УДК 519.6

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ПОТОКИ В ЗАДАЧАХ С НЕПОЛНОЙ ИНФОРМАЦИЕЙ

Анафиев А.С.

Таврический национальный университет им. В.И. Вернадского
факультет математики и информатики
пр-т Вернадского, 4, г. Симферополь, 95007, Украина
e-mail: *aydera@mail.ru*

Abstract

In this article we consider the information flows as the process of addition of incomplete initial information. The operations on the information flows and information flows properties are considered in it. Actuality of this approach is determined by availability of information flows for the decision general schemes construction of the problems with incomplete initial information. It is proposed to use this schemes for building the decision making interactive subsystems of the intelligence information systems.

Введение и основные определения

Неполнота начальной информации является скорее правилом, чем исключением при решении реальных задач. Действительно, в условиях неопределенности (неполноты) информации приходится находить решения в экономических, социологических, медицинских, военных и других информационных системах. В частности, в задачах обучения распознаванию начальная информация представлена в виде ограниченной выборки - набора прецедентов (результатов наблюдения), и по этой неполной информации строится решающее правило.

Известно много научных работ, посвященных различным частным случаям задач с неполной информацией в области теории игр, распознавание образов, оптимизации. Отличительной особенностью данной статьи, продолжающей работы автора [1], является направленность на общетеоретические вопросы решения задач с неполной информацией, упорядочения различных неполных информаций о задаче вплоть до схем извлечения достаточной для точного решения задачи с полной информацией.

Целью настоящей работы является формализация информационных потоков как процессов пополнения неполной начальной информации и изучение их свойств. *Актуальность* такого исследования определяется возможностью использования информационных потоков для разработки *универсальных схем* решения задач с неполной информацией, на основе которых предполагается реализовать интерактивные подсистемы принятия решений для широкого круга интеллектуализированных информационных систем.

И указанный подход к изучению задач с неполной информацией, и полученные в статье результаты являются *принципиально новыми* и ранее в научных публикациях не рассматривались.

Введем следующие обозначения. Пусть имеется некоторое множество объектов M; через $I(M)$ будем обозначать произвольную информацию о множестве M, $I_0(M)$ — начальную информацию, $I'(M)$ — неполную информацию и $I_c(M)$ — полную информацию о множестве M.

Полагая, что все рассуждения и построения развивают алгоритмические методы решения задач с неполной информацией, в качестве всюду используемого термина «*информация*» понимается следующее. Любая информация есть запись конечной длины на ленте машины Тьюринга(МТ) в надлежащем алфавите.

Пусть дано некоторое множество объектов M и $\tilde{x} \in M$. Известна некоторая информация $I(\tilde{x})$ об объекте $\tilde{x}$.

Определение 1. Будем говорить, что информация $I_\imath(\tilde{x})$ *предшествует (порождает)* информации $I_\jmath(\tilde{x})$ и обозначать $I_\imath(\tilde{x}) \longmapsto I_\jmath(\tilde{x})$, если информация $I_\imath(\tilde{x})$ позволяет отыскать множество $M_\imath$, а информация $I_\jmath(\tilde{x})$ — множество $M_\jmath$ такие, что $\tilde{x} \in M_\jmath \subset M_\imath \subseteq M$ и $I_\jmath(\tilde{x}) = I_\imath(\tilde{x}) \cup I^*(\tilde{x})$, где $I^*(\tilde{x})$ некоторая информация.

Здесь операция $\cup$ — операция объединения информаций означает дописывания на ленту машины Тьюринга информации в надлежащем алфавите [1]. При этом, если объект $(\tilde{x})$ удовлетворяет информации $I(\tilde{x}) = I_1(\tilde{x}) \cup I_2(\tilde{x})$, то это значит, что он удовлетворяет как информации $I_1(\tilde{x})$ так и информации $I_2(\tilde{x})$.

