса, позволяющий корректировать предварительные оценки вариантов решений;
- участие ЛПР на всех этапах подготовки решения (в отличие от традиционных механизмов, когда он только утверждает или требует доработки уже готового решения);
- использование современных информационных технологий, процедур анализа данных (в том числе экспертных оценок) и других методов поддержки принятия управленческих решений.

В описанном экспертном механизме выработки компромиссных решений в процессе переговоров важную роль играет оценка перспективности клиента. Особенно трудно оценить перспективность потенциального клиента, с которым компания ещё не работала. Был предложен метод объективной оценки перспективности такого клиента на основе результатов классификационного анализа клиентуры СК по статистическим показателям её работы за ряд лет.

Хотя рассмотрение велось на примере страховой компании, предлагаемый метод, по сути, является универсальным и может использоваться для выработки экономической политики и снижения экономических рисков любой компании с большим количеством поставщиков и потребителей.

В описанном процессе выработки решения важную роль играет заинтересованность экспертов. Как уже отмечалось выше, каждый из них отвечает за «свой» вид страхования и стремится не допустить по нему убытков. ЛПР же должен уметь оценить перспективность клиента в целом и на этой основе определить, по каким видам страхования и в каких пределах можно пойти на уступки. Чтобы облегчить ему решение этой задачи и был разработан метод структурного анализа клиентов, базирующийся на результатах автоматической классификации клиентов в пространстве показателей страховой деятельности [3].

Поясним основную идею такого подхода на примере анализа страховой деятельности крупной страховой компании, работающей по шести видам страхования только с корпоративными клиентами.

Анализируемый материал включает данные по 43 корпоративным клиентам, среди которых есть как аффилированные (т.е. входящие вместе с рассматриваемой страховой компанией в число дочерних компаний корпорации), так и неаффилированные, акциями которых эта корпорация не владеет.

Рассматриваемая СК оказывает услуги по минимизации шести видов экономического риска. Это риски, связанные с причинением ущерба имуществу, грузам, автотранспорту, риски ущерба при авиаперевозках, риски заболеваний работников и несчастных случаев.

С каждым корпоративным клиентом может быть заключён сроком на один год договор на предоставление услуг по минимизации экономического риска по любому из этих шести видов риска или по любой их совокупности. Работа с каждым клиентом по каждому виду риска в данном году может быть охарактеризована шестью показателями, характеризующими доходы, расходы и прибыль компании, непосредственно связанные с этим клиентом:

1. Сумма полученного от клиента взноса в компенсационный фонд.
2. Сумма вознаграждений, полученных от страховщиков.
3. Сумма затрат на страхование.
4. Сумма компенсаций, выплаченных за поврежденное или утраченное имущество.
5. Расходы компании на работу с данным клиентом.
6. Прибыль компании.

Поскольку каждому клиенту, вообще говоря, могут быть оказаны услуги по минимизации всех шести видов риска, общее количество показателей, характеризующей работу СК с клиентами, равно 36.

В качестве показателей перспективности клиентов СК рассмотрим два показателя:

- среднегодовая прибыль, получаемая компанией от работы с клиентом;



- «постоянство» клиента, т.е. продолжительность его сотрудничества с компанией.

Эти показатели соответствуют тому, что мы интуитивно вкладываем в понятие «перспективности клиента». Однако они имеют один недостаток: рассчитать их можно лишь на основании опыта работы с клиентом на протяжении ряда лет. Оценить эти показатели на этапе переговоров с новым клиентом затруднительно.

Идея получения такой оценки заключается в следующем. Естественно предположить, что клиенты, близкие по рассмотренным выше 36 показателям работы с компанией, будут близкими и по показателям перспективности. Поэтому, чтобы оценить перспективность нового клиента, построим вначале классификацию всех клиентов компании, с которыми она уже работала, т.е. разобьем их на классы «однотипных» (близких по показателям работы с компанией) клиентов. Затем определим, к какому из этих классов принадлежит новый клиент. Тогда в качестве оценки перспективности этого нового клиента примем средние значения показателей перспективности клиентов его класса.

Анализировались данные за 4 года, при этом каждый клиент в каждом году рассматривался как независимый объект. Общее количество клиентов 43, количество объектов 117. Методом экстремальной группировки [4] из 36 показателей были выделены 3 информативных показателя (фактора): размеры страховых премий по страхованию имущества (ИМУ1), грузов (ГРУ1) и авиастрахованию (АВИА1). Результаты автоматической классификации 117 объектов в пространстве этих трёх показателей приведены в табл. 1.

Табл. 1. Результаты автоматической классификации объектов в пространстве информативных показателей

№ класса	<i>n</i> об.	<i>n</i> кл.	ИМУ1	ГРУ1	АВИА1	Прибыль
1	6	3	Н, В	С, В	Нет	14,33
2	10	6	С, В	Н, Нет	Нет	38,19
3	18	6	Н	Н	Нет	12,52
4	71	35	Н	Нет	Нет	35,93
5	4	1	Нет	Н	Нет	2,30
6	8	2	Нет	Нет	Н	0,31

Здесь Н, С, В – качественные характеристики классов, означающие, соответственно, *низкий, средний и высокий* размер страховых премий. Соответствующие пороговые значения определяются автоматически при построении классификации, для этой цели используются алгоритмы построения хорошо интерпретируемых классификаций [5]. Нет – данный вид страхования отсутствует; *n* об. – количество объектов в классе, *n* кл. – количество клиентов в классе.

Видно, что классы 1 и 2, включающие около 20% клиентов, дают более 50% прибыли. Классы различаются не только величиной прибыли, но и её распределением по видам страхования. Имея эту классификацию, ЛПР в ходе переговоров определяет класс клиента и таким образом более объективно оценивает направление и размеры возможных уступок [6].

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе рассматривается экспертный механизм выработки компромиссных решений на переговорах с клиентами страховой компании, базирующийся на методах структурной экспертизы. Показано, что эффективность этого механизма во многом зависит от правильной оценки «перспективности» клиента. Предложен метод количественной оценки перспективности клиента, базирующийся на классификационном анализе показателей деятельности компании за ряд лет. Предложенная методология рассмотрена на примере крупной страховой компании и нашла практическое применение в процессах подготовки и принятия решений компании, что позволило существенно повысить эффективность её работы с клиентами.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Покровская И.В., Дорофеев А.А., Шпилов Ю.В.* Методы структурно-классификационной экспертизы в задачах анализа и совершенствования социально-экономических систем / Искусственный интеллект. № 2. 2006. – С. 426-428.
2. *Бауман Е.В., Дорофеев А.А.* Классификационный анализ данных. / Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. / – М.: СИНТЕГ. 1999. – С. 62-77.
3. *Дорофеев А.А., Покровская И.В., Чернявский А.Л.* Экспертные методы анализа и совершенствования систем управления // Автоматика и телемеханика. №10, 2004. – С. 172-188.
4. *Браверман Э.М., Мучник И.Б.* Структурные методы обработки эмпирических данных / – М.: Наука. 1983. – 464 с.
5. *Дорофеев А.А., Чернявский А.Л.* Алгоритмы построения хорошо интерпретируемых классификаций. / Проблемы управления. №2. 2007. – С. 83-84.
6. *Чернявский А.Л., Шпилов Ю.В.* Использование методов структурной экспертизы при принятии решений в задачах страхования / Теория активных систем. Труды XIII Международной научно-практической конференции. / – М.: Институт проблем управления. 2005. – С. 71-74.

*Статья поступила в редакцию 27.04.2008*

УДК 519.6

## МЕТОД КОМПАКТНОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПРОГРАММ НА ОСНОВЕ ЧАСТОТНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ИХ ПОВЕДЕНИЯ

© Шалимов А.В.

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМ. М.В. ЛОМОНОСОВА  
ФАКУЛЬТЕТ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ МАТЕМАТИКИ И КИБЕРНЕТИКИ  
ЛЕНИНСКИЕ ГОРЫ, ГСП-1, г. МОСКВА, 119899, РОССИЯ

E-MAIL: [ashalimov@lvk.cs.msu.su](mailto:ashalimov@lvk.cs.msu.su)

**Abstract.** The article contains the description of a new programs compression method based on the frequency characteristics of programs behavior. Also the results of the theoretical and experimental research are shown demonstrated the possibility of this method application to embedded real-time controlling systems.

### ВВЕДЕНИЕ

Проблема компактного представления программ является актуальной, особенно для встроенных систем управления реального времени [1, 2]. В таких системах, как правило, критическим ресурсом является оперативная память, т.к. внешняя память у них обычно отсутствует. Ограничения по памяти проистекают из двух основных причин: ограничения массо-габаритных параметров и ограничения по энергопотреблению. В этих условиях важной характеристикой программы опять (как и в начале развития ЭВМ) стал необходимый программе объем оперативной памяти. Вышесказанное объясняет важность методов компактного представления программ (методы КПП) в современных условиях.

В статье предложен метода компактного представления последовательных программ на основе частотных характеристик их поведения. Приведены результаты теоретических и экспериментальных исследований, которые показывают потенциальную возможность применения предложенного метода компактного представления программ в бортовых вычислительных системах. В первой части описана задача, в рамках которой разрабатывался предложенный метод КПП. Во второй части дано общее описание предложенного метода КПП. В третьей части приведены выведенные математические зависимости, позволяющие для заданной бортовой вычислительной системы определить возможность применения предложенного метода КПП. В четвертой части описаны результаты экспериментальных исследований предложенного метода КПП.

### 1. ОПИСАНИЕ ЗАДАЧИ

Данный метод КПП разрабатывается для применения в бортовых вычислительных системах (БВС). Это связано с тем, что в большинстве используемых сейчас бортовых цифровых вычислительных машинах доступно ограниченное количество оперативной памяти. Например, объем памяти для БВС самолетов находится в диапазоне от 0.5 до 4.5 МБ [3]. Применение методов КПП позволит расширить функциональные возможности БВС. Кроме того, современные подходы к проектированию

и реализации программного обеспечения для БВС предполагают использование низкоуровневого программирования в большом объеме и отказ от языков программирования высокого уровня. Причина в том, что большинство систем программирования на ЯВУ порождает громоздкий по памяти код.

Перечислим особенности БВС, которые надо учитывать при применении методов КПП.

1. Повышенные требования к надежности и безопасности функционирования.
2. Работа в режимах жесткого реального времени. В БВС не допустим выход времени выполнения программы за директивные сроки.
3. Ограничение по памяти. БВС характеризуются малым количеством основной памяти.
4. Жесткие ограничения на массо-габаритные параметры системы. Появление дополнительных аппаратных блоков ведёт к увеличению габаритов, массы и энергопотребления.

Тогда для применения в БВС любой метод КПП должен удовлетворять следующим условиям применимости в БВС:

1. Время выполнения сжатой программы не должно превышать время выполнения исходной более, чем в заданное число раз. Заданный коэффициент нужен для использования зазора между фактическим временем выполнения программы и директивным сроком её выполнения.
2. Накладные расходы по памяти при использовании метода КПП не должны превышать суммарного выигрыша по памяти от сжатия набора программ БВС.

Из проведенного во время исследовательской работы обзора методов КПП и анализа их применимости в БВС [5] были сделаны следующие выводы:

1. Возможность применения в БВС методов КПП без процесса распаковки.
2. Методы КПП, использующие процесс распаковки, обладают более высоким коэффициентом сжатия, чем методы КПП без распаковки. Но применение в БВС *существующих* методов КПП с распаковкой невозможно из-за сильного увеличения времени выполнения скомпактированной программы.

В связи с этим актуальна разработка нового метода КПП с распаковкой, при которой оставались бы высокими возможности по сжатию с учетом специфики БВС. Заметим, что декомпрессор должен быть программным, т.к. аппаратный декомпрессор потребует увеличения массогабаритных параметров БВС. В результате анализа был предложен описанный в данной работе метод.

## 2. ОБЩЕЕ ОПИСАНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА

Идея предложенного метода восходит к работам [6, 7, 8] и основана на двух фактах. Первое: в последовательной программе исполнение 15-20% кода программы занимает 80% времени её исполнения [6, 7]. Второе: программа в интерпретируемой форме, как правило, занимает меньше места, чем в откомпилированной [8]. На основе этих двух фактов было предложено исследовать метод, который заключается в том, что редко выполняемые фрагменты кода программы [10] хранятся в сжатой

интерпретируемой форме и динамически, по мере необходимости, распаковываются и выполняются, а часто выполняемый код компилируется.

Исследуемый метод компактного представления программы состоит из двух основных частей: сжатие программы и выполнение сжатой программы. Рисунок 1 показывает основные принципы работы метода.

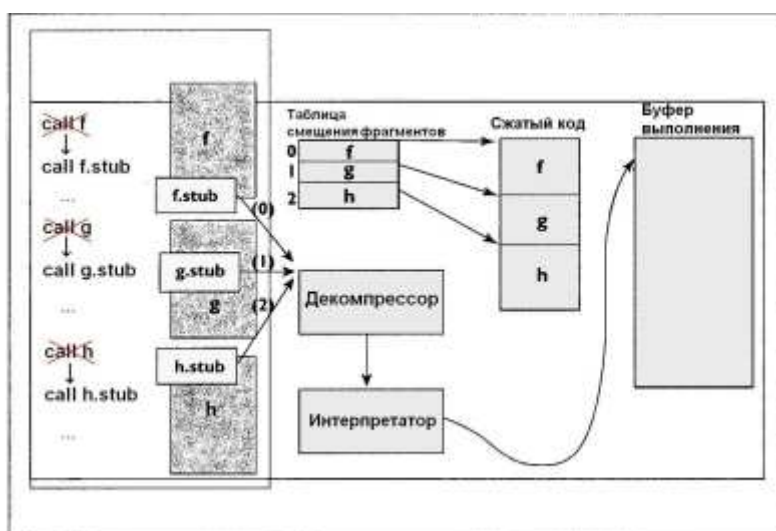


Рис. 1. Схема предложенного метода КПП

Рассмотрим программу с тремя редко выполняемыми фрагментами кода  $f$ ,  $g$  и  $h$ , как показано в левой части рисунка 1. Структура метода и организация сжатого кода показана в правой части рисунка 1. Каждый выбранный фрагмент кода программы при её сжатии заменяется в программе очень короткой последовательностью команд – заглушкой, которая вызывает декомпрессор, чья работа заключается в распаковке интерпретируемого кода этого фрагмента в буфер выполнения и передаче управления интерпретатору, который будет выполнять распакованный код. Таблица смещения фрагментов определяет, где внутри сжатого кода начинается код для данного фрагмента. Заглушка для каждого фрагмента передает декомпрессору аргумент, который является индексом в этой таблице; этот аргумент показан меткой  $((0),(1),\dots)$  на дуге от каждой заглушки до декомпрессора. Декомпрессор использует этот аргумент для индексации в таблице смещения фрагментов, извлекает начальный адрес сжатого кода соответствующего фрагмента и начинает генерацию несжатого интерпретируемого кода в буфер выполнения. Затем декомпрессор передает управление интерпретатору сгенерированного кода. Когда распакованный фрагмент заканчивает свое выполнение, он обычным способом возвращает управление вызывающей программе.

Заметим, что перед применением предложенного метода, к исходной программе можно применить и другие методы КПП, например, оптимизацию по памяти, сжатие библиотек и т.п. Также отметим, что вместо интерпретации можно использовать и другие техники, например, сжатие предварительно скомпилированных фрагментов.

Предложенная идея компактного представления программ обладает рядом возможностей и преимуществ по сравнению с существующими методами КПП.

1. Использование свойства программ: 80/20. Использование схемы компрессор/декомпрессор позволяет учитывать свойства программ: 80/20 [6, 7]. Для последовательных программ большую часть времени их работы составляет исполнение меньшей части кода программы. Поэтому сжатие редко выполняемого кода программы не приведет к значительному увеличению времени выполнения программы.
2. Такая организация метода позволяет управлять степенью сжатия программы в зависимости от требований к скорости выполнения программы и доступного размера памяти. Эта возможность для бортовых вычислительных систем позволяет учитывать директивные сроки выполнения программ.
3. Использование программной реализации схемы компрессор/декомпрессор позволяет использовать в ЭВМ сжатые программы, которые целиком не помещаются в основную память, за счет хранения редко выполняемых фрагментов кода программы во внешней памяти.
4. Использование метода не требует специального аппаратного обеспечения, добавление которого в бортовые вычислительные системы является дорогостоящей и трудоемкой задачей.
5. Использование метода не требует от ОС наличия специализированных возможностей. Необходима лишь возможность обойти механизм защиты памяти, если таковой имеется. Заметим, что ОС бортовых вычислительных систем обычно этого механизма не имеют.

