УДК 62-50

СТРУКТУРНО-КЛАССИФИКАЦИОННЫЕ МЕТОДЫ АНАЛИЗА И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ[1]

© Дорофеюк Ю.А.

Институт проблем управления РАН

Abstract. The analysis and forecasting within the loosely-formalized multivariate control system, consisting of sufficiently large number of a priori non-structured objects, problem solution method is proposed. As a forecasting model for each object the markovian chain with $r$states, where r – the number of structural units (classes), is used.

Введение

Рассматривается задача анализа и прогнозирования в слабоформализованной многопараметрической системе управления, которая состоит из достаточно большого числа формально не структурированных объектов. Идея предлагаемого метода решения этой задачи состоит в том, что исследуются не точные значения параметров, описывающих состояние каждого объекта (траектории состояний), а лишь класс, к которому принадлежит каждый объект в рамках некоторой структуры множества объектов, входящих в исследуемую систему [1]. Такое интегральное описание объектов позволяет существенно повысить эффективность результатов принимаемых управленческих решений и прогнозов. Для формализации задачи используется методология классификационного анализа [2].

1. Постановка задачи

Пусть исследуемая система состоит из n объектов, каждый из которых характеризуется набором из k параметров. Изучается поведение этого множества объектов в дискретные моменты времени. Вводится в рассмотрение k-мерное пространство параметров X, в котором j-й объект в момент времени t представляется точкой $x_j(t) = (x_j^{(1)}(t),\ x_j^{(2)}(t),\ \dots\ ,\ x_j^{(k)}(t))$. Упорядоченная совокупность точек $x_j(t_1),\ \dots\ , x_j(t_m)$ является известной частью траектории, характеризующей динамику j-го объекта.

В большинстве приложений для принятия управленческого решения в момент времени t_m используется совокупная информация об известных траекториях каждого объекта и прогноз значений $x_j(t_m+1),\ j = 1, \dots, n$. При этом, как правило, информация по каждому объекту рассматривается независимо от остальных [3]. Однако для многих прикладных задач требуется знать не точные значения параметров-характеристик в моменты времени $t_1,\ t_2,\ \dots\ , t_m$ и прогнозировать значения в момент t_{m+1}, а знать (и прогнозировать) лишь класс, к которому принадлежит (будет принадлежать) этот объект в соответствующие моменты времени в рамках некоторой структуры (классификации) множества объектов изучаемой системы. Так, например, в процессе исследования социально-экономического развития субъектов РФ

[1]Работа выполнена при частичной финансовой поддержке РФФИ, проект 08-07-00349-а.

(в данном случае крупномасштабная система – народное хозяйство РФ) вовсе необязательно знать (и прогнозировать) значения социально-экономических параметров для каждого региона, достаточно лишь знать, в какой класс этот регион попадает в данный и прогнозируемый моменты времени (условно, в классы «хорошо», «средне» и «плохо» развивающихся регионов).

Основу предлагаемого подхода составляет процедура выявления структуры объектов, входящих в исследуемую систему. Предполагается, что вектор значений параметров $x_j(t)$ достаточно полно характеризует состояние j-го объекта в момент времени t. А это, в свою очередь, означает, что взаиморасположение точек $x_1(t)$, ... , $x_n(t)$ в пространстве X отражает реальную структуру (типологию) исследуемого множества объектов. Для выявления такой структуры использовался комплексный алгоритм автоматической классификации, специально разработанный для решения таких задач [4].

2. Динамическая структуризация исследуемых объектов

Вначале (в момент времени t_1) с помощью комплексного алгоритма автоматической классификации [4] производится структуризация n точек в пространстве X на r классов, каждый из которых и характеризует определённый тип объекта. Число классов r выбирается с помощью человеко-машинной процедуры, входящей в комплексный алгоритм автоматической классификации. Вводится понятие модели (эталона) класса $a_i(t)$, $i = 1, ..., r$ (чаще всего – это центр класса) [2]. Для каждого объекта кроме принадлежности к классу вычисляются расстояния до эталонов всех классов $R_{ij}(t)$, $\quad i = 1\,, ..., \,r; \quad j = 1\,, ..., \,n$.

Заметим, что на практике структуризация объектов чрезвычайно редко проводится в пространстве исходных признаков, обычно сначала производится выделения набора информативных параметров. В настоящей работе для этой цели использовался алгоритм экстремальной группировки параметров «квадрат» [5]. В результате его применения получают разбиение исходных k параметров на небольшое (заданное) число групп, а также значения факторов для этих групп. В приложениях используются либо новые интегральные параметры – факторы групп, либо набор параметров, каждый из которых является ближайшим к фактору в соответствующей группе.