Определение 2. Множество $F_\odot(I(\tilde{x})) = \{\tilde{y} \in M \mid I(\tilde{x}) \longmapsto I_c(\tilde{y})\}$ *называется предметной областью информации* $I(\tilde{x})$.

Определение 3. Информация $I(\tilde{x})$ об объекте $\tilde{x} \in M$ называется пустой и обозначается $I(\tilde{x}) = \Delta$, если $F_\odot(I(\tilde{x})) = M$.

Определение 4. Информация $I(\tilde{x})$ называется *порождающей*, если нет такой не пустой информации $I'(\tilde{x})$, для которой выполняется $I'(\tilde{x}) \longmapsto I(\tilde{x})$.

Очевиден следующий факт. Если $I(\tilde{x}) \longmapsto I(\tilde{y})$, то $F_\odot(I(\tilde{y})) \subset F_\odot(I(\tilde{x}))$.

Определение 5. Если $I_1(\tilde{x}) \longmapsto I_2(\tilde{x})$, то *мощностью предшествования* информации I_1 к информации I_2 будем называть мощность множества $F_\odot(I_1(\tilde{x})) \setminus F_\odot(I_2(\tilde{x}))$.

Лемма 1. *Рассмотрим $\tilde{x} \in M$, где M — конечное множество. Тогда любую информацию $I(\tilde{x})$ не являющуюся порождающей, можно представить в виде $I(\tilde{x}) = I_\jmath(\tilde{x}) \cup I^*(\tilde{x})$, где $I^*(\tilde{x})$ — порождающая информация.*

Доказательство. Так как информация $I(\tilde{x})$ не является порождающей, то существует информация $I^1(\tilde{x})$ такая, что $I^1(\tilde{x}) \longmapsto I(\tilde{x})$. Другими словами, $I(\tilde{x}) = I^1(\tilde{x}) \cup I_1(\tilde{x})$. Если при этом $I_1(\tilde{x})$ порождающая, то лемма доказана, иначе, существует информация $I^2(\tilde{x})$, такая что $I^2(\tilde{x}) \longmapsto I_1(\tilde{x})$ и $I_1(\tilde{x}) = I^2(\tilde{x}) \cup I_2(\tilde{x})$. Если $I_2(\tilde{x})$ порождающая, то лемма доказана, иначе будем продолжать этот процесс до тех пор пока не получим информацию $I_k(\tilde{x}) : I^k(\tilde{x}) \longmapsto I_{k-1}(\tilde{x})$ и $I_{k-1}(\tilde{x}) = I^k(\tilde{x}) \cup I_k(\tilde{x})$, которая и будет порождающей. Это достигается, так как множество M конечно. Таким образом, мы получили разложение $I(\tilde{x}) = I^1(\tilde{x}) \cup I^2(\tilde{x}) \cup \cdots \cup I^k(\tilde{x}) \cup I_k(\tilde{x})$. Так как объединение информации есть информация, то обозначив $I^1(\tilde{x}) \cup I^2(\tilde{x}) \cup \cdots \cup I^k(\tilde{x})$ через $I_\jmath(\tilde{x})$, мы получим утверждение леммы.

Теорема 1. *Пусть $\tilde{x} \in M$, где M — конечное множество. Любую информацию $I(\tilde{x})$, не являющуюся порождающей, можно представить в виде $I(\tilde{x}) = I_1(\tilde{x}) \cup I_2(\tilde{x}) \cup \cdots \cup I_m(\tilde{x})$, $I_\jmath(\tilde{x})$, где — порождающая информация $\forall \jmath$, $\jmath = 1 \ldots m$.*

Доказательство. Любую информацию, не являющуюся порождающей по лемме 1 можно представить в вид $I_\imath(\tilde{x}) = I^1(\tilde{x}) \cup I_1(\tilde{x})$, где $I_1(\tilde{x})$ порождающая. Если $I^1(\tilde{x})$ — порождающая, то это и будет искомое разложение. Иначе информацию $I^1(\tilde{x})$ по лемме 1 можно представить в виде $I^1(\tilde{x}) = I^2(\tilde{x}) \cup I_2(\tilde{x})$, где $I_2(\tilde{x})$ — порождающая. Если $I^2(\tilde{x})$ — порождающая, то искомым разложением будет $I(\tilde{x}) = I_1(\tilde{x}) \cup I_2(\tilde{x}) \cup I^2(\tilde{x})$. Иначе, продолжая этот процесс необходимое число раз, мы получим искомое разложение.