### 3. ПРИМЕНЕНИЕ ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА В БВС

В ходе исследовательской работы [5] получены математические зависимости, позволяющие для заданной БВС определить возможность применения исследованного метода. Введем следующие обозначения.

- $\theta$  – порог – входной параметр разработанного метода КПП. Доля выполняемого кода программы, которая впоследствии будет переведена в сжатое интерпретируемое представление.
- $\tau \geq 1$  – коэффициент возможного увеличения времени выполнения программы. Заданный коэффициент нужен для использования «зазора» между фактическим временем выполнения программы и директивным сроком её выполнения.
- $\lambda(\theta)$  – коэффициент сжатия предложенного метода КПП. Определяется экспериментально для конкретной реализации данного метода КПП.
- $I$  – количество машинных команд на выполнение одной команды интерпретируемого кода.
- $M(\text{КПП})$  – дополнительный расход памяти на использование метода КПП в БВС.

Заметим, что последние три параметра – это характеристики конкретной реализации метода. Подробнее об этом будет сказано далее.

Тогда для использования предложенного метода в БВС необходимо

1. Выбрать параметр  $\theta \leq \frac{\tau-1}{T-1}$ .
2. Выбрать программы для сжатия, суммарный объем которых больше  $\frac{M(\text{КПП})}{1-\lambda(\theta)}$ .
3. Если условия двух выше описанных пунктов одновременно не могут выполняться или необходим более высокий коэффициент сжатия программы, то возможна необходимость наложения требования об увеличении производительности БВС в  $\frac{1+\theta*(T-1)}{\tau}$  раз.

Если следовать указанным выше рекомендациям на использование предложенного метода КПП, то гарантируется, что время выполнения набора программ увеличится не более, чем  $\tau$  раз при коэффициенте сжатия равным  $\lambda(\theta)$ .

#### 4. ИСПЫТАНИЯ РЕАЛИЗАЦИИ ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА

Напомним, что основная идея исследуемого метода заключается в том, что редко выполняемые фрагменты кода программы хранятся в сжатой интерпретируемой форме и динамически, по мере необходимости, распаковываются и выполняются, а часто выполняемый код компилируется.

Система компактного представления программы, реализующая предложенный метод, написана на языке C++. Она состоит из двух частей (рисунок 2): сжатие программы и выполнение сжатой программы. На вход система получает программу на языке Си, функции распределения входных параметров этой программы и максимальную долю сжимаемого кода программы. На выходе имеем сжатую программу и файлы с таблицей смещения и сжатым интерпретируемым кодом.

Компрессор представляет функциональность перевода редко выполняемого кода программы в интерпретируемое представление и сжатие его как текста. В компрессоре на основе функций распределения входных параметров происходит определение частот фрагментов кода программы. На основе доли сжимаемого кода и полученных частот происходит определение редко выполняемого кода. Далее происходит группировка редко выполняемых фрагментов кода в области так, чтобы накладные расходы от сжатия этих областей не превышали полученного выигрыша.

Декомпрессор состоит, главным образом, из интерпретатора и функциональности распаковки интерпретируемого представления.



Рис. 2. Схема предложенного метода КПП

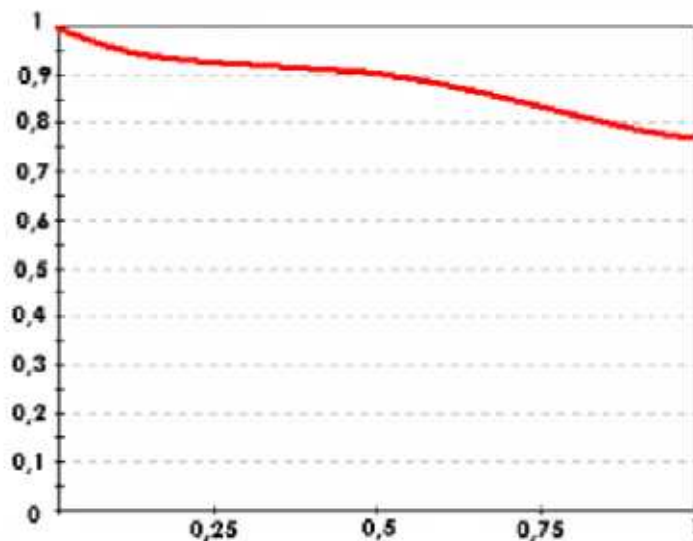


Рис. 3. Схема предложенного метода КПП

Испытания системы КПП проводились на программах, реализующих функциональные задачи, решаемые в БВС современных самолетов. Целью является определение зависимости между входным параметром  $\theta$  и коэффициентом сжатия метода  $\lambda$ .

В качестве тестовых данных использовались программы БВС из проекта DgTesy лаборатории ВК [9]. Целью этого международного проекта было сравнительное испытание методов и инструментальных средств моделирования и логического анализа программного и аппаратного обеспечения встроенных систем реального времени на практическом примере. В качестве примера встроенной системы исследовался навигационный комплекс летательного аппарата при решении задачи полета по заданному маршруту. Подобранные тестовые данные участвуют в решении следующих задач:

1. Коррекция координат самолета.
2. Полет на очередной и внеочередной пункт маршрута.
3. Маловысотный полет с огибанием рельефа.
4. Горизонтальный полет.

Для каждой тестовой программы производилось 10 запусков системы с разными значениями  $\theta$  (0,1, 0,2, ... , 1). Для каждого запуска запоминался получаемый коэффициент сжатия  $\lambda$ . После проведения всех экспериментов производилось усреднение полученных значений. В результате была получена зависимость  $\lambda(\theta)$ , представленная на рисунке 3.

Таким образом, при  $\theta = 1$  (сжатию подвергается вся программа) достигается максимальный коэффициент сжатия  $\lambda = 77\%$ . При  $\theta = 0,5$  достигается коэффициент сжатия  $\lambda = 89\%$ . При  $0,2 < \theta < 0,4$  на тестовых программах происходит



уменьшение скорости роста коэффициента сжатия. Отсюда следует рекомендация выбирать входной параметр из указанного диапазона.

Проведя анализ кода программы, реализующей декомпрессор предлагаемого метода, были получены следующие характеристики реализации метода:

1. В среднем на выполнение одной команды интерпретируемого кода происходит выполнение шести машинных команд ( $I = 6$ ).
2. Для работы декомпрессора необходимо 100 Кб оперативной памяти БВС ( $M(\text{КПП}) = 100 \text{ Кб}$ ).

Тогда для целесообразности применимости реализации предложенного метода в БВС необходимо:

1. выбрать параметр  $\theta \leq \frac{1}{5} * (\tau - 1)$ , где  $\tau \geq 1$  – коэффициент возможного увеличения времени выполнения сжатой программы по сравнению с временем выполнения исходной
2. выбрать программы для сжатия, суммарный объем которых больше  $\frac{100}{1-\lambda(\theta)}$  Кб, где  $\lambda(\theta)$  – это средний коэффициент сжатия (из рисунка 3) системы при заданном  $\theta$ .

Если условия двух выше описанных пунктов одновременно не могут выполняться или надо получить более высокий коэффициент сжатия программы, то необходимо наложить на БВС требование об увеличении производительности процессора в  $\rho = \frac{1+5*\theta}{\tau}$  раз. Например, при  $0.2 < \theta < 0.4$  и  $\tau = 1.2$  необходимо увеличить производительность процессора в  $1.5 < \rho < 1.8$ , при этом будет достигнут коэффициент сжатия равный 0.85. А без увеличения производительности процессора максимальный коэффициент сжатия был бы равен 0.95.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе был предложен и исследован новый метод компактного представления программ на основе частотных характеристик их поведения. Создана реализация исследуемого метода на языке C++ и проведены её испытания с целью определения зависимости коэффициента сжатия метода от входного параметра системы. Тестовые программы реализуют функциональные задачи, решаемые в БВС современных самолетов. Испытания экспериментально подтвердили возможность применения исследуемого метода в БВС.

Важным отличием данного метода от других методов КПП, является возможность управления степенью сжатия фрагментов программ в зависимости от требуемых условий применения в БВС. В работе даны математические зависимости, позволяющие в заданных условиях получить рациональное решение.

Следует отметить, что данный метод универсален, и может быть применен не только к программам в БВС.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Kozuch M., Wolfe A.* Compression of embedded system programs. 2000 IEEE International Conference on Computer Design: VLSI in Computers & Processors [HTML, PDF] (<http://www.computer.org/portal/site/csdl/>)
2. Embedded Computing Design [HTML] ([www.embedded-computing.com](http://www.embedded-computing.com))
3. *Колпаков К.* История развития бортовых цифровых вычислительных машин в России // PCWeek, N32, 1999
4. Лаборатория вычислительных комплексов ВМК МГУ [HTML] (<http://lvk.cs.msu.su>)
5. *Шалимов А.В.* Дипломная работа на тему «Исследование метода компактного представления программ на основе частотных характеристик их поведения», МГУ 2007 [PDF] ([http://lvk.cs.msu.su/~ashalimov/doc/diplom\\_ashalimov.pdf](http://lvk.cs.msu.su/~ashalimov/doc/diplom_ashalimov.pdf))
6. *Смелянский Р.Л., Гурьев Д.Е., Бахмутов А.Г.* Об одной математической модели для расчета динамических характеристик программы. Программирование, N6, 1986
7. *Smelianski R.L., Alanko T.* On the calculation of control transition probabilities in a program Inform.Processing Letters N.3, 1986
8. *Brown P.* Macros without tears // Software: Practice and Experience. Volume 9, Issue 6, Pages 433-437, 1979
9. НИР DrTesy [HTML] (<http://lvk.cs.msu.su/index.php/articles/65>)
10. *Смелянский Р.Л., Шалимов А.В.* Метод оценки частот выполнения фрагментов кода последовательной программы. // Программные системы и инструменты. Тематический сборник № 7, М.: Изд-во факультета ВМиК МГУ, 2006

*Статья поступила в редакцию 13.05.2008*

УДК 007.5

## ИЗВЛЕЧЕНИЕ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ ИЗ БАЗЫ ДАННЫХ И ЗНАНИЙ ДЛЯ ИЗУЧЕНИЯ ПРИЧИН ВОЗНИКНОВЕНИЯ КОММУНИКАТИВНОГО СТРЕССА

© Янковская А.Е., Казанцева Н.В., Муратова Е.А.

ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АРХИТЕКТУРНО-СТРОИТЕЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
пл. Соляная, 2, г. Томск, 634003, Россия

E-MAIL: ayankov@gmail.com

**Abstract.** The communicative stress is considered as the pathological state which has developed as a result of disadaptation to educational process. For exploration of reasons producing of stress we used the model of disease. The questionnaire is conducted. Features space is formatted and structured. Different types of regularities are revealed. The intelligent technology of regularities revealing with use of statistical methods and test methods of recognition is offered. Results and ways of the further researches are discussed.

### ВВЕДЕНИЕ

В последнее время, вследствие глобализации экономики, использования новых информационных и коммуникационных технологий, растущей диверсификации на рабочем месте и повышения умственной нагрузки, существенно изменились организационные требования к рабочему месту, что привело к повышению эмоционального напряжения индивида и развитию у него коммуникативного стресса [1, 2].

Коммуникативный стресс (КС) – это паттерн реакций индивида, возникающих при постоянном столкновении с требованиями, превышающими его знания, навыки и способности и представляющих проблему для его навыков преодоления. В силу этого КС привлекает все больший интерес исследователей в разных странах. В России исследования по стрессоустойчивости ведутся под руководством широко известных ученых Л. Афтанаса, К.В. Судакова и др.

Исследования по изучению причин возникновения КС в образовательном процессе как у студентов, так и у преподавателей ведутся в лаборатории интеллектуальных систем Томского государственного архитектурно-строительного университета не с чистого листа [3-6]. Выбор образовательного процесса обусловлен тем, что в нем наиболее явно наблюдается длительное пребывание мозга индивида в условиях неблагоприятного сочетания трех факторов – чрезмерный объем информации за единицу времени, ограниченное время для переработки информации и принятия решения, высокая мотивация индивида к достижениям (информационная триада по М.Н. Хананашвили) [7]. Поэтому актуальность формирования признаков пространства КС с целью выявления и изучения различного рода закономерностей возникновения КС и создания решений по диагностике, лечебно-профилактическим и организационным мероприятиям не вызывает сомнения.

Выявленные закономерности могут послужить причиной новаций и изменений в существующих классификациях психических и соматических расстройств (международные – МКБ-10, национальные – DSM-IV), которые находятся в постоянном

развитии, так как новые знания показывают, что прежние обобщения были неполными или некорректными.

Большие размеры признакового пространства по КС, необходимость выявления различного рода закономерностей и своевременного принятия диагностических и коррекционных решений диктует необходимость применения интеллектуальной технологии (ИТ), основанной на статистических методах; логико-комбинаторных (л-к) [8], логико-комбинаторно-вероятностных (л-к-в) методах тестового распознавания образов [9], не требующих сильных предположений относительно свойств исследуемого объекта и позволяющих успешно решать задачи распознавания при наличии относительно малой обучающей выборки по каждому образу (классу) при большом признаковом пространстве (несколько сотен) и большом количестве образов (классов).

В статье приводится краткое описание проблемной области; основы ИТ выявления закономерностей и принятия решений, воплощенной в интеллектуальном инструментальном средстве (ИИС) ИМСЛОГ [10]; представление данных и знаний в ИИС ИМСЛОГ; описание признакового пространства КС; результаты исследований; а также дальнейшие пути развития исследований по изучению причин возникновения и развития КС.

### **1. КРАТКОЕ ОПИСАНИЕ ПРОБЛЕМНОЙ ОБЛАСТИ**

Обзор зарубежных исследований в 1980-х годах позволяет прийти к выводу, что небольшие ежедневные стрессоры влияют на физическое и психическое здоровье и работоспособность не менее сильно, чем большие экстремальные по силе стрессоры [11]. Поэтому была сделана переориентация в изучении стресса от воздействия исключительных сильных стрессоров на изучение стресса от незначительных средовых стрессоров, которыми являются ежедневная перегрузка на работе, обязанности в семье и др. Последние оказались в центре исследований, так как благодаря им описаны признаки стресса (поведенческие, эмоциональные и когнитивные) при длительных психоэмоциональных напряжениях и выполнении ролей на работе, в учебе, в семье, в дружбе. Стресс на работе может привести к эмоциональному выгоранию, психическим и соматическим расстройствам, высокой частоте опозданий или отсутствия на работе, абсентеизму, снижению моральных качеств и работоспособности [12].

Состояния КС можно классифицировать как патологическое (болезненное) и как непатологическое (эустресс – «стресс без стресса» по Селье), сопровождающееся напряжением механизмов адаптации с переходом их на новый уровень без патологических последствий для организма. Модель болезни предполагает отклонение от нормы физиологических и психологических показателей, плохое самочувствие, роль больного и необходимость заботы со стороны общества [13]. Отклонение от нормы может быть субъективным, проявляющимся в ощущениях самого индивида, и объективным. В первом случае индивид фиксирует, что его функционирование стало хуже, чем было раньше. Во втором случае фиксируется отклонение физиологических функциональных показателей (например, изменение артериального давления,

частоты дыхания и сердцебиения) и поведенческого функционирования (повышенная потребность в отдыхе, сниженная работоспособность) от среднестатистической нормы. При длительном действии стрессора эти отклоненные от нормы показатели обычно сохраняются устойчиво, вызывают страдания у индивида или окружающих этого человека людей, что позволяет рассматривать состояния, связанные с КС как патологические, болезненные.

