

В качестве примера определен частотный коэффициент для изотропной пластины. Выполнено сравнение с результатами, полученными численным методом. Это сравнение позволило сделать вывод о том, что представленные в статье формулы позволяют с высокой точностью и минимальными вычислительными затратами определять основные частоты колебаний пластин, закрепленных углах.

Библиографические ссылки

1. Leissa A.W. Vibration of plates / Acoustical Society of America. Washington, D. C., 1993.
2. Vasiliev V. V. Mechanics of composite structures. Washington, D. C. : Taylor & Francis, 1993.
3. Blevins R. D. Formulas for natural frequency and mode shape. Malabar : Krieger Publishing Company, 1979.

I. A. Lopatin

DETERMINATION OF VIBRATIONS DOMINANT MODE OF AN ORTHOTROPIC PLATE FASTENED TO THE BEDDING ANGLES

The problem of determination of the fundamental frequency of vibration of a rectangular orthotropic plate, fastened to bedding angles, is solved by the generalized Galerkin method.

Keywords: orthotropic plate, generalized Galerkin method, fundamental oscillation frequency.

© Лопатин И. А., 2012

УДК 62.501

А. В. Медведев

Н-МОДЕЛИ ДЛЯ БЕЗЫНЕРЦИОННЫХ СИСТЕМ С ЗАПАЗДЫВАНИЕМ

Рассматривается проблема моделирования нового класса процессов, имеющих «трубчатую» структуру в пространстве «входных-выходных» переменных. Модели процессов этого класса существенно отличаются от общепринятых параметрических моделей, представляющих собой поверхности в том же пространстве. Специально анализируется вопрос о моделировании многомерных систем при наличии малых объемов обучающих выборок. Для построения обучающихся параметрических моделей «трубчатых» процессов вводится соответствующий непараметрический индикатор. Приводится новый класс обучающихся параметрических моделей и некоторые результаты их численного исследования.

Ключевые слова: идентификация, непараметрические алгоритмы, непараметрическая модель, априорная информация, стохастические процессы, Н-модели.

Идентификация многих стохастических объектов часто сводится к идентификации статических систем с запаздыванием. Обусловлено это тем, что некоторые выходные переменные объекта контролируются через значительно большие интервалы времени, чем входные, и существенно превышают постоянную времени объекта.

Например, ряд переменных измеряется электрическим способом (в этом случае дискретность контроля Δt может быть достаточно мала), а другие переменные контролируются в ходе химического анализа или физико-механических испытаний (в этом случае дискретность контроля ΔT велика, т. е. $\Delta T \gg \Delta t$). Тогда исследуемый объект может быть представлен статическим с запаздыванием. Такой процесс целесообразно по соответствующему каналу представить в виде

$$x(t) = f(u(t - \tau), \xi(t)) \tag{1}$$

где $x(t)$ – выходная переменная объекта; $u(t - \tau)$ – входная переменная; τ – запаздывание; $\xi(t)$ – случайное возмущение, действующее на объект; t – непрерывное время.

Покажем каналы измерения с помехами h^u , h^x и дискретностью измерения $\Delta T \gg \Delta t$ (рис. 1).

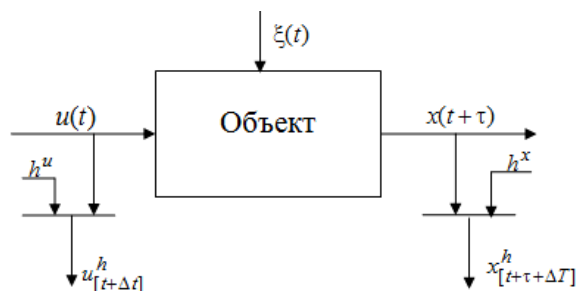


Рис. 1.

В принципе, запаздывание объекта τ может и отсутствовать, тогда мы имеем дело с обычным динамическим объектом, но из-за большого значения ΔT вынуждены его рассматривать как статический с запаздыванием, которое в этом случае обусловлено длительностью времени измерения переменной $x(t)$. Отметим еще раз, что постоянная времени объекта значительно меньше ΔT . Таким образом, выборка наблюдений в дискретном виде может быть представлена следующим образом: $u[t], x[t+n+m]$, где n – дискретность запаздывания, $n = \tau / \Delta t$; m – задержка, вызванная длительностью контроля, $m = \Delta T / \Delta t$, $t = 1, 2, \dots, s$. Осуществляя сдвиг реализации x_t , $t = \overline{1, s}$, на $(n+m)$ тактов, выборку наблюдений можно переписать следующим образом: $\{u_t, x_t, t = \overline{1, s}\}$ и, без нарушения общности, свести задачу идентификации к идентификации статического объекта с запаздыванием.

