

Секция 9

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ**

УДК 519.7; 519.81

**ОЦЕНКА СОСТОЯНИЯ СТОХАСТИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА
НА ОСНОВЕ РЕКОНСТРУКЦИИ ТРЕНДА ВРЕМЕННОГО РЯДА¹**

С. И. Колесникова, А. А. Белоус

В настоящее время полное изучение многомерного и многопараметрического динамического объекта (в общем случае нелинейного и зашумленного, то есть сложного) — достаточно трудная задача, часто успешно аналитически решаемая при размерности системы не более трех, и единого формализованного подхода в данном направлении не существует [1]. Новые подходы к анализу сложного динамического объекта (ДО) нередко связаны с применением методов распознавания образов (как для слабоформализованных, или плохообусловленных задач) для идентификации состояний ДО [2], под которым понимается подмножество значений фазовых траекторий с характерными свойствами. В работе представлены результаты продолжения исследований, начатых в [2, 3], а именно: экстраполирование результатов методов сокращения взвешенной выборки на сглаживание (фильтрацию) временных рядов, являющихся моделью стохастических динамических объектов.

Пусть задан случайный процесс (СП) (X, Y) , характеризующий состояние динамического объекта (системы), функционирующего на интервале времени от t_0 до T , где $X(t)$ — вектор переменных состояния системы; $Y(t) = f(X(t), \eta) + \xi(t)$ — случайная наблюдаемая N_Y -мерная векторная функция; $\xi(t), \eta(t)$ — шумы достаточно общей природы. Относительно реализаций СП (X, Y) выдвинуто $I > 1$ альтернативных гипотез $\Omega = \{\Omega_1, \Omega_2, \dots, \Omega_I\}$, составляющих полную группу событий и физически интерпретируемых как классы состояний частично наблюдаемого ДО. Наблюдение величины $Y(t)$ осуществляется в моменты $t_j = t_0 + j\Delta$, $j = \overline{0, n}$, с шагом дискретизации $\Delta > 0$. Задача состоит в отнесении (в момент t или на некотором фиксированном интервале $[t', t'']$) наблюдаемой реализации $Y(t)$ к состоянию как классу (образу) Ω_i , $i = \overline{1, I}$.

Предлагаются новые алгоритмы формирования характеристических признаков как системы обобщенных эталонов, на основе которых возможно решение трех задач: распознавания состояний ДО; сглаживания временного ряда; идентификации тренда фрагмента временного ряда, соотнесенного с состоянием ДО (признака формы).

Алгоритм формирования системы обобщенных эталонов

Алгоритм G (generalized etalon) формирования системы G-эталонов соединяет в себе достоинства FRiS-функции [4] и метода обобщенных эталонов [3]. На входе алгоритма G — обучающая выборка $U = (Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ в виде размеченного временного ряда, объект (значение временного ряда) принадлежит одному из выделенных состояний; на выходе — множество G-эталонов U_G с усредненными значениями признаков объектов и весом w_j , равным числу объектов, вошедших в G-эталон G_j . Под при-

¹Работа поддержана грантом РФФИ, проект № 09-09-99014.

знаками $b^j = (b_1^j, b_2^j, \dots, b_{g-1}^j)$, $j = \overline{1, n}$, понимаются измеренные по наблюдаемому процессу показания $g-1$ датчиков в момент времени t , значения которых принимаются в качестве g -го признака. Без ограничения общности изложим алгоритм для двух состояний Ω_1, Ω_2 .

1. Положить $U_G = \emptyset$; $U_{12} = (Y_1, Y_2, \dots, Y_{n_1+n_2})$.
2. Найти всевозможные расстояния для всех объектов из состояний Ω_1, Ω_2 :

$$r_{kl} = \sqrt{\sum_{e=1}^g (a_{ke} - a_{le})^2}, \quad k, l = 1, \dots, n_1 + n_2; \quad \sum_{i=1}^I n_i = n.$$
3. Найти начальную точку формирования G-эталона $\rho = \arg \max_{k=1, |\Omega_1|} \sum_{l=1}^{|\Omega_2|} r_{kl}$ и точку формирования конкурирующего G-эталона $\rho^c = \arg \min_{l=1, |\Omega_2|} r_{\rho l}$.
4. Сформировать множество объектов, вошедших в G-эталон с центром в точке ρ :
 $U_\rho = \{Y_l : r_{\rho l} < r_{\rho^c l}, r_{\rho l} < r_{\rho^c \rho}\}.$
5. Удалить из U_{12} объекты U_ρ : $U_{12} := U_{12} - U_\rho$; $U_G := U_G + U_\rho$.