Если феномен КС расценивать как патологическое состояние, развившееся в результате нарушения адаптации и для его рассмотрения использовать модель болезни (жалобы, отклонения физических функций и отклоняющееся от нормы поведение, плохое самочувствие индивида, роль больного), то общие критерии возникновения КС (общие классификационные признаки), по нашему мнению, могут быть представлены следующим образом:

- 1) тотальность патологических отклонений в организме, что заложено в концепции общего адаптационного синдрома по Г.Селье – вовлечение в процесс адаптации иммунной, эндокринной и нервной систем организма;
- 2) стадийность течения стресса – наличие стадии напряжения, сопротивления и истощения;
- 3) длительное, хроническое воздействие относительно небольших уровней стрессоров, связанных с нарушением паттернов межличностного взаимодействия и разрешения проблем;
- 4) отклонения от нормы функциональных, индивидуальных и социальных показателей в физиологической, поведенческой, эмоциональной и когнитивной сферах индивида;
- 5) дисбаланс между корковым и подкорковым уровнями регуляции эмоций и вегетативной нервной системы (ВНС), что приводит к нарушению тонуса ВНС и баланса между симпатическим и парасимпатическим отделами ВНС;
- 6) развитие психических и соматических расстройств.

Данные критерии нарушения адаптации положены в основу диагностики КС, как патологического состояния.

## 2. ТЕХНОЛОГИЯ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ И ОБРАБОТКИ ДАННЫХ И ЗНАНИЙ НА БАЗЕ ИИМ ИМСЛОГ

Для выявления закономерностей в базе данных и знаний используется технология представления данных и знаний на базе ИИС ИМСЛОГ [14]. В основу ИТ выявления закономерностей и принятия решений положены:

- 1) способы формирования признакового пространства [5];
- 2) структуризация данных и знаний;
- 3) статистический анализ данных;
- 4) нетрадиционная матричная модель в пространстве признаков, позволяющая представлять как статические, так и динамические данные и знания об изучаемых объектах [8];
- 5) адаптивное перекодирование признаков (номинальных, количественных) в бинарное представление [15];

- 6) анализ базы данных и знаний на непротиворечивость;
  - 7) выявление репрезентативности данных и знаний;
  - 8) комплекс л-к и л-к-в методов тестового распознавания образов, обеспечивающих: выявление различного рода закономерностей в данных и знаниях; оперативное принятие решений диагностического, классификационного и организационно-управленческого характера относительно предъявляемых объектов, причем, значения части признаков в описаниях объектов могут быть неизвестны или известны с некоторой вероятностью (степенью априорной уверенности в том, что то или иное значение признака может иметь место);
  - 9) разнообразные, инвариантные к проблемным областям и ориентированные на пользователей различной квалификации графические (в том числе когнитивные) средства визуализации информационных структур и выявленных закономерностей, принятия и обоснования решений;
  - 10) ИИС ИМСЛОГ [10], поддерживающее применяемый математический аппарат представления и обработки знаний и являющееся интегрированной средой разработки и отладки прикладных интеллектуальных систем;
  - 11) технологическое обеспечение;
  - 12) организационное и методическое сопровождение.
- Пункты 1, 2, 9, 11, ориентированы на различные проблемные области.

### 3. ФОРМИРОВАНИЕ ПРИЗНАКОВОГО ПРОСТРАНСТВА К-СТРЕССА

Формирование признакового пространства по изучению причин возникновения КС осуществлялось в соответствии с концепцией многоуровневого подхода: индивид, группа и организация [8]. На каждом уровне отобраны анкеты, опросники, тесты и шкалы, которые составили основу общего опросника (отдельно для преподавателей и студентов), позволяющего учитывать всестороннее влияния неблагоприятных факторов на функционирование личности в условиях стресса: биологические, психологические и контекстуально-средовые факторы. Результаты опроса по разработанным опросникам позволили сформировать расширенное признаковое пространство по изучению причин возникновения КС в образовательном процессе. Опросник для студентов представлен по адресу <http://lis.tsuab.ru>.

*На уровне индивида* в перечень вопросов включены: самооценка ощущений от работы/учебы; самоотчет об ощущениях в изменении здоровья в связи со стрессовыми факторами; самоотчет о частоте проблем с памятью, вниманием, работоспособностью и сном; индивидуальные копинг-ресурсы для преодоления стрессоров и снижения напряжения; опросник нервно-психического напряжения Т.А. Немчина; клинические шкалы тревоги и депрессии А. Бека; шкала астенического состояния.

*На уровне группы* перечень вопросов включает домены: профессиональное окружение и требования на рабочем месте (физические факторы на работе/учебе, напряженность учебного процесса, требования к навыкам и опыту, монотонность, контроль и широта решений, удовлетворенность работой/учебой, зарплатой/стипендией, способами обучения, квалификацией преподавателей/руководителей); способность справиться со стрессорами на рабочем месте (поддержка или давление в учебном

процессе, удовлетворенность учебой, способами и перспективами обучения, квалифицированностью преподавателей, враждебность и конфликты, помощь и поощрения, доступность информации от вышестоящих инстанций, распределение требований); направленное воздействие (посягательство) со стороны группы/семьи на возможность откровенно высказаться в разговоре, на социальные отношения и социальное уважение.

На уровне организации (только для преподавателей) перечень вопросов включает домены: требования на работе, контроль над работой, система поддержки на работе, система отношений и правил на работе, роль работника, стиль управления.

По результатам анкетирования для каждого респондента экспертом формировалось заключение, в котором указывалось состояние КС и степень его тяжести.

Выделены следующие *состояния КС*: 1) наличие патологического состояния КС, 2) эустресс (в ответ на требования на работе/учебе у индивидов развивалась адаптация), 3) отсутствие КС (отсутствие признаков болезни по физиологическим, поведенческим, эмоциональным и когнитивным признакам).

*Степень тяжести КС*, формируемая по степени выраженности нарушений на основе субъективных ощущений, статистических показателей (частота обращений к врачу, заболеваемость), социальных характеристических признаков (пропуски учебы, снижение работоспособности/успеваемости, абсентеизм) определялась как: 1) легкая, 2) ниже среднего, 3) средняя, 4) выше среднего, 5) высокая.

#### 4. ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ДАННЫХ И ЗНАНИЙ

Для выявления закономерностей в данных и знаниях и принятия решений на основе статистических методов использовалась матричная модель представления данных и знаний, в которой описание каждого объекта задается совокупностью значений признаков, называемых характеристическими. Множество всех изучаемых объектов из рассматриваемой предметной области состоит из подмножеств, которым соответствуют различные образы, выделяемые с участием экспертов и/или с использованием тех или иных критериев. Описания объектов из разных образов не пересекаются. Каждому объекту, принадлежащему одному и тому же образу, сопоставляется итоговое решение (описание данного образа), задаваемое совокупностью значений признаков, называемых классификационными.

Для выявления закономерностей тестовыми методами распознавания (с обучением) на базе ИИС ИМСЛОГ использовалась нетрадиционная матричная модель [4] представления данных и знаний, включающая матрицу описаний (Q), матрицы различий трех типов (R1, R2, R3) и матрицу переходов (P).

Строкам матрицы Q сопоставляются обучающие объекты из рассматриваемой проблемной области, столбцам – характеристические признаки. Элементы  $i$ -й строки матрицы Q задают значения характеристических признаков для  $i$ -го объекта, являющихся в совокупности описанием данного объекта.

Строкам матриц R1, R2 и R3 сопоставляются одноименные строки матрицы Q, столбцам – уровни различения (классификационные признаки), определяющие

различные механизмы разбиения объектов на классы эквивалентности (механизмы классификации).

Элемент  $r_{ij}$  матрицы  $R$  ( $R1$ ,  $R2$  и  $R3$ ) задает принадлежность  $i$ -го объекта одному из выделенных классов по  $j$ -му механизму классификации. Матрица  $R2$  – для задания последовательности действий, например, лечебно-профилактических, организационно-управляющих. Матрица  $R3$  – для задания независимых механизмов классификации. Множество всех неповторяющихся строк матрицы  $R$  сопоставлено множеству выделенных образов.

Строкам матрицы  $P$  взаимно однозначно сопоставляются строки матрицы  $Q$ , столбцам – интервалы (моменты) времени или управляющие воздействия, которые, в частности, могут задаваться строками матрицы  $R2$ . Элемент  $p_{ij}$  матрицы  $P$  задает состояние, в которое должен переходить  $i$ -й объект матрицы  $Q$  на  $j$ -м интервале (в  $j$ -й момент) времени или в результате  $j$ -го управляющего воздействия. Матрица  $P$  отражает динамику исследуемого процесса.

В качестве знаний о проблемной области используется обучающая выборка, представляющая собой множество описаний объектов (как реальных, так и синтезированных на основе знаний экспертов), для каждого из которых известна его принадлежность тому или иному образу, то есть, известно соответствующее итоговое решение.

Отметим, что данная модель позволяет представлять не только данные, но и знания экспертов, поскольку одной строкой матрицы  $Q$  можно задавать в интервальной форме подмножество объектов и/или экспертные знания, для которых характерно одно и то же итоговое решение, задаваемое соответствующими строками матриц  $R1$ ,  $R2$  и  $R3$ .

## 5. ВЫЯВЛЕНИЕ ЗАКОНОМЕРНОСТЕЙ В ДАННЫХ И ЗНАНИЯХ

Для формирования и уточнения клинико-психологических и социальных критериев диагностики КС, в основу которых будут положены выявленные закономерности в данных и знаниях с использованием статистических и интеллектуальных методов, таких как кластерный и факторный анализ данных, методы Data Mining, тестовые методы распознавания [4].

На предварительном этапе выявления закономерностей оценивалась репрезентативность обучающей выборки по составу основных страт: возраст, пол, вуз, факультет, место проживания, условия проживания, состояние и степень тяжести КС, нарушения на уровне организации, нарушения на уровне группы/семьи. Результаты оценивания показали недостаточность собранных данных для выявления закономерностей статистическими методами. Составлен план дальнейшего сбора информации, поскольку обучающая выборка основными стратами (перечисленными выше) представлена частично.

Далее выявление закономерностей осуществлялось на базе ИИС ИМСЛОГ. С этой целью предложено осуществлять иерархическое свертывание исходной информации, а именно: 1-й уровень – первичные данные анкетирования, опроса и психологических тестов; 2-й уровень – информация, обработанная по ключам шкал и тестов, включая данные анкет и опросников; 3-й уровень – данные анкетирования, опроса



и тестов, свернутые в клиничко-психологические и социальные критерии диагностики КС. Предложенное иерархическое свертывание исходной информации позволит максимизировать множество выявленных закономерностей возникновения КС.

Для поиска логических закономерностей в ИИС ИМСЛОГ осуществляется унифицирование [15] номинальных (кроме бинарных) и количественных данных (4-й уровень).

Под логическими закономерностями в данных и знаниях (выявленных на базе ИИС ИМСЛОГ) понимаются подмножества характеристических признаков с определенными, легко интерпретируемыми свойствами, влияющими на различимость объектов из разных образов, устойчиво наблюдаемыми для объектов из обучающей выборки и проявляющимися на других объектах той же природы, а также весовые коэффициенты признаков, отражающие их индивидуальный вклад в различимость объектов из разных образов [8].

К указанным подмножествам относятся константные (принимающие одно и то же значение для всех объектов из обучающей выборки), устойчивые (константные внутри образа), неинформативные (не различающие ни одной пары объектов), альтернативные (различающие одни и те же пары объектов), зависимые (в смысле включения подмножеств различаемых ими пар объектов), обязательные (входящие во все безызбыточные различающие подмножества признаков), псевдообязательные (не являющиеся обязательными, но входящие в множество используемых для распознавания тестов), несущественные (не влияющие на принятие решений) признаки, все минимальные и все безызбыточные (либо часть безызбыточных – при большом признаковом пространстве) различающие подмножества признаков, являющиеся соответственно минимальными и безызбыточными безусловными диагностическими тестами (ББДТ), а также смешанные диагностические тесты, представляющие собой оптимальное сочетание безусловных и условных составляющих.

Для визуализации закономерностей в ИИС ИМСЛОГ используются графические, с элементами когнитивных средства [8]. Соотношения между различными подмножествами характеристических признаков (константных, неинформативных, обязательных, альтернативных, зависимых) отображаются на круговой диаграмме. Альтернативные признаки представляются двудольным графом, а зависимые признаки – ориентированным. Множество минимальных (безызбыточных) подмножеств признаков (диагностических тестов) представляется наглядно (при их небольшом количестве) с помощью диаграмм Венна. При этом круги, соответствующие разным тестам, окрашиваются в разные цвета. Для отображения весовых коэффициентов признаков используется гистограмма.

Задача выявления закономерностей на базе ИИС ИМСЛОГ сводится к решению задачи построения безызбыточной матрицы импликаций, задающей различимость объектов из разных образов и к нахождению всех ее кратчайших и безызбыточных столбцовых покрытий. Поскольку задача о нахождении покрытий является NP-полной, то сокращение признакового пространства за счет выявленных закономерностей снижает размерность признакового пространства, что существенно сокращает переборные процессы.

Анализ предъявляемого описания объекта на принадлежность тому или иному образу осуществляется на основе решающих правил, построенных по каждому из диагностических тестов, в рамках л-к и/или л-к-в подходов к распознаванию образов.

В первом случае распознавание осуществляется на основе вычисляемых коэффициентов условной близости предъявляемого объекта к каждому из образов и с учетом задаваемой пользователем допустимой погрешности принятия решения, во втором случае – с учетом задаваемых пользователем вероятностей значений признаков в описании данного объекта.

Итоговое решение относительно объекта принимается по результатам применения процедуры голосования на множестве подходов и совокупностей решающих правил, построенных по всем минимальным, всем (либо достаточного их числа) ББДТ, а также по СДТ.

В зависимости от постановки задачи решения могут носить диагностический, классификационный, организационно-управленческий или прогностический характер.

## **6. ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ ИНСТРУМЕНТАЛЬНОЕ СРЕДСТВО ИМСЛОГ**

ИИС ИМСЛОГ является программной системой, предназначенной для комплексного решения следующих задач: формирование знаний об объектах из конкретной проблемной или междисциплинарной области, выявление закономерностей в данных и знаниях, построение решающих правил, распознавание предъявляемых (анализируемых) объектов, принятие и обоснование итоговых решений по результатам распознавания, а также для конструирования прикладных интеллектуальных систем, ориентированных на пользователей, как не обладающих специальной подготовкой, так и на квалифицированных специалистов в различных практических областях приложения, а также в научных исследованиях и в образовательных целях.

ИИС ИМСЛОГ функционирует в операционных средах Windows 95/98/NT/2000 и представляет собой систему базовых программных модулей, один из которых (ядро с собственной системой команд и встроенным интерпретатором этих команд) является резидентным, а все остальные – динамически подключаемыми модулям.

Взаимодействие с пользователем организовано в форме пассивного диалогового режима, поддерживающего основные соглашения GUI и MDI среды Windows, позволяющие произвольно располагать рабочие окна программы на экране, изменять их размер и расположение, а также сворачивать не используемые в текущий момент окна в пиктограммы. Ввод команд осуществляется посредством клавиатуры или с использованием выпадающих или контекстных меню, панелей инструментов с пиктограммами, многостраничных (с закладками) панелей управляющих элементов, «горячих» клавиш. При необходимости создаются окна так называемых «Мастеров», осуществляющие поэтапный ввод требуемых данных в нужном порядке.

## **7. РЕЗУЛЬТАТЫ**

По результатам анкетирования сформированы обучающие выборки преподавателей и студентов (130 студентов и 39 преподавателей) 4 вузов г. Томска. Экспертом-психологом заполнены значения классификационных признаков.

Проведена структуризация признакового пространства в соответствии с матричной формой представления данных и знаний в ИИС ИМСЛОГ.

Реализовано иерархическое свертывание информации на 4 уровнях: 1-й уровень – первичные данные анкетирования, опроса и тестов (для студентов 368 признаков); 2-й уровень – данные анкетирования, опроса и данные, обработанные по ключам тестов (для студентов 169 признаков); 3-й уровень – данные анкетирования, опроса и тестов, свернутые в клинично-психологические и социальные критерии диагностики КС (для студентов 38 признаков, представленных знаниями экспертов); 4-й уровень – база данных и знаний, представленная бинарными значениями 38 признаков, унифицированных по среднестатистическим нормам и 11 классификационными признаками, сформированными экспертом (для студентов 179 характеристических признаков и 11 классификационных признаков).

В настоящее время проведены исследования только для одного классификационного признака «Состояние КС». Сформировано 3 образа, соответствующие формируемому решению для объекта исследования: 1 образ: «Наличие КС» – 103 студента, 2 образ: «Отсутствие КС» – 20 студентов, 3 образ: «Эустресс» – 7 студентов.

Составлен план дальнейшего сбора первичной информации: необходимо протестировать студентов из разных вузов, а также пополнить обучающую выборку для 2 образа «Отсутствие КС».