Идентификация в «узком» и «широком» смысле. В зависимости от объема априорной информации об исследуемом объекте различают задачи идентификации в «узком» и «широком» смысле. В настоящее время наиболее полно развита теория идентификации в «узком» смысле. Достижения в области идентификации в «широком» смысле значительно более скромные.

Вот что пишет Н. С. Райбман в предисловии к русскому изданию книги П. Эйкхофа: «Априорная информация об объекте при идентификации в „широком“ смысле отсутствует или очень бедная, поэтому приходится предварительно решать большое число дополнительных задач. К этим задачам относятся выбор структуры системы и задание класса моделей, оценивание степени стационарности и линейности объекта и действующих переменных, оценивание степени и формы влияния входных переменных на выходные, выбор информативных переменных и др. К настоящему времени накоплен большой опыт решения задач идентификации в „узком“ смысле. Методы же решения задач идентификации в „широком“ смысле начали разрабатываться только в последние годы, и здесь результаты значительно скромнее, что в первую очередь можно объяснить чрезвычайной трудностью задачи» [1].

Как было отмечено выше, при моделировании разнообразных дискретно-непрерывных процессов в настоящее время доминирует теория идентификации в «узком» смысле. Ее содержание состоит в том, что на первом этапе, на основании имеющейся априорной информации, определяется параметрический класс оператора объекта A^α , например:

$$\tilde{x}_\alpha(t) = A^\alpha(u(t), \alpha), \quad (2)$$

где A^α – параметрическая структура модели; α – вектор параметров.

На втором этапе осуществляется оценка параметров α на основе имеющейся выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$,

s – объем выборки. Успех решения задачи идентификации в этом случае существенно зависит от того, насколько «удачно» определен оператор (2).

Идентификация в «широком» смысле предполагает отсутствие этапа выбора параметрического класса оператора. Часто оказывается значительно проще определить класс операторов на основе сведений качественного характера, например линейности процесса или типа нелинейности, однозначности либо неоднозначности и др. В этом случае задача идентификации состоит в оценивании этого оператора на основе выборки $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ в форме

$$\tilde{x}_s(t) = A_s(u(t), \bar{x}_s, \bar{u}_s),$$

где $\bar{x}_s = (x_1, x_2, \dots, x_s)$, $\bar{u}_s = (u_1, u_2, \dots, u_s)$ – временные векторы. Оценка оператора A_s может быть осуществлена средствами непараметрической статистики. Примечательным здесь является то, что при этом исключается этап выбора параметрической структуры. Тем самым можно утверждать, что идентификация в этом случае, а это вариант идентификации в «широком» смысле, является более адекватной реальным задачам.

Идентификация статической системы. Пусть $u = (u_1, \dots, u_k) \in \Omega(u) \subset R^k$, $x \in \Omega(x) \subset R^1$. Вообще говоря, каждая компонента вектора $u_i \in [a_i; b_i]$, $i = \overline{1, k}$, а $x \in [c; d]$. При исследовании реальных процессов значения коэффициентов $\{a_i, b_i, c, d\}$, $i = \overline{1, k}$ всегда известны. В технологических процессах значения этих коэффициентов регламентируются технологическим регламентом (картой). В дальнейшем, без нарушения общности, эти интервалы примем единичными, тогда $\Omega(u)$ – единичный гиперкуб, $\Omega_k(u) = [0; 1]$, т. е. $u \in [0; 1]$, $\Omega_{k+1}(u, x) = [0; 1]$, $(u, x) \in \Omega_{k+1}$.