Алгоритм реконструкции фрагмента нестационарного временного ряда

Алгоритм РМ (process modeling) реконструкции фрагмента нестационарного временного ряда, соотнесенного с состоянием динамического объекта, основан на аппроксимационных (сглаживающих) свойствах G-эталонов, на совмещении метода прямой экстраполяции и авторегрессионных моделей (AR-моделей), что позволяет учесть достоинства обоих методов. Суть подхода, реализованного в алгоритме РМ, в установлении соответствия между классом кривых и области допустимых значений коэффициентов разностной схемы [5], однозначно им соответствующих, и дальнейшего применения подхода распознавания образов: нахождение расстояний в евклидовой метрике между векторами коэффициентов AR-моделей, соответствующих кривым и совокупности построенных по временному ряду G-эталонам. На входе алгоритма РМ — множество G-эталонов $U_G = (G_1, G_2, \dots, G_m)$ с весовыми коэффициентами w_j ; на выходе — признаки состояний ДО: коэффициенты AR-модели $a^i = (a_1^i, a_2^i, \dots, a_p^i)$, $i = \overline{1, I}$, соотнесенной с G-эталонами каждого состояния; уравнение кривой состояния ДО.

1. Определяем коэффициенты AR-моделей $a^\nu = (a_1^\nu, a_2^\nu, \dots, a_p^\nu)$, $\nu = \overline{1, n_\nu}$, для заданных классов моделей функциональных зависимостей (n_ν — мощность класса), сформированных на основе Z-преобразования.
2. Полагаем координаты G-эталонов в качестве исходных данных для построения модели $AR(p^i)$ i -го состояния ДО: $(a_1^i, a_2^i, \dots, a_p^i) = \arg \min_{a_i \in R} \sum_l \left(y_l - \sum_{j=1}^{p^i} a_j^i y_{l-j} \right)^2$.
3. Вычисляем расстояния $r(a^i, a^\nu)$, $i = \overline{1, I}$, $\nu = \overline{1, n_\nu}$, принимаем решение в пользу $\nu_0(i)$ -й модели функциональной зависимости: $\nu_0(i) = \arg \min_\nu r(a^i, a^\nu)$.

Замечания.

1. Алгоритм РМ формирует признаки формы состояний ДО, не зависящие от значений параметров кривой, т.е. по сути является непараметрическим. При необходимости уточнение модели фрагмента (состояния) временного ряда можно осуществить подгонкой параметров выбранной модели функциональной зависимости.

2. Как известно, в случае статистической значимости нескольких регрессионных моделей ввиду разной формы их функциональной зависимости выбор наилучшей оказывается весьма затруднительным и, как правило, разрешается только экспертно. Алгоритм РМ позволяет это осуществить достаточно уверенно.

Изложенные алгоритмы могут служить основой автоматизированной обработки нестационарных временных рядов с нелинейным трендом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Тюкин И. Ю., Терехов В. А. Адаптация в нелинейных динамических системах. СПб.: ЛКИ, 2008. 384 с.
2. Колесникова С. И., Лаходынов В. С., Цой Ю. Р. Исследование качества распознавания состояний стохастической системы // Информационные технологии. 2010. № 6. С. 21–31.
3. Волченко Е. В. Модифицированный метод потенциальных функций // Бионика интеллекта. 2006. № 1. С. 86–92.
4. Zagoruiko N. G., Borisova I. A., Dyubanov V. V., Kutnenko O. A. Methods of Recognition Based on the Function of Rival Similarity // Pattern Recognition and Image Analysis. 2008. No. 1. P. 1–16.
5. Тырсин А. Н. Идентификация нестационарных экономических процессов на основе дискретно-совпадающих моделей авторегрессии // Изв. Уральского государственного экономического университета. 2004. № 9. С. 44–51.

УДК 007.52:681.518.2;681.327.12

ЛОГИЧЕСКИЙ ВЫВОД НА ОСНОВЕ ОПТИМАЛЬНОГО ПОДМНОЖЕСТВА СМЕШАННЫХ ДИАГНОСТИЧЕСКИХ ТЕСТОВ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ¹

А. Е. Янковская, А. И. Гедике

Существует широкий круг проблемных областей, для которых характерно последовательное уточнение решений, принимаемых относительно исследуемых объектов, где описания объектов задаются сотнями и даже тысячами признаков. Поэтому весьма актуальной является разработка алгоритмов сокращения признакового пространства, необходимого для принятия решений, и поэтапного логического вывода решений в ориентированных на подобные задачи интеллектуальных системах. Существенными при этом являются такие параметры, как повышение быстродействия и уменьшение трудоемкости (стоимости) принятия решений, естественно, без потери качества принимаемых решений.

В рамках развиваемого логико-комбинаторного подхода к принятию решений, базирующегося на матричной модели представления данных и знаний и построении логических тестов [1], по каждому из которых осуществляется логический вывод, сокращение признакового пространства достигается построением на основе многокритериального выбора оптимального подмножества (ОП) безызбыточных безусловных диагностических тестов (ББДТ) [2].

В [3] обоснована целесообразность использования смешанных диагностических тестов (СДТ), представляющих собой оптимальное сочетание безусловных и условных составляющих [4], что позволяет одновременно с построением СДТ принимать решения при меньших вычислительных и стоимостных затратах.

В [5] предложен алгоритм построения СДТ на основе ОП ББДТ.

Для представления данных и знаний используются матрицы описаний (**Q**) в пространстве характеристических признаков и матрицы различий (**R**) в пространстве

¹Работа поддержана грантом РФФИ, проект № 10-01-00462а.