На базе ИИС ИМСЛОГ выявлены следующие закономерности в данных и знаниях: 6 константных признаков; 29 неинформативных признаков; 26 групп альтернативных признаков; 24 группы зависимых признаков; 25 существенных признаков; построено 8 минимальных безусловных диагностических тесты; вычислены весовые коэффициенты признаков, из них 60 имеют высокую значимость (коэффициенты принимают высокие значения больше 0,5); обязательных признаков не выявлено.

Выявленные закономерности позволили оптимизировать базу данных и знаний и послужили основанием для формирования дальнейших гипотез исследования. Оптимизация опросника будет проведена только после пополнения обучающей выборки и повторного выявления закономерностей.

Выявленные закономерности легли в основу принимаемых решений по состоянию КС.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Обоснована целесообразность использования предложенной ИТ, основанной на статистических методах и тестовых методах распознавания образов, с целью выявления различного рода закономерностей при изучении причин возникновения различных состояний КС. Сформировано и структурировано признаковое пространство КС. Выявлены различного рода закономерности по КС в образовательном процессе. Выявленные закономерности позволяют сконструировать клинично-психологические и социальные критерии диагностики КС и осуществить раннюю диагностику патологических состояний КС и своевременно формировать лечебно-профилактические мероприятия для снижения риска возникновения психосоматических заболеваний.

Дальнейшее развитие ИТ извлечения закономерностей из базы данных и знаний для изучения причин возникновения коммуникативного стресса предусматривает формирование признакового пространства на основе знаний высококвалифицированных экспертов. Выявление закономерностей, на основе этих знаний и сравнение результатов с ранее полученными позволит более глубоко изучить коммуникативный стресс.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 07-01-00452) и РГНФ (проект № 06-06-12603В).

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Kompier M.A.J., Kristensen T.S.* Organisational work stress interventions in a theoretical, methodological and practical context // *Stress in the workplace: Past, present and future* / Ed. J. Dunham. London: Whurr Publishers, 2001. P.164-190.
2. *Landsbergis P.A.* The changing organization of work and the safety and health of working people: A commentary // *Journal of Occupational Environmental Medicine*. Vol. 45, №1. 2003. P. 61-72.
3. *Янковская А.Е., Рождественская Е.А.* Выявление социально-психологических факторов в условиях коммуникативного стресса в учебном процессе с использованием интеллектуальной системы // *Психологический универсум образования человека ноэтического*. Материалы Международного симпозиума. – Томск, 1998. – С. 184-186.
4. *Янковская А.Е., Рождественская Е.А., Муратова Е.А.* Формирование и оптимизация базы данных и знаний для диагностики состояний коммуникативного стресса // *Интеллектуальные системы и компьютерные науки*. Материалы IX Международной конференции. Том 2, часть 2. – М.: Изд-во механико-математического факультета МГУ, 2006. – С. 329-332.
5. *Янковская А.Е., Казанцева Н.В., Муратова Е.А.* Методологический подход к диагностике состояний коммуникативного стресса // *Интеллектуальные системы (AIS'07), Интеллектуальные САПР (CAD-2007)*. Труды Международных научно-технических конференций. Том 3. – Москва: Физматлит, 2007. – С. 470-477.
6. *Янковская А.Е., Казанцева Н.В., Муратова Е.А.* Инновационная технология диагностики коммуникативного стресса на основе интегративной концепции здоровья и расстройства // *Фундаментальные исследования*. ISSN 1812-7339. Москва. № 12. 2007. С. 503-507.
7. *Патофизиология: Учебник для медицинских вузов* / Под ред. В.В. Новицкого, Е.Д. Гольдберга. – 3-е изд. – Томск: Изд-во Томского ун-та, 2006.
8. *Янковская А.Е.* Логические тесты и средства когнитивной графики в интеллектуальной системе // *НИТ в исследовании дискретных структур*. Доклады 3-ей Всероссийской конференции с международным участием. – Томск: СО РАН, 2000. – С. 163-168.
9. *Yankovskaya A.E.* Logic-Combinational Probabilistic Recognition Algorithms // *Pattern Recognition and Image Analysis*. Vol. 11, No 1. 2001. P. 123-126.
10. *Yankovskaya A.E., Gedike A.I., Ametov R.V., Bleikher A.M.* Software Tool IMSLOG-2002 for Information Technologies of Test Pattern Recognition Support // *Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-2002)*. Proceedings of the 6th International Conference. – Velikiy Novgorod, Russian Federation, Ja. Mudry Novgorod State University, 2002. – P. 312-314.
11. *Bolger N., DeLongis A., Kessler R.C., Schilling E.A.* Effects of Daily Stress on Negative Mood // *Journal of Personality and Social Psychology*. Vol. 57, No. 5. 1989. P. 808-818.
12. *Sutherland V.J., Cooper C.L.* Understanding stress: a psychological perspective for health professionals. – London: Chapman and Hall, 1990.

13. *Шульте Д.* Психическое здоровье, психическая болезнь, психическое расстройство // Клиническая психология / Под ред. М. Перре, У. Бауманна. – СПб.: Питер, 2003.
14. *Янковская А.Е., Гедике А.И., Аметов Р.В., Кузоваткин А.Н.* Технология представления и обработки знаний на базе инструментального средства ИМСЛОГ-2002 (Technology of representation and processing of knowledge on the base of software tool IMSLOG-2002) // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии (Диалог-2002). Труды международного семинара. Т. 2. – М.: Наука, 2002. – С. 555-567.
15. *Янковская А.Е., Муратова Е.А.* Алгоритм параллельного адаптивного перекодирования признаков с учетом мнения экспертов // Математические методы распознавания образов: 13-я Всероссийская конференция. Ленинградская обл., г. Зеленогорск, 30 сентября – 6 октября 2007г.: Сборник докладов. – М.: МАКС Пресс, 2007. – С. 641-644.

*Статья поступила в редакцию 08.05.2008*

## О ПРИМЕНЕНИИ ГЕНЕТИЧЕСКИХ АЛГОРИТМОВ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ РАСПОЗНАЮЩИХ СИСТЕМАХ

© <sup>1</sup>Янковская А.Е., <sup>2</sup>Цой Ю.Р.

<sup>1</sup>ТОМСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АРХИТЕКТУРНО-СТРОИТЕЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
пл. Соляная, 2, г. Томск, 634003, Россия  
E-MAIL: *ayyankov@gmail.com*

<sup>2</sup>ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ  
пр. Ленина, 30, г. Томск, 634050, Россия  
E-MAIL: *qai@mail.ru*

**Abstract.** The paper concerns use of genetic algorithm to solve the problem of optimal selection of the subset of irredundant unconditional diagnostic tests. The presented experimental results obtained for the case of pseudorandom diagnostic tests matrices show high convergence and efficiency of the proposed approach.

### ВВЕДЕНИЕ

Формирование и выбор «хороших» [1] безусловных безызбыточных диагностических тестов (ББДТ) является одним из наиболее важных при принятии решений в интеллектуальных системах, поскольку от свойств используемых тестов существенно зависит качество получаемых решений. Идея использования генетических алгоритмов (ГА) для построения ББДТ при большом признаковом пространстве предложена в статьях [2, 3, 4]. Первые алгоритмы построения ББДТ, описанные в [2, 3], программно реализованы и развиты в плане оптимизации построения в последующих работах Янковской А.Е. и Янковской А.Е. с Блейхер А.М [5, 6].

Однако, выбор «хороших» ББДТ не всегда приводит к оптимальному решению, поскольку общее количество признаков в выбранном множестве тестов, может быть слишком большим, также как временные и стоимостные затраты или ущерб (риск) [8], наносимый в результате выявления значений признаков исследуемого объекта, например, в медицине. В связи с этим предложено применение ГА для построения ББДТ, а также и для формирования оптимального подмножества ББДТ.

### 1. ОПРЕДЕЛЕНИЯ И ОБОЗНАЧЕНИЯ

Воспользуемся определениями и обозначениями, необходимыми для постановки задачи и при дальнейшем изложении [9, 10].

Тестом называется совокупность признаков, различающих любые пары объектов, принадлежащих разным образам (классам). Тест называется *безызбыточным*, если при удалении любого признака тест перестает быть тестом. Признак называется *обязательным*, если он содержится во всех безызбыточных тестах. Признак называется *псевдообязательным*, если он не является обязательным и входит во множество используемых при принятии решений безызбыточных тестов.

Пусть  $\mathbf{T} = \{t_{ij}, i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, m\}$  – матрица ББДТ,  $n$  – количество ББДТ,  $m$  – количество характеристических признаков, строкой  $\mathbf{T}_i$  представлен  $i$ -й ББДТ. Обозначим через  $\mathbf{z} = \{z_j : j = 1, \dots, m\}$  – множество характеристических признаков,

причем  $t_{ij} = 1 \leftrightarrow z_j \in \mathbf{T}_i$ . Для каждого признака  $z_j$  зададим весовой коэффициент  $w_j$  и коэффициенты стоимости  $w'_j$  и ущерба (риска)  $w''_j$  [8]. Далее для краткости будем использовать термины «вес», «стоимость» и «ущерб» признака вместо соответственно «весовой коэффициент», «коэффициент стоимости» и «коэффициент ущерба».

Будем рассматривать случай бинарной матрицы  $\mathbf{T}$  и определим вес  $i$ -го теста:  $W_j = \sum_j w_j t_{ij}$ . Аналогично определяются значения стоимости и ущерба теста.

## 2. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Дана матрица тестов  $\mathbf{T}$  с заданными весами, стоимостью и ущербами признаков. Необходимо выделить такую подматрицу  $\mathbf{T}_0$ , содержащую  $n_0$  строк, чтобы соответствующее ей множество тестов  $\mathbf{N}^0$  обеспечивало выполнение следующих критериев в порядке их следования:

1. В выбранном множестве тестов  $\mathbf{N}^0$  мощности  $n_0$  должно содержаться максимальное число псевдообязательных признаков.
2. Выбранное множество тестов  $\mathbf{N}^0$  должно содержать минимальное общее число признаков.
3. Выбранное множество тестов  $\mathbf{N}^0$  должно иметь максимальный суммарный вес.
4. Множество выбранных тестов  $\mathbf{N}^0$  должно иметь наименьшую суммарную стоимость.
5. Множество выбранных тестов  $\mathbf{N}^0$  должно иметь наименьший суммарный ущерб.

## 3. ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ

Для решения поставленной задачи предлагается использовать ГА, представляющий итерационный вероятностный эвристический алгоритм поиска. Отличительной особенностью ГА является одновременная работа со множеством точек (популяцией) из пространства потенциальных решений. Каждое возможное решение представлено бинарной хромосомой (строкой) длины  $n$ , каждый  $i$ -й символ которой кодирует включение  $i$ -го диагностического теста в итоговое подмножество.

Будем вычислять приспособленность  $k$ -й особи  $f_k$  с хромосомой  $h$  путем оценки качества соответствующей подматрицы  $\mathbf{T}(h)$  в соответствии с выражением [8]:

$$f_k = \sum_{j=1}^5 v_k e_h^{(k)} + 100(U(h) - n_0)^2, \quad f \rightarrow \min,$$

где  $v_k$  – весовой коэффициент  $k$ -го критерия, соответствующий его значимости;  $U(\psi)$  – количество единичных разрядов в бинарной строке  $\psi_{\mathbf{P}}$ ;  $e_h^{(k)}$  – функция штрафа за невыполнение  $k$ -го критерия:

$$e_h^{(1)} = \frac{m - U_c(\mathbf{T}_0(h))}{m}, \quad e_h^{(2)} = \frac{U_d(\mathbf{T}_0(h))}{m},$$

$$e_h^{(3)} = \frac{S_W(\mathbf{T}) - S_W(\mathbf{T}_0(h))}{S_W(\mathbf{T})}, \quad e_h^{(4)} = \frac{S'_W(\mathbf{T}_0(h))}{S'_W(\mathbf{T})},$$

$$e_h^{(5)} = \frac{S_W''(\mathbf{T}_0(h))}{S_W''(\mathbf{T})},$$

где  $S_W(\Psi)$ ,  $S'_W(\Psi)$  и  $S''_W(\Psi)$  – соответственно суммарный вес, стоимость и ущерб по всем тестам множества, соответствующего матрице  $\Psi$ ;  $U_c(\Psi) = U(\bigwedge_i \psi_i)$  и  $U_d(\Psi) = U(\bigvee_i \psi_i)$  – соответственно количество единичных разрядов в конъюнкции и дизъюнкции по всем строкам бинарной матрицы  $\Psi$ .

Отметим, что выбор значений штрафов зависит от рассматриваемой прикладной задачи.

#### 4. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Исследование особенностей использования ГА для решения поставленной задачи проведено с использованием псевдослучайных матриц тестов размерностями 1000x50, 1000x100, 1000x200, 1000x300, 1000x400, 1000x500 и 2000x500. Элементы матриц определяются псевдослучайным образом, после чего производится удаление поглощающих строк. Значения весов, стоимостей и ущербов признаков также определяются как псевдослучайные величины, равномерно распределенные в интервале  $[0; 1]$ . Мощность  $n_0$  искомого подмножества тестов для всех экспериментов равна 300.

Отметим, что псевдослучайное заполнение матриц тестов соответствует отсутствию корреляции между характеристическими признаками, что приводит к минимизации числа возможных закономерностей в исходной матрице тестов. В силу этого использование псевдослучайных матриц тестов представляет более сложную по сравнению с реальной задачу.

Значения штрафов установлены следующим образом:  $v_1 = 40$ ,  $v_2 = 30$ ,  $v_3 = 15$ ,  $v_4 = 10$ ,  $v_5 = 5$ . Рассматривается ГА с турнирной селекцией с размером турнира равным 6, двухточечным оператором кроссинговера, битовой мутацией и 1 элитной особью. По итогам 100 независимых запусков для каждой из рассматриваемых матриц будем оценивать результаты как по полученному лучшему значению функции приспособленности, так и по следующим критериям, сформулированным в [11] и характеризующим стабильность решений, полученных в различных запусках:

1. Критерий стабильности, учитывающий частоту  $p_i$  встречаемости  $i$ -го теста во всех решениях, полученных по результатам 100 запусков ГА. Чем больше количество тестов, для которых значение  $p_i$  равно или близко к 1, тем выше сходимость алгоритма.

2. Суммарное количество  $\Omega$  ББДТ, не вошедших в полученные решения. Чем больше  $\Omega$ , тем выше сходимость алгоритма.

Полученные лучшие значения целевой функции, усредненные по 100 запускам, для различных матриц ББДТ в зависимости от размера популяции показаны на рис. 1. Поскольку рассматривается задача минимизация целевой функции, то можно отметить улучшение результатов при увеличении размера  $r$  популяции, однако это улучшение весьма незначительно, в большинстве случаев, порядка  $10^{-2}$ .

Отметим, что время работы ГА в зависимости от размера популяции зависит линейно (рис. 2). Исходя из этого, при решении рассматриваемой задачи повышение



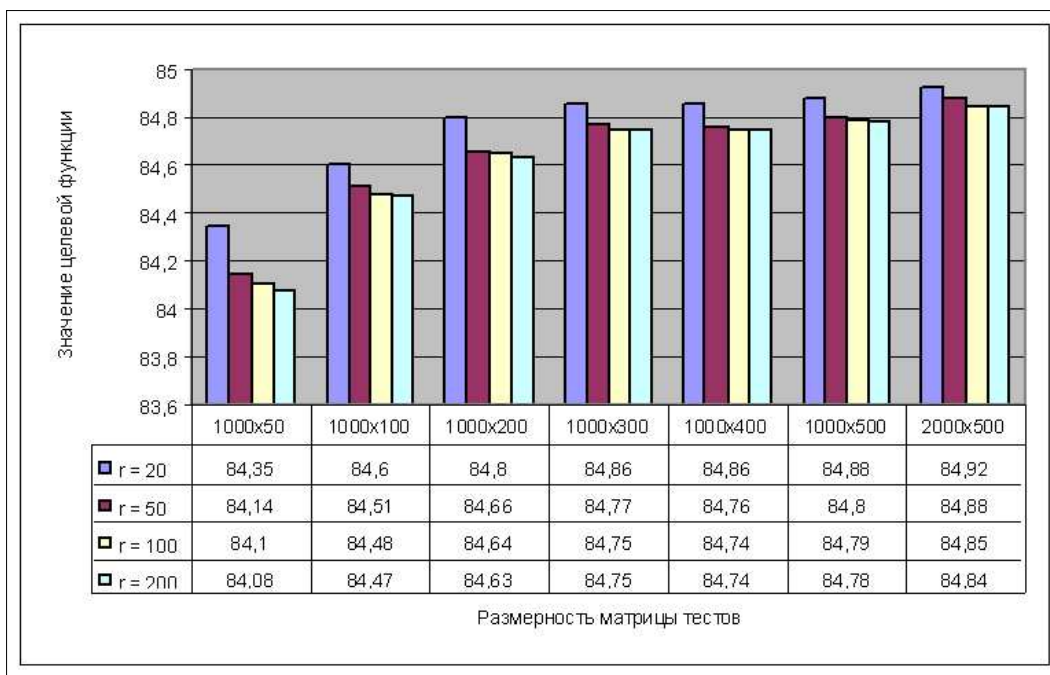


Рис. 1. Результаты решения поставленной задачи в зависимости от размера популяции для псевдослучайных матриц различной размерности

размера популяции во многих случаях приводит к неоправданному росту вычислительной сложности.