В большинстве приложений исходные или выделенные информативные параметры имеют неравнозначную важность для определения структуры объектов. Для выявления таких показателей важности в работе предлагается использовать процедуры экспертного оценивания. В результате экспертизы каждый параметр получает определённый вес (показатель «важности» этого параметра) для формирования структуры объектов.

В момент времени t_2 каждая точка $x_j(t_2)$ с помощью одного из алгоритмов распознавания образов с учителем относится к тому или иному классу в рамках классификации, полученной на первом шаге. В работе для этого используется алгоритм метода потенциальных функций, который в спрямляющем пространстве эквивалентен алгоритму ближайшего среднего [6]. А именно, каждая точка $x_j(t_2)$ относится к классу A_l, для которого заданная мера близости $K\left(x_j\left(t_2\right), A_l\right)$ точки $x_j(t_2)$ к этому классу максимальна, то есть: $K\left(x_j\left(t_2\right), A_l\right) = \max\limits_i K\left(x_j\left(t_2\right), A_i\right)$, $i = 1, ..., r$, $j = 1, ..., n$. В качестве такой меры близости используется величина $K\left(x_j, A_l\right) = \frac{1}{n_l} \sum\limits_{x_i \in A_l} K\left(x_j, x_i\right)$, где n_l – число точек в классе A_l, $K(x, y)$ – потенциальная функция. В работе при решении прикладных задач для потенциальной функции использовалось выражение: $K(x, y) = 1/\{1 + \alpha R^p(x, y)\}$, где $R(x, y)$ – евклидово расстояние между точками x и y в пространстве X, α и p – настраиваемые параметры алгоритма.

После того, как определена принадлежность всех точек к тому или иному классу, производится пересчёт эталонов $a_i(t_2)$, $i = 1, ..., r$. Для каждой точки с предыдущего шага пересчитываются, а для каждой новой точки вычисляются расстояния до новых эталонов $R\left(x_j\left(t_2\right), a_i\left(t_2\right)\right)$, $i = 1, ..., r$, $j = 1, ..., n$. Такая процедура выполняется для всех m моментов времени. В итоге для каждого объекта получается последовательность (траектория) из mпозиций. В каждой позиции находится $(r+1)$ число, первое из которых – это номер класса, к которому относился этот объект в соответствующий момент времени, а последующие числа – это значения расстояний до центров классов в тот же момент времени. Требуется спрогнозировать номер класса (тип объекта), к которому будет относиться каждый объект в момент времени t_{m+1}.

3. Алгоритм прогнозирования

В качестве прогнозной модели для каждого объекта используется марковская цепь с r состояниями, то есть на каждом шаге рассчитываются элементы матрицы переходных вероятностей P$=\|p_{ji}\|$, $j = 1, \ldots, n$; $i = 1, \ldots, r$. Разработан специальный алгоритм пересчёта на каждом шаге соответствующих переходных вероятностей p_{ji} с использованием информации о значениях расстояний до центров классов и условия нормировки $\sum\limits_{i=1}^{r} p_{ji} = 1$ для всех $j = 1, ..., n$. Алгоритм работает следующим образом. Пусть после первого шага, для точек $x_j(t_1)$ подсчитаны расстояния до эталонов $R_{ji}^{(1)} = R(x_j\left(t_1\right), a_i\left(t_1\right))$, $i = 1, ..., r$, $j = 1, ...,$ n. Тогда, элементы матрицы переходных вероятностей $p_{ji}^{(1)} = p_{ji}\left(t_1\right)$ рассчитываются следующим образом:

$$p_{ji}^{(1)} = \frac{\alpha_j^{(1)}}{R_{ji}^{(1)}}, \tag{1}$$

где нормирующий множитель $\alpha_j^{(1)}$ определяется выражением:

$$\alpha_j^{(1)} = \frac{\prod\limits_{i=1}^{r} R_{ji}^{(1)}}{\sum\limits_{l=1}^{r} \frac{1}{R_{jl}^{(1)}} \prod\limits_{i=1}^{r} R_{ji}^{(1)}}.$$

На s-ом шаге элементы матрицы переходных вероятностей (1) модифицируется при помощи следующей процедуры. Введем обозначения: $\Delta R_{ji}^{(s)} = R_{ji}^{(s-1)} - R_{ji}^{(s)}$;

$\Delta\hat{R}_{ji}^{(s)} = \frac{R_{ji}^{(s-1)} - R_{ji}^{(s)}}{R_{ji}^{(s-1)} + R_{ji}^{(s)}}$. Если j-ая точка совпадает с эталоном i_0-го класса $(x_j(t_s) = a_{i_0}(t_s))$, т.е. $R_{ji_0}^{(s)} = 0$, то $p_{ji}^{(s)} = \begin{cases} 1, & \text{если } i = i_0, \\ 0, & i = 1,..,r,\ i \neq i_0 \end{cases}$. Другими словами, если точка совпадает с эталоном некоторого класса, то вероятность для этой точки остаться в этом классе равна 1, а вероятность перехода в другой класс равна 0.