Определение 6. Последовательность информации

$$I_0(\tilde{x}) \longmapsto I_1(\tilde{x}) \longmapsto \cdots \longmapsto I_t(\tilde{x}), \tag{1}$$

где $\tilde{x} \in M$ и $F_\odot(I_t(\tilde{x})) \neq \varnothing, \forall t$ называется *информационным потоком*, порождающим объект $\tilde{x} \in M$ и обозначается $\Pi(\tilde{x}, M)$. Информация $I_0(\tilde{x})$ называется *порождающей* поток информацией, а информация $I_t(\tilde{x})$ — *заключительной* информацией потока.

Определение 7. Число информаций, входящих в поток, будем называть его *длиной.*

Информационному потоку соответствует последовательность предметных областей информации $F_\odot(I_1(\tilde{x})) \supset F_\odot(I_2(\tilde{x})) \supset \cdots F_\odot(I_t(\tilde{x}))$.

Определение 8. Рассмотрим поток $\Pi(\tilde{x}, M)$. Если объект $\tilde{y} \in M$ принадлежит $F_\odot(I_\jmath(\tilde{x}))$, $\forall \jmath$, то будем говорить, что объект $\tilde{y}$ *порожден* потоком Π и обозначать $\Pi(\tilde{x}, M) \rightrightarrows \tilde{y}$.

Определение 9. Множество всех объектов $\tilde{y} \in M$, порожденных потоком $\prod(\tilde{x}, M)$, будем называть *информационной областью выводимости* потока $\Pi(\tilde{x}, M)$ во множестве M и обозначать $G_{\Pi(\tilde{x},M)}$.

Определение 10. Множество всех информационных потоков множества M будем называть *информационным пространством* множества M.

Замечание. Если информация $I(\tilde{x})$ принадлежит информационному потоку $\Pi(\tilde{x}, M)$, то будем говорить, что поток проходит через данную информацию.

Определение 11. Множество всех информационных потоков, проходящих через информацию $I(\tilde{x})$ будем называть *пучком информационных потоков*, проходящих через данную информацию.

Определение 12. Поток $\Pi(\tilde{x}, M)$ с заключительной информацией $I_{\max}(\tilde{x})$, такой что $F_{\odot}(I_{\max}(\tilde{x})) = \{\tilde{x}\}$ будем называть *информационным выводом* объекта $\tilde{x}$ во множестве M.

Определение 13. Информационный вывод $\Pi(\tilde{x}, M)$ называется *нормализованным*, если для любого номера $\imath$ информацию $I_{\imath+1}(\tilde{x})$ можно представить в виде $I_{\imath+1}(\tilde{x}) = I_{\imath}(\tilde{x}) \cup I^{*}(\tilde{x})$, где $I_{\imath}$, $I_{\imath+1}(\tilde{x}) \in \Pi(\tilde{x}, \mathrm{M})$, а $I^{*}(\tilde{x})$ — является порождающей информацией.

Так как любой нормализованный информационный поток можно представить в виде: $\Pi(\tilde{x}, \mathrm{M}) = I_0(\tilde{x}) \longmapsto I_0(\tilde{x}) \cup I_1(\tilde{x}) \longmapsto \ldots \longmapsto I_0(\tilde{x}) \cup \cdots \cup I_m(\tilde{x})$ (следует из определения нормализованного потока), где $I_{\jmath}(\tilde{x})$ — порождающая информация $\forall \jmath, \jmath = 1 \ldots m$. Тогда нормализованный информационный поток удобно записывать $\Pi(\tilde{x}, M) = [I_0(\tilde{x}), I_1(\tilde{x}), \ldots, I_m(\tilde{x})]$.