Задачу идентификации часто сводят к параметрической, состоящей из двух основных этапов. Первый этап – выбор (определение) параметрической модели (1) в виде $\hat{x} = \hat{f}(u, \alpha)$, где α – вектор параметров. Второй этап – последующая оценка параметров α на основании поступающих элементов выборки $(u_1, x_1), (u_2, x_2), \dots, (u_s, x_s)$, т. е. получение оценки α_s . Адаптивная модель в этом случае будет выглядеть следующим образом:

$$\hat{x}_s(u) = \hat{f}(u, \alpha_s). \quad (3)$$

Если в качестве функции $\hat{f}(u, \alpha_s)$ принять ряд

$$\hat{x}(u) = \hat{f}(u, \alpha) = \sum_{j=1}^N \alpha_j \varphi_j(u), \quad (4)$$

где $\varphi_j(u)$, $j = \overline{1, N}$ – система линейно независимых функций векторного аргумента $u = (u_1, \dots, u_k) \in \Omega(u)$, то, следуя методу стохастических аппроксимаций [2],

$$\alpha_s^l = \alpha_{s-1}^l + \gamma_s^l (x_s - \sum_{j=1}^N \alpha_{s-1}^j \varphi_j(u_s)) \varphi_l(u_s), l = 1, \dots, N,$$

где $\gamma_s^j, j = \overline{1, N}$ – коэффициенты Роббинса–Монро.

Такова общая схема решения задач параметрической идентификации. Отметим только, что наиболее «слабым» местом здесь является выбор параметрической структуры модели. Если на первом этапе допущена достаточно грубая ошибка, то полученная модель вряд ли будет удовлетворительной. Эта проблема достаточно подробно обсуждалась в [3]. Там же предложен новый класс К-моделей, учитывающий в комплексе знание фундаментальных законов, другую априорную информацию об объекте, в том числе разнотипную. Обратим внимание на то, что модели класса (3) представляют собой гиперповерхности в пространстве «входных-выходных» переменных объекта, т. е. $(u, x) \in \Omega(u, x) \subset R^{k+1}$.

Проанализируем два важных обстоятельства, возникающих при моделировании реальных процессов. Первое из них состоит в том, что объем выборки $s, \{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$ катастрофически мал по отношению к размерности вектора $u = (u_1, \dots, u_k) \in \Omega(u)$, как того «требует» математическая статистика. Например, в практических задачах часто возникает ситуация, когда $k = 20 \dots 30$, а $s = 900 \dots 1000$. Иными словами, в этом случае нельзя получить удовлетворительного решения задачи идентификации. Второе обстоятельство состоит в том, что если построена модель типа (3), по имеющимся данным, то при $u \in \Omega(u) \subset R^k$ можно получить оценку $x_s \notin \Omega(x)$, т. е. вне технологического регламента и даже физически не реализуемые значения $x(u)$. Оба эти факта могут быть объяснены исходя из следующих соображений.

Итак, исследуемый процесс, без нарушения общности, протекает в единичном кубе $\Omega(u, x) =$

$= \Omega(u_1, u_2, x) \subset R^3$. Если опустить влияние случайных возмущений $\xi(t)$ и погрешностей измерений u_1, u_2, x , т. е. помех h^u, h^x и ξ (см. рис. 1) из соображений простоты иллюстрации, то можно сказать, что процесс протекает по поверхности $\Omega^H(u, x) \subset \Omega(u, x)$, как это следует из модели класса (3), представляющей собой поверхность $\Omega(u, x)$. Реальный же процесс проходит по линии J (рис. 2, слева), лежащей на поверхности $S(u, x) \subset \Omega(u, x)$, т. е. $J \in S(u, x)$. Здесь точка $C \notin S(u, x), B \in S(u, x)$, но $B \notin J$, и точка $A \in J \subset S(u, x) \subset \Omega(u, x)$. Случай, учитывающий влияние помех h и ξ , представлен на рис. 2, справа. Важно заметить, что априори не известно, имеет ли исследуемый процесс «трубчатую» структуру. На этот факт было обращено внимание в [4]. Для того чтобы установить это, необходимо, как это обычно делается, построить модель класса (3) или (4) и проанализировать поведение оценок $\hat{x}(u_j)$ при произвольных значениях компонент вектора $u_j = (u_i^j, \dots, u_k^j) \in \Omega(u)$.

