

Раздел IV. Интеллектуальные системы, автоматика, управление

УДК 681.5.015: 004.032.26

М.В. Щербаков, В.А. Камаев, Н.Л. Щербакова

МЕТОДИКА РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ДИНАМИКИ СИСТЕМ НА КОРОТКИХ ИНТЕРВАЛАХ НАБЛЮДЕНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ КОННЕКТИВИСТСКИХ МОДЕЛЕЙ*

Рассматривается методика решения задачи идентификации динамики систем на коротких интервалах наблюдения с применением коннективистских моделей. Описан класс объектов идентификации, приводится математическая постановка задачи и представлена модифицированная схема вычислительной процедуры. Предлагается критерий качества идентификации динамики систем на коротких интервалах наблюдения. Дается понятие коннективистской системы и соответствующая формализация. Дано описание методики с процедурами синтеза и настройки моделей идентификации на основе коннективистских моделей.

Идентификация; короткий интервал наблюдения; коннективистская система; интеллектуальный анализ данных.

M.V. Shcherbakov, V.A. Kamaev, N.L. Shcherbakova

CONNECTIONISTS SYSTEMS FRAMEWORK FOR DYNAMICS IDENTIFICATION ON THE SHORT OBSERVED PERIOD

The paper has deal with connectionists systems framework for dynamics identification on the short observed period. Class of observed objects is described here. Paper discovers the statement of the identification problem and the modified scheme of the computational procedure. The criteria for estimating of quality for dynamics identification procedure on the short observed period is suggested. Connectionists systems formalization and overview are represented. The steps of the models generation and optimization included in framework are described.

Identification; short observation period connectionists system; data mining.

Введение. Задача идентификации динамики систем возникает в связи с высокой потребностью в прогнозировании и управлении процессами в различных предметных областях: экономике, медицине, социальном управлении, управлении энергосбережением [1, 2]. Ее решение позволит определить, каким образом система будет развиваться в дальнейшем и что следует предпринять для снижения риска неблагоприятного развития ситуации. Например, в медицине: проблема идентификации групп риска пациентов по профилю изменения функциональных состояний, идентификация отклонения функционального состояния пожилого человека от его нормы. В экономике: анализ групп клиентов – потенциальных дебиторов для разработки превентивных мер по профилактике дебиторской задолженности; управления взаимоотношениями с клиентами на различных этапах жизненного цикла; моделирование развития кластеров муниципальных образований – выделение этапов жизненного цикла и идентификация. В энергетике: определение потенциала энергосбережения.

* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проект № 10-07-97008-р_поволжье_а).

Особый интерес вызывает класс задач идентификации на коротких интервалах наблюдения. В этом случае весь интервал наблюдения разбивается на L равных интервалов – короткие интервалы наблюдения (КИН). Например, в задаче прогнозирования потребления электроэнергии такой интервал определяется числом временных отсчетов в течение одного дня. Рассматриваемая задача относится к задаче классификации и выделяют 2 постановки задачи: 1) когда множество элементов, характеризующих поведение на КИН, задано и 2) когда нет (т.е. множество должно определяться автоматически и решается задача кластеризации [3]).

Подходы, использующие классификацию данных, при этом не адаптированы к решению задачи идентификации динамики, так как классифицируют состояния объектов в конкретный момент времени [3–5]. Более того следует отметить, что задача усложняется отсутствием аналитической модели объекта идентификации. Следовательно, необходимо осуществить процедуру выбора и настройки настраиваемой модели объекта [6].

В статье предлагается методика решения задач: 1) идентификация объекта (построение модели $M_1(\mathbf{A})$); 2) идентификация динамики объекта на КИН (построение модели $M_2(\mathbf{B})$) с использованием коннективистских систем [7, 8].

Постановка задачи идентификации динамической системы выделенного класса на коротких интервалах наблюдения.

1) Выделение классов объектов и формализация объекта идентификации на коротком интервале наблюдения.