Определение 14. Нормализованный информационный вывод $\Pi(\tilde{x}, M)$ минимальной длины будем называть *оптимальным информационным выводом* объекта $\tilde{x}$ во множестве M.

Рассмотрим несколько примеров. В качестве множества M рассмотрим единичный 3-мерный куб B^3

Пример 1. Пусть дана некоторая информация $I(\tilde{x}) =$ "$x_1 = 0$", где $\tilde{x} \in B^3$. Очевидно, что предметной областью данной информации будет грань $B_0^{3,1} = \{(0,0,0), (0,0,1), (0,1,0), (0,1,1)\}$

Пример 2. Рассмотрим некоторый объект $\tilde{x} = (0, 1, 1)$. Тогда информационный поток

$$\Pi(\tilde{x}, B^3) = I_1(\tilde{x}) \longmapsto I_2(\tilde{x}) \longmapsto I_3(\tilde{x}),$$

где $I_1(\tilde{x}) =$ "$x_1 = 0$", $I_2(\tilde{x}) = I_1(\tilde{x}) \cup$ ("$x_2 = 1$") и $I_3(\tilde{x}) = I_2(\tilde{x}) \cup$ ("$x_3 = 1$") будет *оптимальным* информационный выводом объекта $\tilde{x}$ в кубе B^3. Так как поток $\Pi(\tilde{x})$ нормализованный, то его можно записать так ["$x_1 = 0$", "$x_2 = 1$", "$x_3 = 1$"].

1. **Операции над информационными потоками**

Операция $\mathbf{OP}_1$- операция *добавления информации* $I(\tilde{x})$ в поток $\Pi(\tilde{x}, M)$, которую будем обозначать $\Pi(\tilde{x}, M) \cup I(\tilde{x})$. Под данной операцией понимается добавление информации в информационный поток, не нарушая определение потока. Данная операция применима, если информация $I(\tilde{x})$ не принадлежит потоку $\Pi(\tilde{x}, M)$ и выполняется одно из следующих условий:

(1) в потоке $\Pi(\tilde{x}, M)$ существуют информации $I_{\imath}(\tilde{x})$ и $I_{\jmath}(\tilde{x})$ такие что $I_{\imath}(\tilde{x}) \longmapsto I(\tilde{x}) \longmapsto I_{\jmath}(\tilde{x})$. Тогда в результате операции OP_1 будет получен информационный поток

$$I_0(\tilde{x}) \longmapsto I_1(\tilde{x}) \longmapsto \cdots \longmapsto I_{\imath}(\tilde{x}) \longmapsto I(\tilde{x}) \longmapsto I_{\jmath}(\tilde{x}) \longmapsto \cdots \longmapsto I_t(\tilde{x});$$

(2) информация $I(\tilde{x})$ предшествует порождающей поток информации;
(3) заключительная информация потока предшествует (порождает) $I(\tilde{x})$.

Определение 15. Информационный поток $\Pi_2(\tilde{x}, M)$ является *совместимым* с поток $\Pi_1(\tilde{x}, M)$, если для любой информации потока Π_2 применима операция OP_1 добавления информации в поток Π_1.

Операция $\mathbf{OP}_2$ — операция *объединения информационных потоков* $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ и $\Pi_2(\tilde{x}, M)$, которую будем обозначать $\Pi_1(\tilde{x}, M) \cup \Pi_2(\tilde{x}, M)$. Операция $\mathbf{OP}_2$ применима, если поток Π_2 является совместимым с потоком Π_1. Результатом этой операции является поток, полученный из потока $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ путем последовательного добавления в него всех информаций из потока $\Pi_2(\tilde{x}, M)$.