Зависимость количества тестов от частоты их встречаемости для матриц 1000x50 и 1000x500 в полученных решениях представлена на рис. 3,  $r$  обозначает размер популяции. По оси абсцисс отложен процент встречаемости тестов, а по оси ординат – соответствующее количество тестов. Видно, что с ростом размера популяции сходимость увеличивается, так как растет количество тестов, встречающихся во всех решениях.

Отметим, что в случаях, когда количество тестов, встречающихся в большинстве решений, существенно меньше мощности  $n_0$  искомого подмножества тестов, размер популяции является недостаточным. Примером является случай использования популяции из 20 особей при исходной матрице 1000x500, график для которого показан на рис. 3б. Также заметим, что с увеличением количества признаков в исходной матрице тестов сложность задачи увеличивается, что видно из сравнения графиков на рис. 3а и 3б.

Зависимости количества тестов от их встречаемости для матрицы ББДТ размерностью 2000x500 представлены на рис. 4. Увеличение количества тестов существенно усложняет задачу для ГА, поскольку только для популяции из 200 особей количество тестов со встречаемостью не менее 50

На рис. 5 показана зависимость количества  $\Omega$  неиспользуемых тестов от размерности матрицы тестов. Также видно, что с ростом размера популяции сходимость работы алгоритма улучшается.

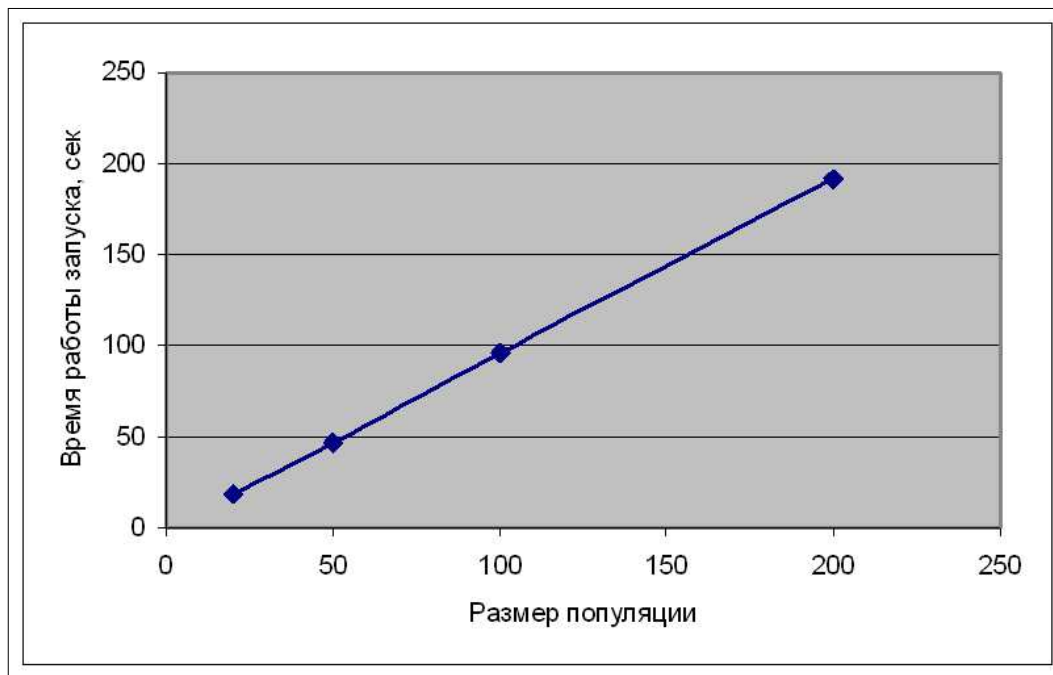
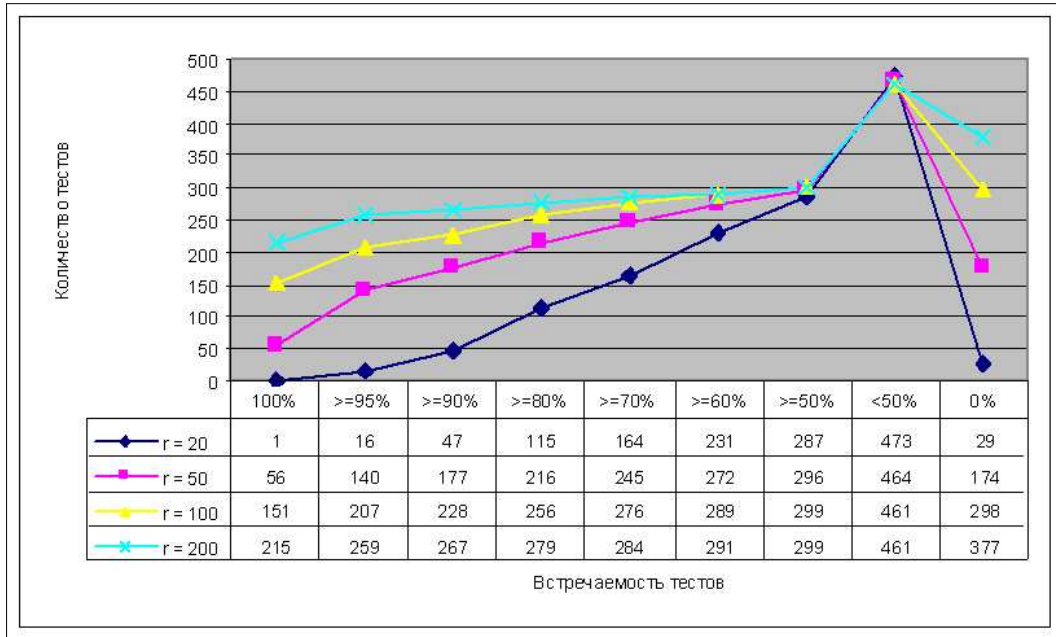


Рис. 2. Зависимость времени работы запуска ГА от размера популяции

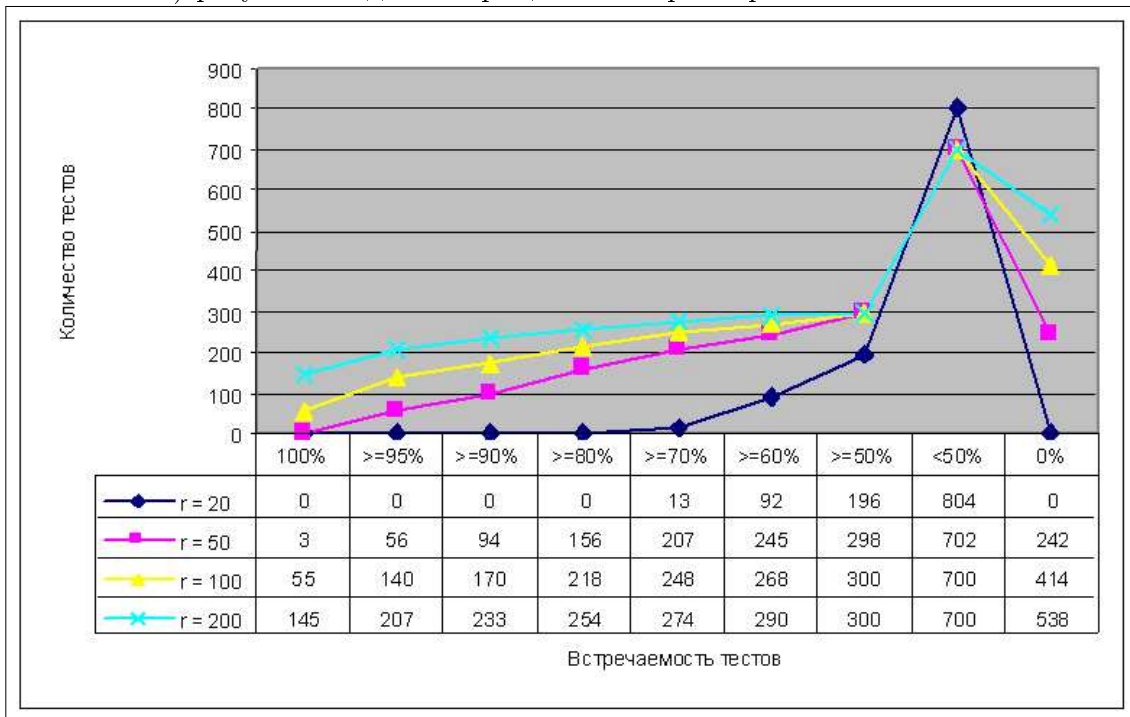
Анализ решений, полученных при различных настройках ГА, показал, что сформированные по 100 запускам подмножества тестов, соответствующие различным параметрам ГА, отличаются незначительно. Например, для матрицы тестов  $1000 \times 500$  при размерах популяции 50 и 200 особей полученные подмножества тестов отличались только на 35 тестов, что позволяет сделать вывод о достаточно высокой степени сходимости алгоритма. Однако значительное количество тестов, встречающихся менее чем в 50-возможности повышения эффективности работы ГА и сходимости результатов.

Также было проведено исследование зависимости состава подмножества тестов, сформированного по результатам нескольких запусков ГА, от количества запусков. При использовании матрицы тестов размерностью  $1000 \times 500$  результаты ГА с популяцией размером 50 особей для 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80, 90 и 100 запусков совпадают для 245 тестов (из 300 искомым). Совпадение с результатами ГА с популяцией 200 особей составляет 244 теста. Другими словами, 245 и 244 теста присутствуют в большинстве найденных решений, несмотря на различное количество запусков и размер популяции.

Распределение количества тестов в зависимости от частоты их встречаемости для ГА с популяцией 50 особей показано на рис. 6, шкала ординат – логарифмическая. Рост количества тестов, встречающихся во всех решениях, с уменьшением числа запусков можно объяснить усилением роли случайности при малом числе запусков, по которым проводится анализ результатов.



а) результаты для матрицы тестов размерностью 1000x50



б) результаты для матрицы тестов размерностью 1000x500

Рис. 3. Зависимость количества тестов от частоты их встречаемости в полученных решениях

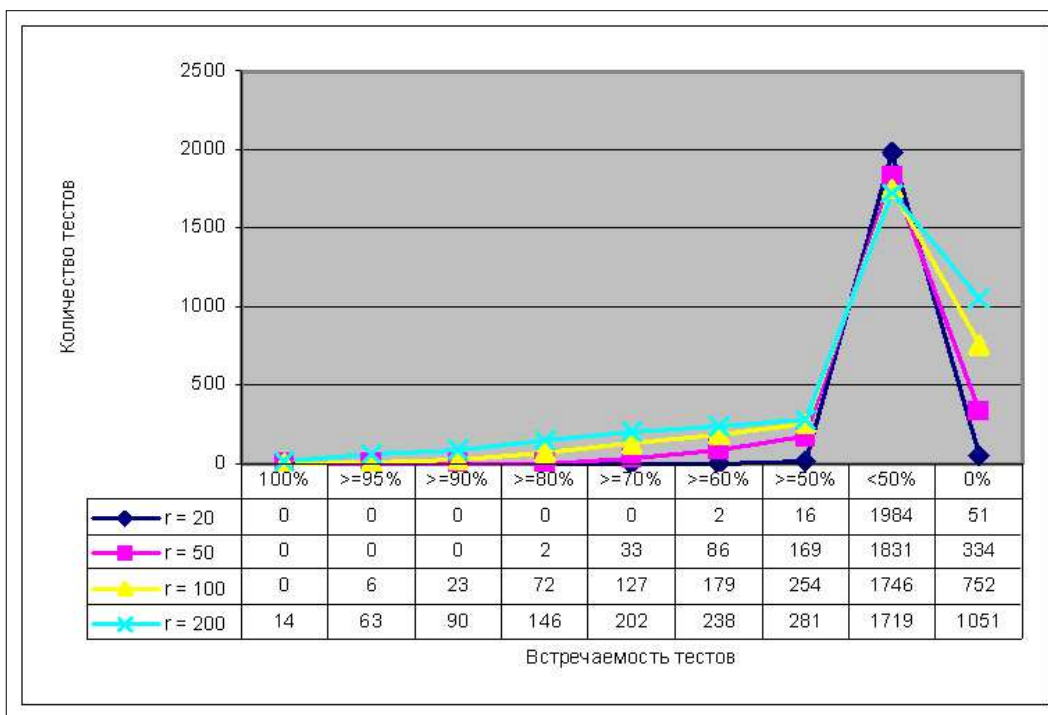


Рис. 4. Зависимость количества тестов от частоты их встречаемости в полученных решениях для матрицы 2000x500

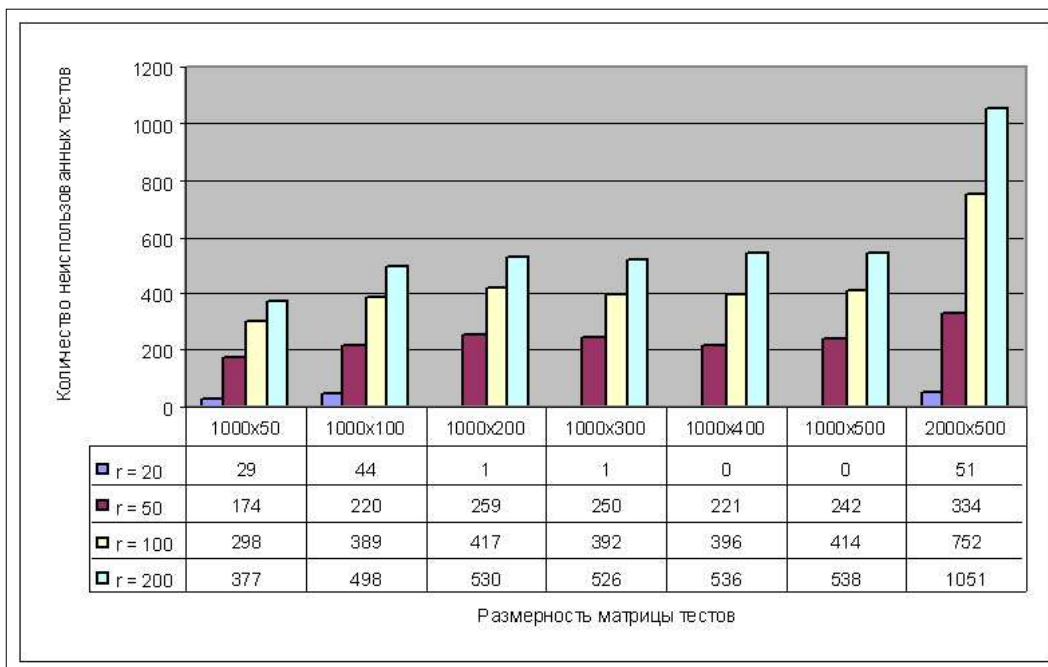


Рис. 5. Зависимость количества  $\Omega$  неиспользованных тестов от размерности матрицы тестов