Если исследуемый процесс имеет «трубчатую» структуру, то модели (3) и (4) необходимо подкорректировать следующим образом:

$$\hat{x}_s(u) = \hat{f}(u, \alpha_s) I_s(u) \tag{5}$$

либо

$$\hat{x}_s(u) = I_s(u) \sum_{j=1}^N \alpha_j \varphi_j(u), \tag{6}$$

где индикатор $I_s(u)$ имеет вид

$$I_s(u) = \begin{cases} 1, & \text{если } u \in \Omega^H(u); \\ 0, & \text{если } u \notin \Omega^H(u). \end{cases} \tag{7}$$

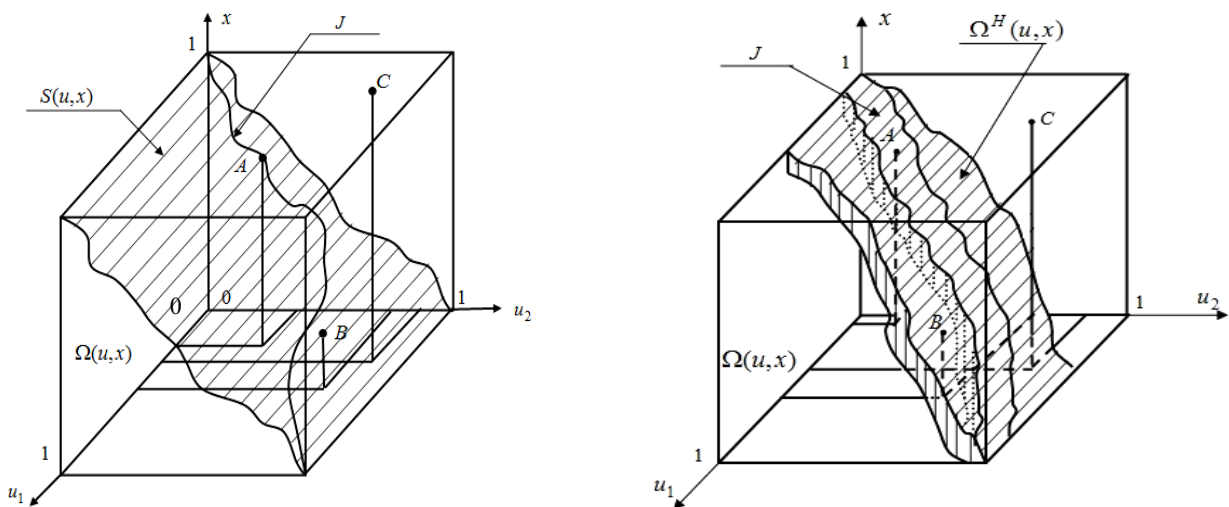


Рис. 2

Заметим лишь, что, вообще говоря, область $\Omega^H(u)$ нам неизвестна, а известна лишь выборка $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$. Если индикатор равен нулю, то оценка $\hat{x}(u)$, $\hat{x}_s(u)$ не может быть вычислена, т. е. при таких значениях компонент вектора $u \in \Omega(u)$ процесс протекать не может. Если индикатор $I_s(u)$ при любом значении $u \in \Omega(u)$ равен единице, то модель (5) совпадает с (3), а модель (6) с (4). В качестве оценки индикатора можно принять следующее приближение:

$$I_s(u) = \text{sgn}(sc_s)^{-1} \sum_{i=1}^s \Phi(c_s^{-1}(x_s(u) - x_i)) \times \prod_{j=1}^k \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j)),$$

где

$$x_s(u) = \frac{\sum_{i=1}^s x_i \prod_{j=1}^k \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}{\sum_{i=1}^s \prod_{j=1}^k \Phi(c_s^{-1}(u^j - u_i^j))}, \quad (8)$$

а параметр размытости c_s и колоколообразная функция $\Phi(\cdot)$ удовлетворяют условиям сходимости [5]:

$$\begin{aligned} \Phi(z) \geq 0; \quad \int_{\Omega(z)} \Phi(z) dz < \infty; \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(z) = \delta(z); \\ c_s > 0; \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0; \quad \lim_{s \rightarrow \infty} sc_s^k = \infty. \end{aligned}$$

Таким образом, при известном значении $u = u' \in \Omega(u)$ сначала строится оценка $x_s(u = u')$ по формуле (8), затем вычисляется индикатор $I_s(u)$ и только на следующем этапе используются модели (5) или (6), если индикатор оказался равным единице. Если же индикатор равен нулю, то это означает, что хотя $u' \in \Omega(u)$, но $u' \notin \Omega^H(u)$, т. е. компоненты вектора $u = u' = (u'_1, \dots, u'_k)$ определены неверно, иными словами, реально протекающий «трубчатый» процесс не соответствует совокупности заданных значений компонент вектора $u = u'$ (рис. 3).