Операция $\mathbf{OP}_3$ — операция *пересечения информационных потоков* $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ и $\Pi_2(\tilde{x}, M)$. Под *пересечением* информационных потоков Π_1 и Π_2 будем понимать пересечение соответствующих им областей выводимости $G_{\Pi_1(\tilde{x},M)} \cap G_{\Pi_2(\tilde{x},M)}$.

Операция $\mathbf{OP}_4$ — операция *поглощения информационных потоков.* Будем говорить, что поток $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ *поглощает* поток $\Pi_2(\tilde{x}, M)$ и обозначать $\Pi_2 < \Pi_1$, если $G_{\Pi_1(\tilde{x},M)} \subset G_{\Pi_2(\tilde{x},M)}$.

Определение 16. Потоки $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ и $\Pi_2(\tilde{x}, M)$ называются *сравнимыми*, если один из них поглощает другой, т.е. $\Pi_2 < \Pi_1$ или $\Pi_1 < \Pi_2$. Иначе два потока называются *несравнимыми.*

Определение 17. Поток называется *максимальным*, если он не поглощается ни каким другим потоком.

Определение 18. Непересекающиеся информационные потоки (потоки, которые имеют пустое пересечение) будем называть *параллельными.*

2. Свойства информационных потоков

Свойство 1. Любой поток $\Pi(\tilde{x}, M)$, где M — конечное множество можно привести к нормализованному виду.

Доказательство. Следует из теоремы 1.

Свойство 2. Рассмотрим потоки $\Pi_1(\tilde{x}, M)$ и $\Pi_2(\tilde{x}, M) = \Pi_1(\tilde{x}, M) \cup I(\tilde{x})$, где $I(\tilde{x})$ — некоторая информация. Тогда $G_{\Pi_2(\tilde{x},M)} \subseteq G_{\Pi_1(\tilde{x},M)}$.

Доказательство. Поток Π_2 получен из потока Π_1 в результате операции OP_1 добавления информации $I(\tilde{x})$ в поток Π_1. Это означает, что возможны следующие варианты.

- Информация $I(\tilde{x})$ добавляется в начало или во внутрь потока. Тогда, очевидно, что область выводимости потока не измениться. Следует из определения области выводимости.

- Информация $I(\tilde{x})$ добавляется в конец потока. В этом случае область выводимости может только уменьшится. Следует из определений области выводимости и предшествования информаций.

Откуда следует доказательство свойства.

Свойство 3. Рассмотрим поток $\Pi_2(\tilde{x}, M)$ совместимый с потоком $\Pi_1(\tilde{x}, M)$. Тогда $G_{\Pi_1 \cup \Pi_2} \subseteq G_{\Pi_1}$.

Доказательство. Следует из теоремы 2.

3. Использование информационных потоков для решения задач с неполной начальной информацией

Будем рассматривать проблему Z как совокупность однотипных задач $Z = \{z : z$ — индивидуальная задача$\}$. Начальную информацию, которая носит семантический характер и определяет общие свойства постановки задач, включенных в проблему Z, будем называть *начальным описанием проблемы* Z и обозначать $I_0(Z)$. Описание $I_0(Z)$ позволяет выделить конкретную проблему из широкого класса математических проблем выбора решений. Начальное описание определяет, какими должны быть элементы информации, точное задание которых позволяет решить любую задачу проблемы точно. Добавляя к начальному описанию проблемы некоторую дополнительную уточняющую информацию $I^{'}(Z)$ об ее элементах, мы будем получать различные задачи $z \in Z$, начальная информация о которых будет представима в следующем виде $I_0(z) = I_0(Z) \cup I^{'}(Z)$. Такое пополнение информации соответствует информации соответствует сужению исходной проблемы и может быть продолжено до точной постановки некоторой индивидуальной задачи $z \in Z$.