Пусть объект характеризуется кортежем

$$O = \langle t, Y, U, \Xi, \mathbf{W} \rangle, \quad (1)$$

где Y – множество переменных состояния, $Y = \{y_i\}$, $i=1, \dots, |Y|$, U – множество управляющих воздействий, $U = \{u_i\}$, $j=1, \dots, |U|$ – множество возмущающих воздействий $\Xi = \{\xi_k\}$, $k=1, \dots, |\Xi|$. В каждый момент времени $n=1, 2, \dots, T$ ко входам объекта приложены внешние управляющие воздействия $\mathbf{U}(n)$, возмущения $\Xi(n)$ и регистрируются значения состояний $\mathbf{Y}(n)$. Задана $\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}$ – матрица значений элементов множеств Y, U, Ξ в интервале наблюдения (ИН) T .

Отметим следующие особенности объекта идентификации (ограничения на класс рассматриваемых объектов).

а) $|Y|=1$;

б) Задана область изменения переменных $\{y_i\}$, $\{u_i\}$, $\{\xi_k\}$, т.е. для каждой переменной существует верхнее и нижнее значения;

в) матрица $\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}$ не имеет пустых значений.

2) Выделение критериев качества идентификации объекта.

Соответствие настраиваемой модели объекту, т.е. качество идентификации, оценивается критерием качества идентификации $J_1(\mathbf{A})$ и $J_2(\mathbf{B})$, зависящего от невязки e и параметров $M_1(\mathbf{A})$ и $M_2(\mathbf{B})$. Выделим несколько видов функции невязки.

Невязка, определенная на основе среднеквадратичного отклонения

$$e(\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}, n) = (\mathbf{Y}(n) - \mathbf{Y}^*(n))^2, \quad (2)$$

а общая невязка по всем интервалам наблюдения

$$E(\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}, \mathbf{A}) = \frac{1}{T} \sqrt{\sum_{i=1}^T (\mathbf{Y}_i(n) - \mathbf{Y}_i^*(n))^2}. \quad (3)$$

Определим оценку $J_2(\mathbf{B})$ соответствия поведения объекта на коротком интервале наблюдения тому или иному классу, т.е. качество модели $M_2(\mathbf{B})$. Тогда невязка примет вид

$$e^p(\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}, \mathbf{B}) = (\mathbf{C}(p) - \mathbf{C}^*(p))^2, \quad (4)$$

тогда, на основании (4), общая невязка по всем интервалам наблюдения

$$E^p(\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}, \mathbf{B}) = \frac{1}{L} \sqrt{\sum_{i=1}^T (\mathbf{C}_i(p) - \mathbf{C}_i^*(p))^2}. \quad (5)$$

Отметим особенность, связанную с оценкой на основе среднеквадратичного отклонения и типом кодирования классов элементов множества \mathcal{C} .

Рассмотрим модификацию (4). Так, есть некоторая окрестность ϵ , причем $\epsilon < \Delta C$, где ΔC – абсолютная величина шага кодирования, для которой выполняется следующее условие:

$$E^p(\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}, \mathbf{B}) = \begin{cases} (\mathbf{C}(p) - \mathbf{C}^*(p))^2, & \text{если } |\mathbf{C}(p) - \mathbf{C}^*(p)| < \epsilon \\ 0, & \text{если } |\mathbf{C}(p) - \mathbf{C}^*(p)| \geq \epsilon \end{cases}. \quad (6)$$

3) Математическая постановка задачи идентификации с определенным множеством классов поведения.

Даны значения векторов \mathbf{Y} , \mathbf{U} и $\mathbf{\Xi}$ в интервале наблюдения $n = 0, \dots, T$, где T – величина интервала наблюдения, из которых составлена клеточная матрица $\mathbf{W}_{(y,u,\xi)}$ вида

$$\mathbf{W}_{(y,u,\xi)} = \begin{bmatrix} y_1(t_0) & \dots & y_{|Y|}(t_0) & u_1(t_0) & \dots & u_{|U|}(t_0) & \xi_1(t_0) & \dots & \xi_{|\Xi|}(t_0) \\ y_1(t_1) & \dots & y_{|Y|}(t_1) & u_1(t_1) & \dots & u_{|U|}(t_1) & \xi_1(t_1) & \dots & \xi_{|\Xi|}(t_1) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1(T) & \dots & y_{|Y|}(T) & u_1(T) & \dots & u_{|U|}(T) & \xi_1(T) & \dots & \xi_{|\Xi|}(T) \end{bmatrix}.$$

Из матрицы можно выделить матрицы наблюдений \mathbf{Y} , \mathbf{U} и $\mathbf{\Xi}$. Весь интервал наблюдения T разделяется на L однородных КИН размером τ . Число дискретных отчетов в интервале $p = \text{const}$ для $\forall l, l \in L$ и $p = l \cdot \tau, l \cdot \tau + 1, l \cdot \tau + 2, \dots, l \cdot \tau + \tau$.