Для случая, когда $R_{ji_0}^{(s)} \neq 0$, происходит модификация всех переходных вероятностей по следующей схеме:

$$p_{ji}^{(s)} = \gamma\left[p_{ji}^{(s-1)} + \left(\frac{1 + sign(\Delta R_{ji}^{(s)})}{2} - p_{ji}^{(s-1)} sign(\Delta R_{ji}^{(s)})\right)\Delta\hat{R}_{ji}^{(s)}\right] \quad , \qquad (2)$$

где, как обычно: $sign\,(z) = \begin{cases} 1, & \text{если } z \geq 0, \\ -1, & \text{если } z < 0 \end{cases}$, а γ- нормирующий множитель, определяемый условием нормировки переходных вероятностей $\sum\limits_{i=1}^{r} p_{ji}^{s} = 1$:

$$\gamma = \frac{1}{1 + \left(\frac{1 + sign(\Delta R_{ji}^{(s)})}{2} - p_{ji}^{(s-1)} sign(\Delta R_{ji}^{(s)})\right)\Delta\hat{R}_{ji}^{(s)}}.$$

Введение в (2) величины $sign(\Delta R_{ji}^{(s)})$ вызвано необходимостью производить различными способами модификацию переходных вероятностей для случаев увеличения и уменьшения расстояния от точки $x_j(t_s)$ до эталонов классов $a_i(t_s)$ на s-ом шаге. А именно: в случае уменьшения величины $R_{ji}^{(s)}$ по отношению к $R_{ji}^{(s-1)}$ (т.е. $\Delta R_{ji}^{(s)} < 0$) изменение соответствующей переходной вероятности происходит за счёт её увеличения на некоторую долю от $(1 - p_{ji}^{(s-1)})$; а в случае увеличения величины $R_{ji}^{(s)}$ по отношению к $R_{ji}^{(s-1)}$ (т.е. $\Delta R_{ji}^{(s)} > 0$) изменение соответствующей переходной вероятности происходит за счёт её уменьшения на некоторую долю от $p_{ji}^{(s-1)}$. Это необходимо для выполнения условий нормировки для переходных вероятностей $0 < p_{ji}^{(s)} < 1,\ i = 1, ..., r$.

Построенная при помощи описанного выше алгоритма матрица переходных вероятностей $\boldsymbol{P}$ используется для прогнозирования принадлежности объекта тому или иному классу. На практике обычно используется не рандомизированная, а байесовская схема, когда объект относится к тому классу i_0, для которого $p_{ji_0} = \max\limits_{i=1,\ldots,r} p_{ji}$. В случае равенства переходных вероятностей p_{ji} для прогнозируемого объекта для двух или нескольких классов, он относится к классу с наименьшим номером.

4. Модификации

Разработана модификация процедуры прогнозирования, когда классификация объектов задаётся заранее (например, экспертным путём) и в последующем остаётся неизменной.

Разработан также вариант алгоритма «с памятью», когда используются данные только об s прошлых состояниях множества объектов (s – глубина памяти алгоритма).

Оказалось, что для некоторых приложений (с достаточно высоким уровнем помех при измерении параметров) существенно более эффективным оказывается использование алгоритмов размытой классификации, в том числе с фоновым классом [2].

Заключение

Разработанная методология использовалась при анализе и совершенствовании процедур принятия решений для нескольких больших систем управления, в основном регионального характера, в том числе – региональная система управления здравоохранением, пассажирскими автоперевозками, система анализа, управления и прогнозирования социально-экономического развития субъектов РФ и др. Во всех приложениях, а также при машинном моделировании была подтверждена высокая эффективность разработанной методики структурно-классификационного анализа и прогнозирования.

Список литературы

1. *Дорофеюк А.А., Дорофеюк Ю.А* Методы структурно-классификационного прогнозирования многомерных динамических объектов / Искусственный интеллект, № 2, 2006. – С.138-141.
2. *Бауман Е.В., Дорофеюк А.А.* Классификационный анализ данных / Труды Международной конференции по проблемам управления. Том 1. – М.: СИНТЕГ, 1999. – С. 62-67.
3. *Статистическое моделирование и прогнозирование.* Сборник под ред. Гранберга А.Г. . – М.: Финансы и статистика, 1990. – 382 с.
4. *Дорофеюк 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. *Браверман Э.М., Мучник И.Б.* Структурные методы обработки эмпирических данных – М.: Наука, 1983.
6. *Айзерман М.А., Браверман Э.М., Розоноэр Л.И.* Метод потенциальных функций в теории обучения машин. М.: Наука. 1970.

Статья поступила в редакцию 27.04.2008