Введем следующие обозначения: пусть Z — некоторая проблема, начальное описание которой можно представить в следующем виде

$$I_0(Z) = P(Z) \cup I_0(F) \cup I_0(D) \cup I_0(\Omega) \cup I_0(E), \tag{2}$$

где P — условие задачи, D, E — некоторое множество объектов и $F : D \longrightarrow E, \Omega \in D$, Ω — множество допустимых объектов, которые будем обозначать $\tilde{x}$. От начального описания, вообще говоря, не требуется точного задания его элементов. При решении конкретной задачи $z \in Z$ могут иметь место два случая:

1. все элементы $I_0(Z)$ уточнены дополнительно так, что позволяет решить задачу z точно, т.е. имеется полная информация для решения задачи z;
2. не все элементы $I_0(Z)$ определены точно, т.е. имеется *неполная начальная информация.*

Естественно попытаться в случае 2 пополнить имеющуюся информацию о Z и z так, чтобы получить точное или близкое в некотором смысле к точному решению.

В качестве примера рассмотрим проблему распознавания образов.

Постановка проблемы. Пусть множество M объектов ω : на этом множестве существует разбиение на конечное число подмножеств (классов) $\Omega_\imath$: $\imath = 1, \ldots, m$ $M = \bigcup_{i=1}^{n} \Omega_i$ [2]. Разбиение M определенно не полностью. Задана лишь некоторая информация I_0 о классах $\Omega_\imath$. Объекты ω задаются значениями некоторых признаков $x_\jmath$, $\jmath = 1, \ldots, m$ (этот набор признаков один и тот же для всех объектов, рассматриваемых при решении определённой задачи). Совокупность значений признаков $x_\jmath$ определяется описание $I(\omega)$ объекта ω. Каждый из признаков может принимать значения из различных множеств допустимых значений признаков, пример, из следующих $\{0, 1\}$ — признак не выполнен или выполнен соответственно; $\{0, 1, \Delta\}$, Δ — информация о признаке отсутствует; $\{0, 1, \ldots, d-1\}$ — степень выраженности признака имеет различные градации, $d > 2$; $\{\alpha_1, \ldots, \alpha_d\}$ — признак имеет конечное число значений, $d > 2$; $[a, b]$, $(a, b]$, $[a, b)$, a, b — произвольные числа или символы $-\infty, \infty$; значениями признака $x_\jmath$ являются функции некоторого класса; значениями признака $x_\jmath$ являются функции распределения некоторой случайной величины. Описание объекта $I(\omega) = (x_1(\omega), \ldots, x_n(\omega))$ называется стандартным, если $x_\jmath(\omega)$ принимает значение из множества допустимых значений.

Представим начальное описание проблемы распознавания образов в виде (2). $I(D)$ и $I(E)$ заданы полностью. Информация о множестве D индивидуальна для каждой задачи (например, $I(D) =$ "$D = B^n$", где B^n единичный n-мерный куб), а информацию о E можно записать следующим образом: $I(E) =$ "$E = \{1, \ldots, n\}$". Где 1 означает принадлежность объекта первому классу, 2 — принадлежность второму классу, ..., n — принадлежность объекта к n-му классу. Таким образом проблему распознавания образов Z_{PO} можно представить в следующем виде:

$$I_0(Z_{PO}) = \begin{cases} P(Z_{PO}) = \text{"}\forall \tilde{x} \quad \text{вычислить} \quad F(\tilde{x})\text{"} \\ I(D) \\ I'(F) \\ I(E) = \text{"}E = \{1, \ldots, n\}\text{"}. \end{cases} \tag{3}$$

Далее, уточняя информацию $I'(F)$, $I(D)$ и $I(\Omega)$, мы будем получать различные задачи $z_{PO} \in Z_{PO}$ распознавания образов с наличной информацией $I_0(z_{PO}) : I_0(Z_{PO}) \longmapsto I_0(z_{PO})$.