Причины этого могут состоять в том, что компоненты вектора $u = u' = (u'_1, \dots, u'_k)$ выбраны неверно либо измерены со значительной погрешностью типа «выброс». Конечно же, это справедливо только при условии, что мы располагаем представительной выборкой $\{x_i, u_i, i = \overline{1, s}\}$.

Следует заметить, что использование традиционных моделей типа (3), (4) позволит получить оценку $\hat{x}(u = u')$, которая, естественно, будет далека от реальности.

Естественно считать, что процесс идентификации объекта в параметрической постановке также следует осуществлять с учетом «трубчатой» структуры объекта. Примем модель «трубчатого» процесса в виде

$$\hat{x}(u) = \sum_{j=1}^N \alpha_j \phi_j(u) I(u),$$

где $\phi_j(u)$, $j = \overline{1, N}$ – система выбранных линейно независимых функций; $I_s(u)$ – индикаторная функция (7).

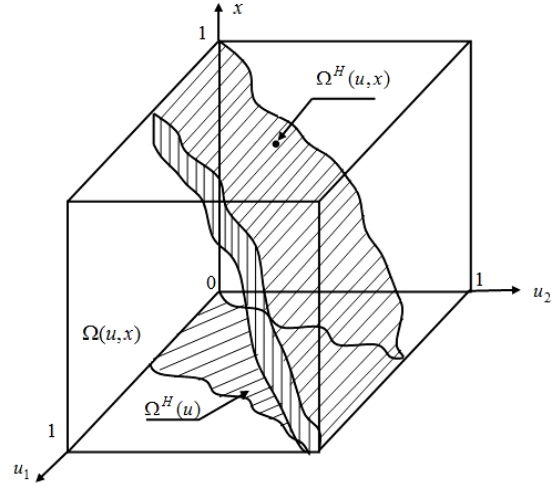


Рис. 3

Сформируем критерий оптимальности:

$$R(\alpha) = M \left\{ \left(x(u) - \sum_{j=1}^N \alpha_j \phi_j(u) I(u) \right)^2 \right\}.$$

Наша цель состоит в отыскании таких $\alpha^* = (\alpha_1^*, \dots, \alpha_N^*)$, что

$$R(\alpha^*) = \min_{\alpha} R(\alpha). \quad (9)$$

Решение задачи (9) дается системой рекуррентных соотношений [2]:

$$\begin{aligned} \alpha_s^l = \alpha_{s-1}^{l-1} + \gamma_s^l \left(x_s - \sum_{j=1}^N \alpha_{s-1}^j \phi_j(u_s) I_{s-1}(u_s) \right) \times \\ \times \phi_j(u_s) I_{s-1}(u_s), l = 1, \dots, N. \end{aligned}$$

В качестве оценки $I(u_s)$ примем приближения

$$I_{s-1}(u_s) = \text{sgn}((s-1)c_{s-1})^{-1} \sum_{i=1}^{s-1} \prod_{j=1}^k \Phi \left(\frac{u_s - u_i^j}{c_{s-1}} \right).$$

Ясно, что сходимость α_s к α_s^* следует при $s \rightarrow \infty$ [2].

Об одной особенности моделирования «трубчатых» процессов. Приведем следующий пример, имеющий отношение к идентификации безынерционной системы. Пусть объект описывается уравнением

$$x(u) = f(u_1, u_2, u_3), \quad (10)$$

где трехмерный вектор $u = (u_1, u_2, u_3) \in R^3$ является входной переменной, а $x \in R^1$ – выходная переменная.