Каждому столбцу матрицы $\mathbf{Y}_{y,p}$ определено значение $c_{m^*}, c_{m^*} \in \mathcal{C}$, где c_{m^*} – элемент множества классов, определяющих поведение на КИН. Существует отображение $\gamma: \mathbf{Y}_{y,p} \rightarrow c_{m^*}$.

Настраиваемую модель идентификации $M_1(\mathbf{A})$, в соответствии с (1), представим в виде

$$y^*(t, y, u, \xi, \mathbf{A}) = f_y(\mathbf{A}^*, y(t-1), \dots, y(t-m_y), u(t+\alpha_u), \dots, u(t-m_u), \xi(t+\alpha_\xi), \dots, \xi(t-m_\xi)), \quad (7)$$

где \mathbf{A}^* – вектор настраиваемых параметров модели $M_1(\mathbf{A})$, m_y, m_u, m_ξ – параметры, определяющие глубину погружения, α_u, α_ξ – параметры горизонта прогнозирования.

Настраиваемую модель идентификации $M_2(\mathbf{B})$, в соответствии с (1) представим в виде

$$c^*(t, p, y, \mathbf{B}) = f_c(\mathbf{B}^*, y(t-1), y(t-2), \dots, y(t-m_y)), \quad (8)$$

где \mathbf{B}^* – вектор настраиваемых параметров модели $M_2(\mathbf{B})$, m_y – параметр, определяющий глубину погружения. Так как функция f_c не определена, то уравнение (8) переписывается в виде

$$c^*(t, p, y, \mathbf{B}) = f_c(\mathbf{B}^*, y^*(t-1), y^*(t-2), \dots, y^*(t-m_y)). \quad (9)$$

Следует решить:

1) задачу структурной идентификации математических моделей (7) и (9) через отыскание вида функций f_y и f_c ;

2) задачу параметрической идентификации математических моделей $M_1(\mathbf{A})$ и $M_2(\mathbf{B})$ по наблюдениям \mathbf{W} как отыскание таких значений векторов \mathbf{A}^* и \mathbf{B} , при которых значения ошибок (3) и (5) стремились к минимуму.

4) Модифицированная схема вычислительной процедуры.

Схема вычислительной процедуры [6] сводится к решению следующих задач:

1. Очертить класс объектов Θ .

2. Определить множество $\{c_m\}$.
3. Выбрать для объекта $O \in \Theta$ настраиваемую модель идентификации объекта $M_1(\mathbf{A})$.
4. Выбрать для объекта $O \in \Theta$ настраиваемую модель идентификации динамики объекта $M_2(\mathbf{B})$ для классификации принадлежности вектора состояний объекта на КИН определенному классу поведения C .
5. Выбрать критерии качества идентификации моделей, согласно (3) и (5).
6. Сформировать алгоритмы идентификации, использующие наблюдения за значениями выходных и входных величин, выбранные критерии качества идентификации моделей, в результате выполнения которых искались значения параметров настраиваемых моделей так, чтобы средние потери с ростом n достигали минимума.

Методика решения идентификации динамики систем на коротких интервалах наблюдения. Для решения задачи структурной оптимизации моделей $M_1(\mathbf{A})$ и $M_2(\mathbf{B})$ предлагается использовать базис коннективистских систем. Коннективистская система представляется в виде

$$CS = \langle UN, RE, LY, F, PR, \Phi \rangle, \quad (10)$$

где UN – множество элементов, RE – множество связей, LY – множество групп элементов (слоев), F – множество функций преобразования информации UN, PR – процедура настройки значений связей RE для минимизации функционала Φ .

Формально коннективистская система (10) при данной формализации обобщает в себе различные модели (например, скользящего среднего, линейной регрессии, нейросетевые модели).