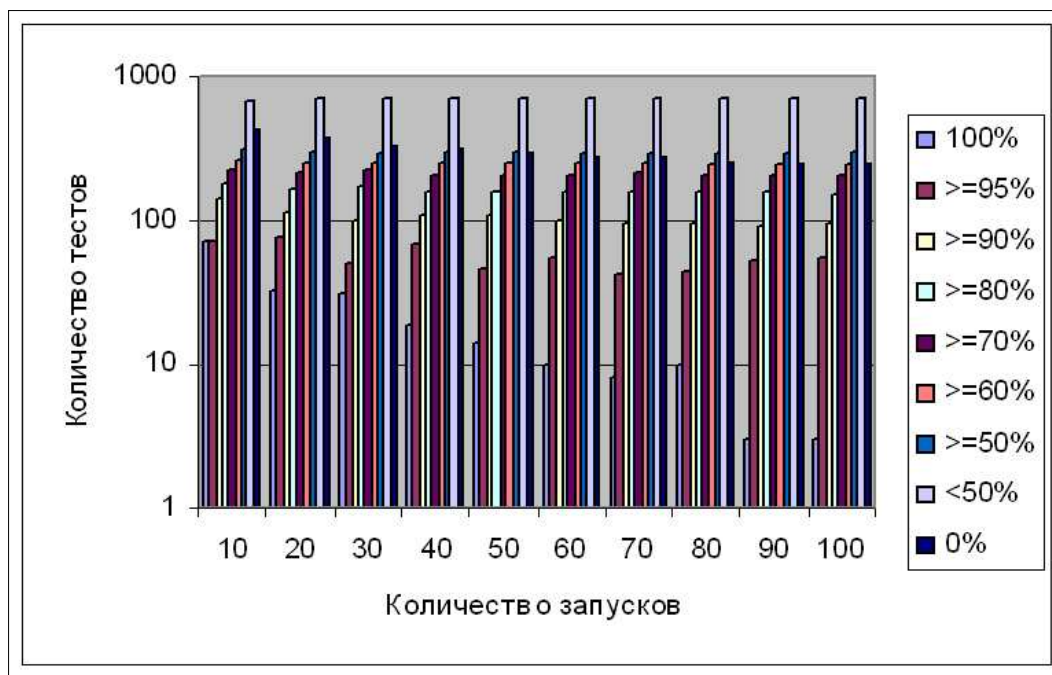


Рис. 6. Распределения количества тестов по частоте их встречаемости в полученных решениях для различного количества запусков ГА для матрицы размерностью 1000x500

Таким образом, на основании результатов исследования можно сделать следующий вывод:

Несмотря на то, что увеличение размера популяции способствует повышению сходимости ГА по критериям из работы [11], получены результаты, свидетельствующие о том, что для матриц тестов, имеющих не больше 1000 строк, анализ решений, полученных при использовании сравнительно небольшого размера популяции и малого количества запусков, позволяет сформировать подмножество тестов, близкое к оптимальному.

Данный вывод представляется авторам статьи весьма важным, так как показывает, что возможно эффективное решение поставленной задачи с использованием сравнительно небольших вычислительных затрат. Однако данный вывод необходимо проверить на реальных данных.

В силу приведенного выше анализа результатов сокращение количества особей в популяции в  $\alpha_1$  раз и количества запусков ГА в  $\alpha_2$  раз, позволяет уменьшить вычислительные затраты и время поиска решения пропорционально произведению  $\alpha_1\alpha_2$ .

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В докладе рассматривалось применение ГА для решения задачи формирования оптимального подмножества ББДТ. Представленные результаты экспериментов показывают достаточно высокую сходимость ГА при решении поставленной задачи.

На основании полученных результатов и их анализа сделан вывод о возможности существенного уменьшения вычислительной сложности ГА при решении рассматриваемой задачи путем уменьшения размера популяции, а также количества запусков. Отметим, что остается неясным вопрос о зависимости минимального допустимого размера популяции и количества запусков от размера и характеристик матрицы тестов, при которых возможно получение решения, близкого к оптимальному.

Дальнейшие исследования будут направлены на разработку более эффективных процедур эволюционного поиска оптимального подмножества ББДТ для решения задач принятия решений на основе тестового распознавания образов.

Работа выполнена при поддержке РФФИ (проект № 07-01-00452) и РГНФ (проект № 06-06-12603В).

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Naidenova R.A., Plaksin M.V., Shagalov V.L.* Inductive inferring all good classification test // Знание-Диалог-Решение. Сб. науч. тр. междунар. конф., том 1, Ялта, 1995. с. 79-84.
2. *Янковская А.Е.* Тестовое распознавание образов с использованием генетических алгоритмов // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии (РОАИ-4-98). Труды IV Всероссийской с международным участием конференции. Часть I. – Новосибирск, 1998. – С. 195-199.
3. *Yankovskaya A.E.* Test Pattern Recognition with the Use of Genetic Algorithms // Pattern Recognition and Image Analysis, vol. 9, no. 1, 1999, p. 121-123.
4. *Yankovskaya A.E.* The Test Pattern Recognition with Genetic Algorithms Use // Proceedings of the Pattern Recognition and Image Understanding. 5th Open German-Russian Workshop. – Germany, Herrshing, 1999. – P. 47-54.
5. *Янковская А.Е., Блейхер А.М.* Оптимизация синтеза безызбыточных диагностических тестов с использованием генетических алгоритмов и реализация ее в интеллектуальной системе // Искусственный интеллект. Научно-теоретический журнал. ISSN 1561-535. Донецк, № 2, 2000, с. 272-278.
6. *Yankovskaya A.E., Bleikher A.M.* Genetic Algorithms for the Synthesis Optimization of a Set of Irredundant Diagnostic Tests in the Intelligent System // Computer Science Journal of Moldova, vol. 9, no. 3(27), 2001, p. 336-349.
7. *Yankovskaya A.E., Bleikher A.M.* Optimization of tests synthesis on the base of descent algorithms with the use of genetic transformations // Radioelectronics & Informatics, no. 3(24), 2003, p. 51-55.
8. *Yankovskaya A.E., Tsoy Y.R.* Optimization of a set of tests selection satisfying the criteria prescribed using compensatory genetic algorithm // Proc. of IEEE EWDTW'05. – Kharkov: SPD FL Stepanov V.V., 2005. – P. 123-126.
9. *Журавлев Ю.И., Гуревич И.Б.* Распознавание образов и анализ изображений // Искусственный интеллект: В 3-х кн. Кн.2. Модели и методы: Справ. / Под ред. Д.А.Поспелова. М.: Радио и связь, 1990. – С. 149-191.
10. *Yankovskaya A.E., Tsoy Y.R.* Построение логических тестов с заданными свойствами и логико-комбинаторное распознавание на них // ИОИ-2002. Тез. докл. межд. науч. конф. – Симферополь, 2002. – С. 100-102.
11. *Янковская А.Е., Цой Ю.Р.* Исследование эффективности генетического поиска оптимального подмножества безызбыточных тестов для принятия решений // Искусственный интеллект. Научно-теоретический журнал, 2006, с. 257-260.

Статья поступила в редакцию 08.05.2008

Левин Г.М., Розин Б.М. *Схема оптимизации последовательно-параллельного выполнения комплекса операций* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 5-12.

**УДК 658.512.2:621.9.06**

Розроблено математичну модель і декомпозиційний метод оптимізації режимів послідовно-паралельного виконання комплексу операцій обробки деталей на агрегатних верстатах із пристроєм на пересувному столі з урахуванням основних конструктивно-технологічних обмежень і необхідної продуктивності. Як цільова функція обрана собівартість обробки деталі. Розв'язання вихідної задачі зводиться до розв'язання сукупності більш простих підзадач із використанням методів геометричного програмування, дихотомії, «золотого перетину».

Разработаны математическая модель и декомпозиционный метод оптимизации режимов последовательно-параллельного выполнения комплекса операций обработки деталей на агрегатных станках с приспособлением на передвижном столе с учетом основных конструктивно-технологических ограничений и требуемой производительности. В качестве целевой функции выбрана себестоимость обработки детали. Решение исходной задачи сводится к решению совокупности более простых подзадач с использованием методов геометрического программирования, дихотомии, «золотого сечения».

---

---

Литвин О.М., Нечуйвітер О.П. *Оптимальна за порядком точності кубатурна формула обчислення подвійних інтегралів від швидкоосцилюючих функцій та сплайн-інтерлінація* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 13-17.

**УДК 517.5**

Запропонована оптимальна за порядком точності кубатурна формула обчислення інтегралів від швидкоосцилюючих функцій двох змінних на основі сплайн-інтерлінації на лініях ректангуляції.

В работе построены оптимальные по порядку точности кубатурные формулы вычисления интегралов от быстроосциллирующих функций двух переменных на основе сплайн-интерлинации на линиях ректангуляции.

---

---

**Литвин О.М., Першина Ю.І. Метод відновлення внутрішньої структури тривимірного тіла // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – №2. – С. 18-24.**

**УДК 519.876.5**

У роботі розв'язується просторова задача комп'ютерної томографії з використанням томограм, які лежать на системі взаємно перпендикулярних площин, з використанням мішаної апроксимації. Запропонований метод дозволяє згладжувати експериментальні дані (томограми) та має досить високу точність. В статті продемонстровано обчислювальний експеримент для відновлення внутрішньої структури головного мозку людини за допомогою операторів мішаної апроксимації поліномами Бернштейна.

В работе решается пространственная задача компьютерной томографии с использованием томограмм, которые лежат на системе взаимно перпендикулярных плоскостей с использованием мешаной аппроксимации. Предложенный метод позволяет сглаживать экспериментальные данные (томограммы) и имеет довольно высокую точность. В статье продемонстрирован вычислительный эксперимент для восстановления внутренней структуры головного мозга человека с помощью операторов мешанной аппроксимации полиномами Бернштейна.

---

---

**Лукашевич П.В. Автоматическая сегментация артерии на 3D-УЗИ щитовидной железы // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – №2. – С. 25-32.**

**УДК 004.932**

Пропонується алгоритм автоматичного пошуку та сегментації артерій на тривимірних ультра звукових зображеннях щитовидної залози. Виявлення й сегментація артерій – важливий початковий етап автоматичної обробки ультра звукових зображень органу, тому що відсегментовані зображення судин служать опорними точками для подальшої обробки УЗВ, полегшуючи наступну сегментацію знімків. Особливістю запропонованого алгоритму є відносна простота його реалізації при високій якості відбудови.

Предлагается алгоритм автоматического поиска и сегментации артерий на трехмерных ультразвуковых изображениях щитовидной железы. Обнаружение и сегментация артерий – важный начальный этап автоматической обработки ультразвуковых изображений органа, так как отсегментированные изображения сосудов служат опорными точками для дальнейшей обработки УЗИ, облегчая последующую сегментацию снимков. Особенностью предлагаемого алгоритма является относительная простота его реализации при высоком качестве восстановления.

---

---



---

Майсурадзе А.И., Громов И.А. *Исследование алгоритмов коррекции локального возмущения в конечной полуметрике* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 33-41.

#### УДК 519.7

Пропонується трьохетапна схема побудови алгоритмів перетворення метричної інформації в завданнях інтелектуального аналізу даних. В рамках схеми розглядаються алгоритми корекції напівметрик, призначені для зміни відстані на задану величину між однією парою об'єктів і гарантовано зберігаючі метричні властивості. Для алгоритмів встановлюються достатні умови, при виконанні яких корекція напівметрик в рамках трьохетапної схеми завершується в ході перших двох етапів, а в спеціальному випадку - вже в ході першого етапу. Приведені результати обчислювальних експериментів, оцінена обчислювальна складність алгоритмів.

Предлагается трехэтапная схема построения алгоритмов преобразования метрической информации в задачах интеллектуального анализа данных. В рамках схемы рассматриваются алгоритмы коррекции полуметрик, предназначенные для изменения расстояния на заданную величину между одной парой объектов и гарантировано сохраняющие метрические свойства. Для алгоритмов устанавливаются достаточные условия, при выполнении которых коррекция полуметрик в рамках трехэтапной схемы завершается в ходе первых двух этапов, а в специальном случае – уже в ходе первого этапа. Приводятся результаты вычислительных экспериментов на модельных данных, даются оценки вычислительной сложности алгоритмов.

---

---

Мандель А.С., Дорофеев А.А., Чернявский А.Л., Лифшиц Д.В. *Экспертно-классификационные методы оценки эффективности и поддержки принятия решений в задачах управления ЖКХ мегаполиса Москва* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 42-48.

#### УДК 62-50

Розглядається застосування методів автоматичної класифікації і експертно-статистичної обробки інформації до вирішення проблеми оцінки ефективності і підтримки ухвалення рішення в завданнях управління житлово-комунальним господарством грама. Москви.

Рассматривается применение методов автоматической классификации и экспертно-статистической обработки информации к решению проблемы оценки эффективности и поддержки принятия решения в задачах управления жилищно-коммунальным хозяйством г. Москвы.

Мандель А.С., Дорофеюк А.А., Чернявский А.Л., Никитин В.В., Мальцева С.В. *Классификационные алгоритмы агрегирования объектов профессиональной деятельности в задаче формирования профессиональных и образовательных стандартов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 49-58.

#### УДК 62-50

Розглядається застосування методів автоматичної класифікації і експертно-статистичної обробки інформації до вирішення проблеми розробки державних професійних і освітніх стандартів.

Рассматривается применение методов автоматической классификации и экспертно-статистической обработки информации к решению проблемы разработки государственных профессиональных и образовательных стандартов.

---

---

Маслов П.П. *Извлечение причинно-следственных закономерностей из естественно-языковых текстов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 59-61.

#### УДК 004.82

У роботі розглядаються методи аналізу текстів на природній мові. Запропоновані: 1) модель представлення причинно-наслідкових зв'язків тексту російською мовою; 2) застосування витягваних зв'язків як експертні вислови в алгоритмі прогнозу екстремальних ситуацій.

В работе рассматриваются методы анализа текстов на естественном языке. Предложены: 1) модель представления причинно-следственных связей текста на русском языке; 2) применение извлекаемых связей в качестве экспертных высказываний в алгоритме предсказания экстремальных ситуации.

---

---

Маслянюк П.П. *Системне проектування інтелектуалізованих інформаційно-комунікаційних систем* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 62-67.

#### УДК 007

У статті пропонується і досліджується ідея застосування системного аналізу і теорії систем для інформатизації організаційних систем. Це дозволяє суттєво вдосконалити ітеративний процес інформатизації організаційних систем.

---

В статье предлагается и исследуется идея применения системного анализа и теории систем для информатизации организационных систем. Это позволяет существенно усовершенствовать итеративный процесс информатизации организационных систем.

---

---

**Махина Г.А.** *Числовые характеристики ДНФ случайных частичных булевых функций* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. XX-XX.

**УДК 519.68: 681.513.7**

У центрі розгляду – часткові булеві функції, що приймають кожне зі значень 0, 1, – з імовірністю 1/3. Для таких функцій отримані нижні та верхні оцінки найкоротших днф, виведення яких наводиться в даній статті.

В центре рассмотрения – частичные булевы функции, принимающие каждое из значений 0, 1, – с вероятностью 1/3. Для таких функций получены нижние и верхние оценки кратчайших днф, вывод которых приводится в данной статье.

---

---

**Михайлов Д.В., Емельянов Г.М., Степанова Н.А.** *Формирование и кластеризация понятий на основе множества ситуационных контекстов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 79-88.

**УДК 681.3.06**

Представляється підхід до рішення задачі автоматичного формування понятійної структури тезауруса Наочної Області Галузі на основі текстів Натуральної Мови. Розглядається (на матеріалі російської мови) розроблений авторами метод виявлення Семантичних Класів понять на основі синтаксичних контекстів слів, що позначають ці поняття.

Представляется подход к решению задачи автоматического формирования понятийной структуры тезауруса Предметной Области на основе текстов Естественного Языка. Рассматривается (на материале русского языка) разработанный авторами метод выявления Семантических Классов понятий на основе синтаксических контекстов обозначающих их слов.

---

---

Моттль В.В., Татарчук А.И., Елисеев А.П. *Регулируемая селективность в многомодальном распознавании образов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 89-96.

**УДК 681.327.12**

У роботі розглядається задача багатомодального розпізнавання образів у рамках концепції методу потенційних функцій. Пропонується імовірнісний підхід до навчання, що узагальнює відомі методи відбору ознак, а саме, методи опорних і релевантних потенційних функцій. Наведено результати експериментального дослідження модифікацій методів опорних і релевантних потенційних функцій, наділених можливістю попереднього завдання необхідного рівня селективності.