ная. Традиционный путь построения модели процесса, описываемого (10), состоит в определении класса параметрических зависимостей $\hat{x}(u) = \hat{f}(u_1, u_2, u_3, \alpha)$ и последующей оценки параметров α тем или иным способом по выборке наблюдений $(u_i, x_i), i = \overline{1, s}$, где s – объем выборки. Проанализируем этот пример с разных точек зрения. Пусть компоненты вектора входных переменных $u = (u_1, u_2, u_3)$ стохастически никак не связаны, т. е. независимы. В этом случае естественно использовать традиционный прием, описанный выше. Теперь предположим, что объективно компоненты вектора входных переменных функционально связаны, например,

$$u_2 = \varphi_1(u_1), \quad u_3 = \varphi_2(u_2) = \varphi_2(\varphi_1(u_1)). \quad (11)$$

Естественно, исследователь не знает о существовании зависимостей (11). В противном случае можно было бы сделать подстановку (11) в (10) и получить следующую зависимость x уже от одной переменной u_1 :

$$x(u) = f(u_1, \varphi_1(u_1), \varphi_2(\varphi_1(u_1))).$$

Таким образом, зависимость (10) в приведенных выше условиях может быть сведена к одномерной зависимости x от u_1 .

В случае если зависимость u_3 от u_2 объективно отсутствует, то (10) легко приводится к виду

$$x(u) = f(u_1, \varphi_1(u_1), u_3),$$

т. е. к двумерной зависимости x от u_1, u_3 . Отсюда можно заключить, что при наличии функциональной зависимости между компонентами вектора u мы получаем зависимости x от u , в данном случае, одно-, двух-, трехмерные. Подчеркнем еще раз, что о наличии функциональных зависимостей между компонентами вектора входных переменных исследователю не известно. Просто мы проанализировали случай: «Если бы...». А теперь проанализируем наиболее интересный случай, имеющий непосредственное отношение к Н-процессам.

Пусть u_3 и u_2 , хотя и неизвестным образом, но стохастически связаны. Подчеркнем – стохастически, а не функционально. Вернемся еще раз к анализу того, что произошло.

Во-первых, если компоненты вектора u независимы, то исследуемый процесс описывается функцией трех переменных. Если две компоненты вектора входных переменных u связаны функциональной зависимостью, то процесс описывается функцией двух переменных. Наконец, если две переменные связаны стохастически, то процесс описывается функцией более чем двух переменных и менее чем трех?! Можно считать, что мы приходим к зависимости от дробного числа переменных и, следовательно, к пространству дробной размерности. Такой факт в математике был уже известен, правда, истоки его лежали в области геометрических исследований природных

объектов и описаны в книге Б. Мондельброта «Фрактальная геометрия природы» [6]. Приведем небольшой фрагмент: «Жидкость, газ, твердое тело – три привычных физических состояниях вещества, существующего в трехмерном мире. Но какова размерность клуба дыма, облака, точнее, их границ, непрерывно размываемых турбулентным движением воздуха? Оказалась, что она больше двух, но меньше трех. Дробная величина! Аналогичным образом можно посчитать и размерность других реальных природных объектов – например, береговой линии, размываемой прибоем, или кроны дерева, шелестящей под ветром. Кровеносная система человека – пульсирующая, живая – имеет размерность 2.7». Ранее этот факт был известен как размерность пространства Хаусдорфа–Безиковича. В русле проблематики моделирования, идентификации, управления этот вопрос, конечно же, требует осмысления и исследования.

Моделирование динамических процессов. В общем виде модель линейной динамической системы может быть описана уравнением

$$x_t = \sum_{i=1}^m \alpha_i x_{t-i} + \sum_{i=1}^k b_i u_{t-i+1}, \quad (12)$$

где x и u – соответственно выходная и входная переменные объекта. Аналог объекта (12) при $k = 1$ представлен на рис. 4.

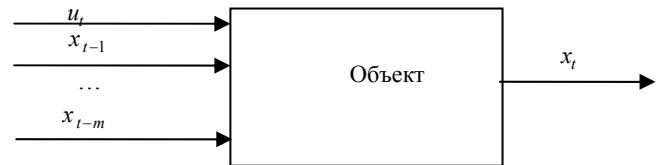


Рис. 4

Введем векторные обозначения:

$$z_t = (x_{t-1}, \dots, x_{t-m}, u_{t-1}, \dots, u_{t-k}),$$

$$\alpha = (a_1, \dots, a_m, b_1, \dots, b_k),$$

тогда уравнение (12) переписывается в виде

$$x_t = \sum_{i=1}^{\theta} \alpha_i z_{it}, \quad (13)$$

где $\theta = k + m$. Следует обратить внимание на тот факт, что мы, по существу, свели задачу идентификации линейной динамической системы к задаче идентификации многомерного линейного объекта без памяти. К сожалению, это не приводит к каким-либо упрощениям решения исходной задачи, а разве лишь к алгоритмической простоте.