Выделим фреймовую модель коннективистской системы

$$FCS = \langle FR, CS, AG, \Phi \rangle, \quad (11)$$

где FR – множество слотов (фреймов), объединяющих подмножество систем CS, AG – множество KC, выполняющих агрегацию выходной информации систем CS. Такое обобщение позволяет автоматизировать процесс подбора прогнозных моделей, в процессе которого уменьшается значение функции потерь Φ .

Рассмотрим процедуру синтеза структуры FCS.

1. Определение множества входных переменных для моделей $M_1(\mathbf{A})$ и $M_2(\mathbf{B})$:

а) очистка матрицы \mathbf{W} от выбросов и заполнение пропусков средними значениями (или медианами);

б) определение параметра L – числа КИН и τ – размерности КИН;

в) разделение матрицы наблюдений на клеточные матрицы $\mathbf{W}_{(y,u,\xi),p}^l$;

г) определение множества $\{c_k\}$;

д) определение для каждого столбца матрицы $\mathbf{W}_{y,p}^l$ элемента c_m класса C ;

е) предварительная обработка информации для построения модели $M_1(\mathbf{A})$. На основе клеточной матрицы $\mathbf{W}_{(y,u,\xi),n}^l$ происходит определение параметров глубины погружения m_y, m_u, m_ξ и параметров горизонта прогнозирования α_u, α_ξ и формирование векторов входных \mathbf{In}_1 и выходных параметров \mathbf{Out}_1 . Вектор входных параметров включает значения переменных Y, U, E в соответствии с параметрами m и α . Вектор выходных параметров включает одну компоненту Y .

Определение глубины погружения осуществляется посредством построения автокорреляционных функций:

ж) предварительная обработка информации для построения модели $M_2(\mathbf{B})$. Определение параметра $m_y = \tau$ и формирование векторов входных \mathbf{In}_2 и выходных параметров \mathbf{Out}_2 ;

з) число элементов выборки равно L .

2. Выполнить формирование входного фрейма FR_{input} , состоящего из одно-слойной CS_{input} . Число элементов CS_{input} соответствует числу входных переменных как для M_1 , так и для M_2 . Функция преобразования элементов CS_{input} линейная: $y(j) = x(j)$.

3. Выполнить формирование фрейма FR_{M1} , состоящего из m -слойной CS_{M1} . Число элементов слоя LY_1 соответствует числу входных переменных, определенных для M_1 , число элементов слоя $LY_m = 1$. Число элементов слоев определяется в процессе оптимизации [8]. Функция преобразования элементов CS_{M1} – адаптивный сумматор с логистической активационной функцией.

4. Выполнить формирование фрейма FR_{M2} , состоящего из n -слойной CS_{M2} . Число элементов слоя LY_1 соответствует числу входных переменных, определенных для M_2 , число элементов слоя $LY_n = 1$. Число элементов слоев определяется в процессе оптимизации. Функция преобразования элементов CS_{M2} – адаптивный сумматор с логистической активационной функцией.

Отметим, что в данной методике рассматривается тип коннективистской системы – нейронные сети.

Процедура настройки моделей включает следующие шаги.

1. Процедура настройки модели M_1 : поиск вектора \mathbf{A}^* , при которых $J(\mathbf{A}^*) \rightarrow \min$, т.е. $E(\mathbf{W}_{y,u,\xi,n}, \mathbf{A}^*) < \varepsilon$. Если коннективистская система, входящая во фрейм FCS_1 , – многослойная нейронная сеть, то алгоритм настройки – алгоритм обратного распространения ошибки.

2. Процедура настройки модели M_2 : поиск вектора \mathbf{B}^* , при которых $J(\mathbf{B}^*) \rightarrow \min$, т.е. $E^p(\mathbf{W}_{y,u,\xi,n}, \mathbf{B}^*) < \varepsilon$. Если коннективистская система, входящая во фрейм FCS_2 , – многослойная нейронная сеть, то алгоритм настройки – алгоритм обратного распространения ошибки.

Результаты и выводы.