В работе рассматривается задача многомодального распознавания образов в рамках концепции метода потенциальных функций. Предлагается вероятностный подход к обучению, обобщающий известные методы отбора признаков, а именно, методы опорных и релевантных потенциальных функций. Приведены результаты экспериментального исследования модификаций методов опорных и релевантных потенциальных функций, наделенных возможностью предварительного задания необходимого уровня селективности.

---

---

Неделько В.М. *Об интервальном оценивании риска для решающей функции* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 97-103.

**УДК 519.9**

Розглядається задача побудови оцінок ризику для статистичних рішень при відсутності апріорної інформації про розподіл. Запропоновано метод побудови емпіричних оцінок довірчого інтервалу для ризику шляхом вибору кінцевої множини розподілів. Ефективність методу проілюстрована на прикладі задачі класифікації по найближчому прецедентіві.

Рассматривается задача построения оценок риска для статистических решений при отсутствии априорной информации о распределении. Предложен метод построения эмпирических оценок доверительного интервала для риска путем выбора конечного множества распределений. Эффективность метода проиллюстрирована на примере задачи классификации по ближайшему прецеденту.

---

---

Неделько С.В. *Адаптивное прогнозирование многомерного временного ряда* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 104-110.

**УДК 519.9**

Розглядається задача прогнозування багатомірною різнотипного тимчасового ряду з мінливими властивостями. Запропонований метод прогнозування, заснований на виділенні станів процесу в класі логічних вирішальних функцій. У ролі критерію якості моделі використовуються різні варіанти заходу інформативності матриці перехідних імовірностей. Дослідження шляхом статистичного моделювання показує здатність методу адекватно оцінювати імовірнісну модель тимчасового ряду, а також виявляти момент зміни імовірнісних властивостей (розладнання).

Рассматривается задача прогнозирования многомерного разнотипного временного ряда с изменяющимися свойствами. Предложен метод прогнозирования, основанный на выделении состояний процесса в классе логических решающих функций. В роли критерия качества модели используются различные варианты меры информативности матрицы переходных вероятностей. Исследование путем статистического моделирования показывает способность метода адекватно оценивать вероятностную модель временного ряда, а также обнаруживать момент изменения вероятностных свойств (разладки).

---

Недзьведь А.М., Белоцерковский А.М., Абламейко С.В., Мазевский А., Доброговский В. *Алгоритм выделения и анализа ветвящихся объектов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 111-120.

**УДК 681.327.12:001.362**

Запропоновано алгоритм виділення й аналізу на зображеннях дендритовидної структури, яка гілкується, що дозволяє виділяти структури з високою якістю та визначати для них велику кількість описових характеристик. Складенні із трьох функціональних частин (корекції фона, сегментації ветвящої структури, обчислення й визначення характеристик) алгоритм успішно використовується для виділення структур на магнітооптичних зображеннях, при аналізі структур аніографічних знімках комп'ютерної томографії та обробці судин на зображеннях гістологічних препаратів.

Предлагается алгоритм выделения и анализа ветвящейся дендритовидной структуры на изображениях, позволяющий выделять структуры с высоким качеством и определять для них большее число описательных характеристик. Состоящий из трех функциональных частей (коррекции фона, сегментации ветвящейся структуры, вычисления и определения характеристик) алгоритм успешно используется для выделения

структур на магнитооптических изображениях, при анализе структур ангиографических снимках компьютерной томографии и обработке сосудов на изображениях гистологических препаратов.

---

---

**Недзьведь А.М., Белоцерковский А.М., Исмаил-Заде Р.С., Казакевич А.П.** *2D-сегментация изображений компьютерной томографии на основе комплексного анализа окрестности* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 121-129.

**УДК 681.327.12.001.362**

Запропонований алгоритм сегментації об'єктів КТ-зображень на основі аналізу зв'язаних компонент і нового принципу представлення півтонового зображення за допомогою псевдовектора локальних характеристик. Ідея алгоритму полягає в утворенні областей шляхом перегрупування сусідніх елементів оточення пікселів, характеристики якого задовольняють умові контролю розподілу яскравості.

Предложен алгоритм сегментации объектов КТ-изображений на основе анализа связанных компонент и нового принципа представления полутонового изображения с помощью псевдовектора локальных характеристик. Идея алгоритма – в образовании областей путем перегруппировки соседних элементов окружения пикселей, характеристики которого удовлетворяют условию контроля распределения яркости.

---

---

**Новоселова Н.А., Том И.Э.** *Встроенный метод отбора информативных признаков на основе двухэтапной схемы обучения нейросетевого нечеткого классификатора* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 130-136.

**УДК 004.8**

У даній роботі розглянутий вбудований метод відбору інформативних ознак на основі двоетапної схеми навчання нейромережного нечіткого класифікатора. Метод забезпечує можливість відбору окремих підмножин ознак для кожного із класів даних при збереженні максимальної точності класифікації, що досягається за рахунок використання модифікованого способу настроювання параметрів класифікатора.

В данной работе рассмотрен встроенный метод отбора информативных признаков на основе двухэтапной схемы обучения нейросетевого нечеткого классификатора. Метод обеспечивает возможность отбора отдельных подмножеств признаков для каждого

---

из классов данных при сохранении максимальной точности классификации, что достигается за счет использования модифицированного способа настройки параметров классификатора.

---

---

**Новоселова Н.А., Том И.Э.** *Классификация многомерных данных с использованием кластерного генетического алгоритма и нечеткой логики* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 137-142.

#### **УДК 004.8**

У даній роботі розглянутий підхід до підвищення точності правил, що класифікують, отриманих з використанням кластерного генетичного алгоритму. Запропонований підхід використовує теорію нечітких безлічей і дозволяє знизити невизначеність при класифікації спостережень, що лежать в областях, що перекриваються, кластерів, а також ухвалювати рішення з обліком усього безлічі правил, активованих спостереженням.

В данной работе рассмотрен подход к повышению точности классифицирующих правил, полученных с использованием кластерного генетического алгоритма. Предложенный подход использует теорию нечетких множеств и позволяет снизить неопределенность при классификации наблюдений, лежащих в перекрывающихся областях кластеров, а также принимать решение с учетом всего множества правил, активированных наблюдением.

---

---

**Петровский А.Б., Ройзензон Г.В.** *Многокритериальный подход к построению интегральных показателей* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 143-150.

#### **УДК 007.52**

Побудова інтегральних показників розглядається в роботі як задача ієрархічної порядкової класифікації багатокритеріальних альтернатив. Проведено порівняльний аналіз різних способів формування інтегральних показників. Запропоновано новий підхід щодо порядкової класифікації альтернатив, оцінених за багатьма критеріями з вербальними шкалами, з використанням інтерактивної процедури зниження розмірності признакового простору. Підхід забезпечує систематизацію наявної інформації, аналіз й обґрунтування остаточного рішення.

Построение интегральных показателей рассматривается в работе как задача иерархической порядковой классификации многокритериальных альтернатив. Проведен

сравнительный анализ различных способов формирования интегральных показателей. Предложен новый подход к порядковой классификации альтернатив, оцененных по многим критериям с вербальными шкалами, с использованием интерактивной процедуры снижения размерности признакового пространства. Подход обеспечивает систематизацию имеющейся информации, анализ и обоснование окончательного решения.

---

---

**Покровская И.В., Алескерова И.И., Чернявский А.Л. Методы многовариантной экспертизы в задачах поддержки принятия стратегических решений для пассажирских перевозок // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 151-158.**

#### **УДК 15:519.876**

У роботі описані методи підтримки ухвалення рішень в завданнях стратегічного управління пасажирськими перевезеннями в крупному регіоні (на прикладі пасажирських автоперевезень в Московській області). Ці методи були створені на базі методології колективної багатоваріантної експертизи, а також на базі алгоритмів і процедур, що її реалізують.

В работе описаны методы поддержки принятия решений в задачах стратегического управления пассажирскими перевозками в крупном регионе (на примере пассажирских автоперевозок в Московской области). Эти методы были созданы на базе методологии коллективной многовариантной экспертизы, а также на базе алгоритмов и процедур, её реализующих.

---

---

**Покровская И.В., Гольдовская М.Д., Дорофеюк Ю.А. Экспертно-классификационный анализ данных в задаче оценки эффективности функционирования крупномасштабных систем управления // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 159-165.**

#### **УДК 62-50**

У роботі розглянуті методи структурного аналізу складноорганізованих даних і процедур експертної корекції результатів такого аналізу стосовно завданням оцінки ефективності великомасштабних систем управління. Алгоритми такої структуризації розроблялися на базі методів класифікаційного аналізу даних.

В работе рассмотрены методы структурного анализа сложноорганизованных данных и процедур экспертной коррекции результатов такого анализа применительно к задачам оценки эффективности крупномасштабных систем управления. Алгоритмы такой структуризации разрабатывались на базе методов классификационного анализа данных.

---

---



---

Полумієнко С.К. *Інформаційне суспільство в Україні – передумови та можливості створення* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 166-169.

**УДК 004.9**

Розглядаються основні передумови та напрямки створення інформаційного суспільства в Україні – характеристика українського суспільства, ринку інформаційних технологій, відповідні завдання та стратегії з його становлення.

Рассматриваются основные предпосылки и направления создания информационного общества в Украине – характеристика украинского общества, рынка информационных технологий, задачи и стратегии по его становлению.

---

---

Саакян Р.Р., Децкин И.С., Шпехт И.А., Баранников С.Н. *Интеллектуальная система распознавания отпечатков пальцев на основе комбинированного метода* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 170-175.

**УДК 303.732.4**

У статті пропонується інтелектуальна система розпізнавання відбитків пальців на основі комбінованого методу. Ієрархічна структура опису алгоритму гарантує дуже високу ефективність запропонованої системи.

В статье предлагается интеллектуальная система распознавания отпечатков пальцев на основе комбинированного метода. Иєрархическая структура описания алгоритма гарантирует очень высокую эффективность предложенной системы.

---

---

Саакян Р.Р., Терентьев Л.А., Шпехт И.А. *Анализ и прогнозирование показателей качества жизни населения на основе интеллектуализированной системы классификации муниципальных образований* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 176-179.

**УДК 303.732.4**

У статті обґрунтовується можливість застосування методів розпізнавання образів для аналізу зв'язків між об'єктивними і суб'єктивними показниками якості життя,

що впливають на соціально-економічну ситуацію в регіоні. Отримані результати можуть використовуватися при побудові вирішальних правил в завданнях ухвалення рішення при прогнозі народжуваності і смертності населення.

Як інструмент рішення поставленої задачі пропонується використання методу лінійних напрямів – погоджувальні функції.

В статье обосновывается возможность применения методов распознавания образов для анализа связей между объективными и субъективными показателями качества жизни, влияющими на социально-экономическую ситуацию в регионе. Полученные результаты могут использоваться при построении решающих правил в задачах принятия решения при прогнозе рождаемости и смертности населения.

В качестве инструмента решения поставленной задачи предлагается использование метода линейных направлений – согласующих функций.

---

---

**Середин О.С., Моттль В.В. *Отбор информативных признаков при обучении распознаванию образов с упорядоченными признаками* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 180-185.**

#### **УДК 004.93**

Розглядається задача відбору ознак у разі їх впорядкованості в задачі навчання розпізнаванню образів. Більшість підходів до відбору ознак розглядають вектор ознак об'єктів, як нерегульовану сукупність числових коефіцієнтів. Проте у ряді задач ознаки - є суть послідовних вимірювань уздовж осі деякого аргументу, наприклад, впорядковані відліки якого-небудь сигналу. У статті запропонований спосіб відбору ознак з урахуванням апріорної інформації про одновимірну впорядкованість ознак уздовж осі.

Рассматривается задача отбора признаков в случае их упорядоченности в задаче обучения распознаванию образов. Большинство подходов к отбору признаков рассматривает вектор признаков объектов, как неупорядоченную совокупность числовых коэффициентов. Однако в ряде задач признаки - есть суть последовательных измерений вдоль оси некоторого аргумента, например, упорядоченные отсчеты какого-либо сигнала. В статье предложен способ отбора признаков с учетом априорной информации об одномерной упорядоченности признаков вдоль оси.

---

---

**Смирнов А.В., Левашова Т.В., Шилов Н.Г., Кашевник А.М. *Поддержка принятия решений в децентрализованной среде на основе сети Web-сервисов* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 186-194.**

**УДК 658.519.011.56**

Розроблено концепцію побудови й функціонування системи підтримки прийняття рішень, призначеної для роботи в децентралізованому середовищі й що дозволяє децентралізоване прийняття рішень на підставі стану поточної ситуації. Для моделювання поточної ситуації використовується модель контексту. Запропоновано спосіб одержання контексту, що дозволяє зробити доступними й зрозумілими ресурсам системи інформацію й знання, релевантні поточної ситуації; забезпечує систему інформацією, надаваної цими ресурсами; і є функціональним засобом підтримки користувачів системи.

Разработана концепция построения и функционирования системы поддержки принятия решений, предназначенной для работы в децентрализованной среде и позволяющей децентрализованное принятие решений на основании состояния текущей ситуации. Для моделирования текущей ситуации используется модель контекста. Предложен способ получения контекста, который позволяет сделать доступными и понятными ресурсам системы информацию и знания, релевантные текущей ситуации; обеспечивает систему информацией, предоставляемой этими ресурсами; и является функциональным средством поддержки пользователей системы.

---

Стернин М.Ю., Шепелев Г.И. *Анализ сценариев в методе обобщенных интервальных оценок* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 195-201.

**УДК 681.3:658.56**

Метод узагальнених інтервальних оцінок (УІО) запропоновано використовувати в сценарному підході теорії прийняття рішень. На додаток до математичного апарата, розвинуеному авторами раніше, розроблені процедури дослідження в рамках сценарного аналізу методом УІО задач із залежними параметрами. Прикладом таких задач служить задача прогнозування залежно від рівнів ціни на вугледоді, об'ємів комерційних запасів родовищ, що витягають, які знаходяться на ранніх стадіях вивченості. Встановлено аналітичні співвідношення для функцій розподілу ймовірностей узагальнених рівномірних розподілів, застосовуваних у сценарному аналізі. Використання чисельних методів дозволяє здійснити розрахунки розподілів для шуканих величин у випадку розподілів ймовірностей, відмінних від узагальнених рівномірних.

Метод обобщенных интервальных оценок (ОИО) предложено использовать в сценарном подходе теории принятия решений. В дополнение к математическому аппарату, развитому авторами ранее, разработаны процедуры исследования в рамках сценарного анализа методом ОИО задач с зависимыми параметрами. Примером таких задач

служит задача прогнозирования в зависимости от уровней цены на углеводороды, объемов коммерческих извлекаемых запасов месторождений, находящихся на ранних стадиях изученности. Установлены аналитические соотношения для функций распределения вероятностей обобщенных равномерных распределений, применяемых в сценарном анализе. Использование численных методов позволяет осуществить расчеты распределений для искомых величин в случае распределений вероятностей, отличных от обобщенных равномерных.

---

---

**Сулимова В.В., Разин Н.А., Моттль В.В., Мучник И.Б. Множественное выравнивание на основе вероятностной модели эволюции // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 202-210.**

**УДК 681.327.12**

Задача вимірювання групової схожості амінокислотних послідовностей білків є однією з фундаментальних проблем молекулярної біології. Існуючі алгоритми розв'язання даної задачі (алгоритми множинного вирівнювання) не засновані на якій-небудь формальній постановці задачі і не базуються на єдиній моделі еволюції білків. У даній роботі пропонується принципово новий підхід до вимірювання групової схожості у основі якого лежить імовірнісна еволюційна модель перетворення амінокислотних послідовностей.

Задача измерения группового сходства аминокислотных последовательностей белков является одной из фундаментальных проблем молекулярной биологии. Существующие алгоритмы решения данной задачи (алгоритмы множественного выравнивания) не основаны на какой-либо формальной постановке задачи и не базируются на единой модели эволюции белков. В данной работе предлагается принципиально новый подход к измерению группового сходства, в основе которого лежит вероятностная эволюционная модель преобразования аминокислотных последовательностей.

---

---

**Федоров Е.Е. Проблемы диагностики машин высокой динамики на основе анализа акустических и вибросигналов // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 211-218.**

**УДК 004.934.1'1**

Для підвищення надійності виявлення несправностей електричних машин високої динаміки в статті пропонується методика діагностики.

Для повышения надежности обнаружения неисправностей электрических машин высокой динамики в статье предлагается методика диагностики.