Задача распознавания со стандартной информации состоит в том, чтобы для данного объекта ω и набора классов $\Omega_1, \ldots, \Omega_m$ по обучающей информации $I_0(\Omega_1, \ldots, \Omega_m)$ о классах и описанию $I(\omega)$ вычислить значение предикатов $P_\imath(\omega) -$ "$\omega \in \Omega_\imath$", $\imath = 1, \ldots, m$. Информация о вхождение объекта ω в класс $\Omega_\imath$ кодируется символами "1"($\omega \in \Omega_\imath$), "0"($\omega \notin \Omega_\imath$), Δ — неизвестно принадлежит ли ω классу $\Omega_\imath$ или нет, и записывается в виде так называемого информационного вектора

$$\alpha(\omega) = (\alpha_1(\omega), \ldots, \alpha_m(\omega)), \quad \alpha_\imath \in \{0, 1, \Delta\} \tag{4}$$

Стандартной информацией $I_0(\Omega_1, \ldots, \Omega_m)$ называют совокупность множеств $(I(\omega_1), \ldots, I(\omega_{r_m}))$ и $(\tilde{\alpha}(\omega_1), \ldots, \tilde{\alpha}(\omega_{r_m}))$ (предполагается, что среди информационных векторов нет вектора вида $(\Delta, \ldots, \Delta)$). Априорная информация в задаче распознавания с непересекающимися классами часто задается в виде так называемой *таблицы обучения* $T_{n,m}$ (см. табл. 4). Очевидно, что объекты $\omega_1, \ldots, \omega_{r1}$ принадлежат классу Ω_1 , объекты $\omega_{r_{\imath-1}+1}, \ldots, \omega_{r_\imath}$ принадлежат классу $\Omega_\imath$ и объекты $\omega_{r_{m-1}+1}, \ldots, \omega_{r_m}$ — классу Ω_m.

Не теряя общности, можно считать, что задача распознавания образов состоит в вычислении характеристического свойства множества (вычисление целевого предиката) по прецедентам — представленным для обучения объектам, заведомо принадлежащим или не принадлежащим некоторым классам.

Обычно при решении задач распознавания формируется некоторое правило или соответствие, допускающее вычислении по аналитическим соотношениям или сформированным алгоритмом. Можно сказать, что эти искомые соответствия восстанавливаются по частичной (неполной) информации о классах путем индуктивного обобщении информации о предецентах.

Таким образом, задача распознавания образов является важнейшей задачей вычисления свойств по неполной (частичной) информации.

Все подходы для решения задач распознавания образов связаны с привлечением *дополнительной информации* о задаче, начиная от простых для понимания параметрических предположений о статистических свойствах допустимых объектов, продолжая общими предположениями о стохастической природе задачи, и заканчивая гарантирующим при соблюдении некоторых сравнительно легко проверяемых условий существования точного решения, подходом, использующим дополнительную информацию в виде известных результатов решения исходной задачи некоторой совокупностью некорректных алгоритмов.

Для начальной информации $I_0(z_{PO})$, $\forall z_{PO} \in Z_{PO}$ мы можем строить и изучать свойства предметного поля $F_\odot(I_0(z_{PO}))$ и информационных потоков $\Pi(z_{PO}, Z_{PO})$, порождающих z_{PO}.

Для будущих исследователей интересно получить свойства информационных потоков, порождающих исходную задачу и изучить ряд интересных вопросов, связанных с предметным полем начальной информации о задаче: как соотносится решение задач, находящихся в одном и том же предметном поле информации; можно ли утверждать, что если, какая-то задача z^* не имеет точного решения, то и все задачи $z \in F_\odot(I_0(z^*))$ также не имеют точного решения и т.д.

Список литературы

1. Анафиев А.С. Информационные модели задач с неполной начальной информацией // Искусственный интеллект. 2002 – №2 С.15-19.

2. Журавлев Ю.И., Гуревич И.Б. Разпазнавание образов и распознавание изображений //Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение. – М.: Наука, 1989, Вып. 2. – С.5-72.