1. В статье предложена методика решения задачи идентификации динамики объекта на коротких интервалах наблюдения с применением коннективистских систем. Методика позволяет учитывать не только значения в прошлом, но и прогнозируемые значения управляющего воздействия или внешних возмущений. Данный подход может быть модифицирован на уровне синтеза структуры системы, в зависимости от задачи идентификации.

2. В качестве коннективистской системы может быть использована любая вычислительная модель, описываемая (10) с заданной процедурой настройки. Кроме того, данный подход является расширяемым. В процессе расширения можно формировать совокупность вычислительных моделей, результаты которых будут подаваться на вход AG фрейма ФКС, агрегирующий полученные результаты. Элементы этого фрейма осуществляют формирование взвешенного выхода значения состояния системы.

3. Модель идентификации $M_2(\mathbf{B})$ может быть дополнена включением в модель управляющих и возмущающих воздействий. Это позволит учитывать так называемые артефакты [8, 9], влияющие на поведение системы.

4. Методика апробирована на решении задачи идентификации профилей потребления электроэнергии НИР № 39/267-10 «Разработка подходов к минимизации потребления электроэнергии на основе статистического и интеллектуального анализа временных рядов потребления электроэнергии» (Компания Порты Капена, Бельгия). Для различных периодов времени и объектов ошибка идентификации составляла от 2 % до 10 %.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Камаев В.А., Щербаков М.В., Скоробогатченко Д.В.* Автоматизированная система прогнозирования транспортно-эксплуатационного состояния дорог // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2004. – № 4. – С. 2-6.
2. *Щербаков М.В., Аль-Катабери А.С.* Формализация информации о социально-экономическом развитии муниципальных образований для решения задач управления // Проблемы управления и моделирования в сложных системах: Тезисы докл. XII Междунар. конф. (Самара, 22–24 июня 2009 г.). – 2009. – С. 532-535.
3. *Larose D.T.* Discovering knowledge in data: an introduction to data mining. - John Wiley & Sons Inc, 2005. – P. 222.
4. *Frawley W.J., Patetsky-Shapiro G., Mathews C.J.* Knowledge discovery in databases: an overview // Ai Magazine, 1992. – Vol. 13. – P. 57-70.
5. *Zhao H.T., MacLennan J.* Data Mining with SQL Server. – Wiley Publishing Inc, 2005. – P. 460.
6. *Цыпкин Я.З.* Информационная теория идентификации. – М.: Наука, 1995. – 336 с.
7. *Kasabov N.* Evolving connectionists systems. The Knowledge Engineering Approach. – Softcover, 2007. – P. 451.
8. *Щербаков М.В.* ICDMS – программное обеспечение как сервис для решения задач идентификации на основе коннективистских систем // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2009. – № 7. – С. 88-91.
9. *Щербаков М.В., Щербакова Н.Л.* Сравнение моделей аппроксимации безразмерной радиальной скорости течения жидкостей во вращающихся криволинейных каналах // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2007. – №. 2. – С. 32-33.
10. *Забелева-Зотова А.В., Орлова Ю.А.* Автоматизация процедур семантического анализа текста технического задания // Известия Волгоградского государственного технического университета. – 2007. – №. 9 (35). – С. 49-53.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.С. Боровик.

Щербаков Максим Владимирович – Волгоградский государственный технический университет; e-mail: vstu@gebeus.ru; 400131, г. Волгоград, пр. Ленина, 28; тел.: 88442248100; кафедра САПР и ПК; к.т.н.; доцент.

Камаев Валерий Анатольевич – e-mail: kamaev@cad.vstu.ru; кафедра САПР и ПК; заведующий кафедрой; д.т.н.; профессор.

Щербакова Наталия Львовна – e-mail: snl@gebeus.ru; кафедра экспериментальной физики; к.т.н.; доцент.

Shcherbakov Maksim Vladimirovich – Volgograd State Technical University; e-mail: vstu@gebeus.ru; 28, Lenin avenue, 400131, Volgograd, Russia; phone: +78442248100; CAD department; cand. of eng. sc.; associate professor.

Kamaev Valery Anatolyevich – e-mail: kamaev@cad.vstu.ru; CAD department; dr. of eng. sc.; head of department; professor.

Shcherbakova Natalia L'vovna – e-mail: snl@gebeus.ru; experimental physics department; cand. of eng. sc.; associate professor.