---

---

Хачай М.Ю., Поберий М.И. *Вычислительная сложность задач комитетной полиэдральной отделимости в пространствах фиксированной размерности* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 218-227.

#### УДК 519.8

У статті представлено нові результати по обчислювальній складності відомої задачі про мінімальний афінний розділюючий комітет, що тісно пов'язана із процедурою оптимального навчання розпізнаванню у класі кусково-лінійних вирішуючих правил і залишається NP-складною, навіть якщо вона сформульована у просторі довільної фіксованої розмірності  $n > 1$ . При цьому NP-складність задачі не зумовлена виродженістю множин що розділяються.

В работе показано, что задача о минимальном аффинном разделяющем комитете (MASC), тесно связанная с процедурой обучения распознаванию в классе полиэдральных решающих правил, остается труднорешаемой, даже будучи сформулированной в пространстве произвольной фиксированной размерности  $n > 1$ , причем труднорешаемость задачи не обусловлена вырожденностью разделяемых множеств.

---

---

Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Киселёва Н.Е. *Структурно-классификационные методы оценки эффективности функционирования автотранспортных предприятий* // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 228-235.

#### УДК 62-50

Робота присвячена використанню структурно-класифікаційних методів аналізу даних для оцінки ефективності функціонування підприємств (на прикладі пасажирських автотранспортних підприємств в Московській області).

Работа посвящена использованию структурно-классификационных методов анализа данных для оценки эффективности функционирования предприятий (на примере пассажирских автотранспортных предприятий в Московской области)

**Чернявский А.Л., Дорофеюк А.А., Кулькова Г.В. Экспертно-классификационные методы совершенствования процедур принятия решений в страховом бизнесе // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 236-242.**

**УДК 62-50**

Робота присвячена використанню експертно-класифікаційних методів для вдосконалення процедур підтримки ухвалення рішень при висновку договорів на комплексне обслуговування корпоративних клієнтів (на прикладі страхових компаній).

Работа посвящёна использованию экспертно-классификационных методов для совершенствования процедур поддержки принятия решений при заключении договоров на комплексное обслуживание корпоративных клиентов (на примере страховых компаний).

---

---

**Шалимов А.В. Метод компактного представления программ на основе частотных характеристик их поведения // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 243-250.**

**УДК 519.6**

В роботі описан новий метод компактного представлення програм на основі частотних характеристик їх поведінки. Проведені теоретичні і експериментальні дослідження, які показують можливість застосування запропонованого методу компактного представлення програм в бортових обчислювальних системах.

В работе описан новый метод компактного представления программ на основе частотных характеристик их поведения. Приведены результаты теоретических и экспериментальных исследований, которые показывают возможность применения предложенного метода компактного представления программ в бортовых вычислительных системах.

---

---

**Янковская А.Е., Казанцева Н.В., Муратова Е.А. Извлечение закономерностей из базы данных и знаний для изучения причин возникновения коммуникативного стресса // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 251-261.**

**УДК 007.5**

Комунікативний стрес розглядається як патологічний стан, який розвився в зв'язку з порушенням адаптації в освітньому процесі. Розроблений опросник по результатам якого сформований і структурований признаковий простір. Виявлені різного роду закономірності. Обмовлюються результати і шляхи для послідуєчих пошуків.

Коммуникативный стресс рассмотрен как патологическое состояние, развившееся в результате нарушения адаптации в образовательном процессе. Для изучения причин возникновения стресса использована модель болезни. Разработан опросник, по результатам которого сформировано и структурировано признаковое пространство. Выявлены различного рода закономерности. Предложена интеллектуальная технология выявления закономерностей с использованием статистических методов и тестовых методов распознавания. Обсуждаются результаты и пути дальнейших исследований.

---

**Янковская А.Е., Цой Ю.Р. О применении генетических алгоритмов в интеллектуальных распознающих системах // Таврический вестник информатики и математики. – 2008. – № 2. – С. 262-270.**

**УДК 004.83; 004.89:004.4**

В роботі розглядається застосування генетичного алгоритма для розв'язання задач формування оптимального підмноження безумовних тупікових діагностичних тестів. Представлені результати експериментів для псевдовипадкових матриць, діагностичних тестів показують високу збіжність використовуваного підходу його обчислювальну ефективність.

В работе рассматривается применение генетического алгоритма для решения задачи формирования оптимального подмножества безусловных безызбыточных диагностических тестов. Представленные результаты экспериментов для псевдослучайных матриц диагностических тестов показывают высокую сходимость используемого подхода и его вычислительную эффективность.

## СПИСОК АВТОРОВ НОМЕРА

---

- Абламейко Сергей Владимирович** д. т. н., профессор, член-корреспондент НАН Беларуси, генеральный директор Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: abl@newman.bas-net.by*
- Белоцерковский Алексей Маратович** к. т. н., Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: abelotser@newman.bas-net.by*
- Громов Игорь Александрович** аспирант, Вычислительный центр им. А.А. Дородницына РАН  
*e-mail: igor\_gromov@mail.ru*
- Дорофеев Александр Александрович** д. т. н., профессор, зав. лаб. Института проблем управления РАН (ИПУ РАН)  
*e-mail: adorof@ipu.ru, daa2@mail.ru*
- Елисеев Андрей Петрович** магистрант Московского физико-технического института  
*e-mail: andrejel@gmail.com*
- Емельянов Геннадий Мартинович** д. т. н., профессор, кафедра информационных технологий и систем Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого  
*e-mail: Gennady.Emelyanov@novsu.ru*
- Исмаил-Заде Рейман Садыкович** к. м. н., член Европейского общества гипертермической онкологии (ЕСНО), заведующий онкологическим отделением ГУ «РНПЦДОГ»
- Казакевич Алексей Петрович** магистрант Института подготовки научных кадров НАН Беларуси
- Левашова Татьяна Викторовна** научный сотрудник Санкт-Петербургского института информатики и автоматизации РАН  
*e-mail: oleg@mail.iias.spb.su*
- Левин Генрих Моисеевич** д. т. н., доцент, зав. лабораторией Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: levin@newman.bas-net.by*
- Литвин Олег Миколайович** д. ф.-м. н., профессор, заведующий кафедрой прикладной математики, Украинская инженерно-педагогическая академия, г. Харьков  
*e-mail: academ@kharkov.ua*



- Лукашевич Павел Владимирович** аспирант Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: Pavel.Lukashevich@newman.bas-net.by*
- Мазевский А.** (Польша) профессор, директор института прикладной физики и заведующий лабораторией магнетизма Белостокского университета, Польша  
*e-mail: Magnet@uwb.edu.pl*
- Майсурадзе Арчил Ивериевич** к. ф.-м. н., факультет ВМиК, МГУ им. М.В. Ломоносова,  
*e-mail: artchil@mail.ru, maysuradze@cs.msu.su*
- Мандель Александр Соломонович** д. т. н., профессор, зав. лаб. Института проблем управления РАН (ИПУ РАН)  
*e-mail: manfoon@ipu.ru*
- Маслов Павел Павлович** аспирант, Новосибирский гос. технический университет  
*e-mail: mpp84@rambler.ru*
- Маслянюк Павел Павлович** к. т. н., доцент, НТУУ «КПИ»
- Махина Галина Анатольевна** ассистент кафедры информатики Таврического национального университета им. В.И. Вернадского  
*e-mail: gmakhina@yandex.ru*
- Михайлов Дмитрий Владимирович** к. ф.-м. н., доцент, кафедра информационных технологий и систем Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого  
*e-mail: Dmitry.Mikhaylov@novsu.ru*
- Моттль Вадим Вячеславович** д. т. н., ВЦ РАН, г. Москва  
*e-mail: vmottl@yandex.ru*
- Неделько Виктор Михайлович** к. ф.-м. н., с. н. с. лаборатории Анализа данных Института математики СО РАН  
*e-mail: nedelko@math.nsc.ru*
- Неделько Светлана Валерьевна** аспирантка, Институт математики СО РАН, лаборатория Анализа данных  
*e-mail: nedelko@math.nsc.ru*
- Недзьведзь Александр Михайлович** к. т. н., докторант Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: NedzvedA@newman.bas-net.by*

- Нечуйвітер Олеся  
Петрівна** к. ф.-м. н., доцент кафедры прикладной математики, Украинская инженерно-педагогическая академия, г. Харьков  
*e-mail: olesya@email.com*
- Першина Юлія  
Ігорівна** к. ф.-м. н., старший преподаватель кафедры высшей математики, Национальный технический университет «Харьковский политехнический институт»  
*e-mail: yulia\_pershina@mail.ru*
- Петровский Алексей  
Борисович** д. т. н., зав. лабораторией Института системного анализа РАН  
*e-mail: pab@isa.ru*
- Поберий Мария  
Івановна** студентка Уральского государственного университета им. А.М. Горького, стажер-исследователь отдела математического программирования Института математики и механики УрО РАН
- Покровская Ирина  
Вячеславовна** н.с. Института проблем управления РАН (ИПУ РАН)  
*e-mail: ivp@ipu.ru*
- Полумиенко Сергей  
Константинович** д. ф.-м. н., с. н. с., зав. отделом Института телекоммуникаций и глобального информационного пространства НАН Украины  
*e-mail: serge\_pol@ukr.net*
- Розин Борис  
Матвеевич** к. т. н., вед. научный сотрудник Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: rozin@newman.bas-net.by*
- Ройзензон Григорий  
Владимирович** научный сотрудник Института системного анализа РАН  
*e-mail: rgv@isa.ru*
- Середин Олег  
Сергеевич** к. ф.-м. н., доцент, ГОУВПО Тульский государственный университет  
*e-mail: oseredin@yandex.ru*
- Степанова Надежда  
Александровна** аспирантка, кафедра информационных технологий и систем Новгородского государственного университета им. Ярослава Мудрого  
*e-mail: stepanovanadya@gmail.com*
- Стернин Михаил  
Юрьевич** с. н. с. Института системного анализа РАН  
*e-mail: mister@isa.ru*

- 
- Сулимова Валентина Вячеславовна** аспирантка ГОУВПО Тульский государственный университет  
*e-mail: vsulimova@yandex.ru*
- Татарчук Александр Игоревич** сотрудник ЗАО Форексис  
*e-mail: aitech@ya.ru*
- Том Игорь Эдуардович** к. т. н., зав. лабораторией биоинформатики Объединенного института проблем информатики НАН Беларуси  
*e-mail: tom@newman.bas-net.by*
- Федоров Евгений Евгениевич** к. т. н., доцент, кафедра системного анализа и моделирования, Донецкий институт автомобильного транспорта  
*e-mail: fee75@mail.ru*
- Хачай Михаил Юрьевич** д. ф.-м. н., доцент, зав. отделом математического программирования Института математики и механики УрО РАН  
*e-mail: mkhachay@imm.uran.ru*
- Цой Юрий Робертович** к. т. н., доцент, Томский политехнический университет  
*e-mail: qai@mail.ru*
- Чернявский Александр Леонидович** к. т. н., доцент, н.с. Института проблем управления РАН (ИПУ РАН)  
*e-mail: achern@ipu.ru*
- Шалимов Александр Владиславович** аспирант факультета ВМиК МГУ им. М.В. Ломоносова  
*e-mail: ashalimov@lvc.cs.msu.su*
- Шепелев Геннадий Иванович** к. ф.-м. н., с. н. с., зав. лабораторией Института системного анализа РАН  
*e-mail: gis@isa.ru*
- Янковская Анна Ефимовна** д. т. н., профессор, Томский государственный архитектурно-строительный университет  
*e-mail: yank@tsuab.ru, ayuankov@gmail.com*

## ДО ВІДОМА АВТОРІВ

### *Загальні положення*

Для опублікування в журналі "Таврійський вісник інформатики і математики" приймаються раніше не опубліковані наукові праці в галузі математики та теоретичної інформатики, згідно зі списком провідних тематичних розділів.

Автору(-ам) потрібно надавати такі документи:

1. Відомості про автора(-ів) (прізвище, ім'я, по батькові, учені ступені та звання, місце роботи та посада, адреси проживання та організації, телефон, факс, адреса електронної пошти тощо).
2. Рецензію сторонньої організації (бажано).
3. Статтю, надруковану на принтері.
4. Файл статті на дискеті 3,5" або надісланий електронною поштою за адресою редакції.

### *Вимоги до рукописів*

1. Основні елементи статті розміщуються у такій послідовності: індекс УДК, ініціали та прізвище автора, назва статті, анотація (до 10 рядків) українською, російською та англійською мовами (анотація повинна містити конкретну інформацію про отримані результати), текст, список літератури.
2. Стаття може бути написана українською, російською або англійською мовою. Обсяг статті повинен не перевищувати 10 сторінок разом з малюнками, таблицями, графіками (не більше трьох) та бібліографією. Стаття повинна бути структурована (поділена на розділи із заголовками).
3. **Відповідно до постанови Президії ВАК України від 15 січня 2003 року №7-05/1** текст статті повинен бути викладений лаконічно, зрозуміло і відповідати такій структурній схемі.

У вступі необхідно чітко виділити (курсивом) такі пункти:

*Постановка проблеми* у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

*Аналіз останніх досліджень і публікацій*, в яких започатковано розв'язання даної проблеми і на які спирається автор

*Невирішені* раніше частини загальної проблеми, котрим присвячується зазначена стаття

*Формулювання цілей статті (постановка задачі)*

У висновку з даного дослідження необхідно чітко виділити (курсивом)

*результати* дослідження та *перспективи подальших розвідок у цьому напрямку*

4. У статті необхідно дотримуватись термінології, прийнятої державним стандартом; використовуючи новий термін або аббревіатуру, автор повинен розшифрувати та пояснити їх.
5. Використана література наводиться загальним списком наприкінці статті за порядком посилання на неї в тексті (в квадратних дужках) мовою оригіналу, відповідно до форми Ф23 бюлетеню ВАК України, 2000, №2.

6. Стаття має бути підготовлена за допомогою видавничої системи LATEX з використанням стильового пакету twim.sty, який можна отримати за адресою [www.twim.crimea.edu](http://www.twim.crimea.edu).

*Робота редакції з авторами*

1. Матеріали необхідно надіслати електронною поштою, а також у вигляді "твердої" копії за адресою редакції: **Таврійський національний університет ім. В.І. Вернадського, пр-т Вернадського, 4, м.Симферопіль, Крим, Україна, 95007, e-mail: [twim\\_taurida@mail.ru](mailto:twim_taurida@mail.ru)**
2. Редакція залишає за собою право внесення змін редакційного характеру без згоди з автором (-ами).
3. За необхідності автору (-ам) надсилається коректура статті.
4. Остаточне рішення про публікацію приймає редакційна колегія.
5. Рукопис, який надійшов до редакції з порушенням зазначених правил оформлення, не реєструється і не розглядається, а повертається автору (-ам) для доопрацювання.

**ДО УВАГИ АВТОРІВ!**

**Про підвищення вимог до фахових видань, внесених до переліків ВАК України**

**ПОСТАНОВА  
ПРЕЗИДІЇ ВИЩОЇ АТЕСТАЦІЙНОЇ КОМІСІЇ УКРАЇНИ  
від 15.01.2003 р. №7-05/1**

Необхідною передумовою для внесення видань до переліку наукових фахових видань України є їх відповідність вимогам пункту 7 постанови Президії ВАК України від 10.02.1999 р. №1-02/3 "Про публікації результатів дисертацій на здобуття наукових ступенів доктора і кандидата наук та їх апробацію".

... Редакційним колегіям організувати належне рецензування та ретельний відбір статей до друку. Зобов'язати їх приймати до друку у видання 2003 року та й у подальші роки лише наукові статті, які мають такі необхідні елементи: постановку проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями; аналіз останніх досліджень і публікацій, в яких започатковано розв'язання даної проблеми і на які спирається автор; виділення невирішених раніше частин загальної проблеми, котрим присвячується зазначена стаття; формулювання цілей статті (постановка задачі); виклад основного матеріалу дослідження з повним обґрунтуванням наукових результатів; висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у цьому напрямку.

Голова ВАК України

В.В.Скопенко

Вчений секретар

Л.М.Артюшин

Подписано к печати 16.05.2008. Формат 38x30/2. Бумага тип ОП. Объем 9.5 п.л. Тираж 500 экз. Заказ 335.  
Издано в редакционном отделе КНЦ НАНУ  
просп. Вернадского, 2, г. Симферополь, АРК, Украина, 95007