Действуя по уже знакомой нам схеме, получим

$$\alpha_{jt} = \alpha_{j(t-1)} + H_{jt} (x_t - \sum_{i=1}^{\theta} \alpha_{i(t-1)} z_{it}) z_{jt}, \quad j = \overline{1, \theta}. \quad (14)$$

Таким образом, для оценивания параметров в моделях (12), (13) следует использовать алгоритмы сто-

хастических аппроксимаций (14), подробно изложенных в [3].

Основной итог статьи состоит в моделировании процессов «трубчатой» структуры, которая имеет место всегда, если компоненты вектора входных переменных исследуемого процесса стохастически зависимы. В этом случае традиционно используемые модели статических систем с запаздыванием неприменимы или, в лучшем случае, могут приводить к значительным ошибкам. Наиболее интересным является тот факт, что мы приходим к необходимости введения пространства дробной размерности. Интересен вопрос: будет ли это пространство Хаусдорфа–Безиковича? Проведенные численные исследования подтверждают эффективность использования Н-моделей вместо общепринятых.

A. V. Medvedev

H-MODELS FOR NON-INERTIA SYSTEMS WITH A DELAY

The author considers a problem of the new class of processes with a «tubular» structure in the space of “input-output” variables. Modeling of these class processes differs highly from the generally accepted parametric models being a surface of the same space. A question of multidimensional systems modeling having small volume of learning samples is analyzed specially. To develop the trainable parametric models of «tubular» processes, the corresponding non-parametric indicator is introduced. A new class of trainable parametric models, and some results of the numerical investigation are presented.

Keywords: identification, non parametric algorithms, parametric model, a priori information, stochastic processes, H-models.

© Медведев А. В. , 2012

УДК 669:51-7

Т. В. Пискажова, П. В. Поляков, Н. А. Шарыпов

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МНОГОМЕРНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ДЛЯ АНАЛИЗА РАСХОДА ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ АЛЮМИНИЕВЫХ ЭЛЕКТРОЛИЗЕРОВ

Выполнен обзор применения методов многомерной статистической обработки базы данных алюминиевого производства для оценки эффективности работы аппаратов и качества получаемой продукции. Рассмотрено применение метода главных компонент для анализа расхода электроэнергии двух корпусов алюминиевого завода.

Ключевые слова: многомерный статистический анализ, метод главных компонент, алюминиевый электролизер, расход электроэнергии.

Аппарат для получения алюминия электролизом – алюминиевый электролизер – сложная диссипативная система. Работа аппарата оценивается технико-экономическими показателями (ТЭП). Входными параметрами для электролизера (рис. 1) являются качественные характеристики сырья (пек, кокс, анодная масса, глинозем, фтористые соли).

Возмущающие воздействия на электролизер вызывают колебания тока серии, загрузка анодной массы, перестановка штырей, перетяжка анодной рамы, технологические обработки, выборка металла. Пара-

Библиографические ссылки

1. Эйххофф П. Основы идентификации систем управления. М. : Мир, 1975.
2. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. М. : Наука, 1984.
3. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Моделирование // Вестник СибГАУ. 2010. Вып. 4. С. 4–9.
4. Медведев А. В. Анализ данных в задаче идентификации // Компьютер. анализ данных моделирования : сб. науч. ст. Т. 2. Минск : Изд-во БГУ, 1995. С. 201–206.
5. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука, 1983.
6. Мондельброт Б. Фрактальная геометрия природы. М. : Ижевск : Ижев. ин-т компьютер. исслед. ; НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2010.

метры процесса используются для технологического управления. В автоматическом режиме осуществляется управление напряжением электролизера, концентрацией глинозема, криолитовым отношением.

Анализ ТЭП алюминиевого электролизера ведется по факту произведенного металла (удельные расходные коэффициенты).

Прогноз и управление ТЭПами на основании существующих знаний об электролизе и информации, имеющейся в базе данных алюминиевого завода, представляется важной задачей.