

Данный текст является русскоязычной версией опубликованной на английском языке статьи и представлен в авторской редакции только на данном сайте!

UDC 519.711.3

Doi: 10.31772/2587-6066-2020-21-1-47-53

For citation: Yareshchenko D. I. About non-parametric identification of partial-parametred discrete-continuous process. *Siberian Journal of Science and Technology*. 2020, Vol. 21, No. 1, P. 47–53. Doi: 10.31772/2587-6066-2020-21-1-47-53

Для цитирования: Ярещенко Д. И. О непараметрической идентификации частично параметризованного дискретно-непрерывного процесса // Сибирский журнал науки и технологий. 2020. Т. 21, № 1. С. 47–53. Doi: 10.31772/2587-6066-2020-21-1-47-53

ABOUT NON-PARAMETRIC IDENTIFICATION OF PARTIAL-PARAMETRED DISCRETE-CONTINUOUS PROCESS

D. I. Yareshchenko

Siberian Federal University
26/1, Akademika Kirenskogo St., Krasnoyarsk, 660074, Russian Federation
E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru

The paper considers a new class of models under conditions of incomplete information. We are talking about multidimensional discrete-continuous processes for the case where the components of the vector of output variables are stochastically dependent. The nature of this dependence is a priori unknown, but for some channels the a priori information corresponds to both nonparametric and parametric type of the initial data in the process under study. Such a situation leads to a system of nonlinear equations, some of which will be unknown, while others are known accurate to the vector of parameters.

The main purpose of the model is to determine the forecast of output variables with known input, and for implicit nonlinear equations it is only known that one or another component of the output depends on other variables that determine the state of the object.

Thus, a rather nontrivial situation arises when solving a system of implicit nonlinear equations under conditions where in one channel of a multidimensional system equations themselves are not in the usual sense, while in others they are known up to parameters. Therefore, an object model cannot be constructed using the methods of the existing identification theory as a result of a lack of a priori information. If it was possible to parameterize the system of nonlinear equations, then with a known input this system should be solved, since it is known and the parameterization stage is over. However, in this case it is still necessary to evaluate parameters. The main content of this article is the solution of the identification problem in the presence of a partially-parameterized discrete-continuous process, despite the fact that the parameterization stage cannot be overcome without additional a priori information on the process under study.

In this regard, the scheme for solving the system of nonlinear equations can be represented as a certain sequential algorithmic chain. First, on the basis of the available training sample, including all components of the input and output variables observation, a residual vector is formed. After that, an estimate of the object output with known values of the input variables is constructed based on the estimates of Nadarai-Watson. Thus, for given values of the input variables of such a process, it is proposed to carry out a procedure for evaluating the forecast of output variables in accordance with the developed algorithmic chain.

Numerous computational experiments, studying the proposed models of partially-parameterized discrete-continuous processes have shown their rather high efficiency. The article presents the results of computational experiments illustrating the effectiveness of the proposed technology for predicting values of output variables from known input variables.

Keywords: partially parameterized discrete-continuous process, identification, nonparametric estimates, KT-models.

О НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЧАСТИЧНО ПАРАМЕТРИЗОВАННОГО ДИСКРЕТНО-НЕПРЕРЫВНОГО ПРОЦЕССА

Д. И. Ярещенко

Сибирский федеральный университет
Российская Федерация, 660074, г. Красноярск, ул. Академика Киренского, 26, корп. 1
E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru

В работе рассматривается новый класс моделей в условиях неполной информации. Речь идет о многомерных дискретно-непрерывных процессах для случая, когда компоненты вектора выходных переменных стохастически зависимы, причем характер этой зависимости априори неизвестен, но по некоторым каналам априорная информация соответствует одновременно как непараметрическому, так и параметрическому типу исходных данных об исследуемом процессе. Подобная ситуация приводит к системе нелинейных уравнений, одни из которых будут неизвестны, а другие известны с точностью до вектора параметров.

Главное назначение модели состоит в определении прогноза выходных переменных при известных входных, причем для неявных нелинейных уравнений известно лишь то, что та или иная компонента выхода зависит от других переменных, определяющих состояние объекта.

Таким образом, возникает довольно нетривиальная ситуация решения системы неявных нелинейных уравнений в условиях, когда по одним каналам многомерной системы самих уравнений в обычном смысле нет, а по другим они известны с точностью до параметров. Следовательно, модель объекта не может быть построена с помощью методов существующей теории идентификации в результате недостатка априорной информации. Если бы можно было параметризовать систему нелинейных уравнений, то при известном входе следовало бы решить эту систему, поскольку она в данном случае известна, раз этап параметризации преодолен, правда, в этом случае необходимо еще выполнить оценку параметров. Основным содержанием настоящей статьи является решение задачи идентификации при наличии частично параметризованного дискретно-непрерывного процесса, при этом этап параметризации не может быть преодолен без дополнительной априорной информации об исследуемом процессе.

В этой связи схема решения системы нелинейных уравнений может быть представлена в виде некоторой последовательной алгоритмической цепочки. Сначала на основании имеющейся обучающей выборки, включающей наблюдения всех компонент входных и выходных переменных, формируется вектор невязок. А уже после этого оценка выхода объекта при известных значениях входных переменных строится на основании оценок Надарая – Ватсона. Таким образом, при заданных значениях входных переменных такого процесса предлагается осуществить процедуру оценивания прогноза выходных переменных в соответствии с разработанной алгоритмической цепочкой.

Многочисленные вычислительные эксперименты по исследованию предлагаемых моделей частично параметризованных дискретно-непрерывных процессов показали достаточно

высокую их эффективность. В статье приводятся результаты вычислительных экспериментов, иллюстрирующих эффективность предлагаемой технологии прогноза значений выходных переменных по известным входным.

Ключевые слова: частично параметризованный дискретно-непрерывный процесс, идентификация, непараметрические оценки, КТ-модели.

Введение. Для многих технологических, производственных, многомерных процессов дискретно-непрерывного характера во многих случаях исследователь находится в условиях, когда необходимо построить модель исследуемого процесса. Это процессы динамические по своей природе, но контролируемые через дискретные интервалы времени, в том числе различные. Это приводит к тому, что динамические по своему характеру процессы должны рассматриваться как безынерционные с запаздыванием. Например, при измельчении каких-либо материалов (клинкер, уголь) постоянная времени составляет 5–10 мин., а контроль выходной переменной, например, тонкость измельчения, измеряется раз в два часа. В этом случае исследуемый процесс можно представить как безынерционный с запаздыванием [1].

Такие процессы часто встречаются в добывающих или перерабатывающих отраслях промышленности, например, в металлургии (плавка стали), энергетике (горение угля), стройиндустрии (получение цемента), нефтепереработке (процесс очистки дизельного топлива) [2], а также в социальных науках, включая образовательный процесс (получение знаний студентами) [3].

Но самым интересным и важным является то, что на пути исследования различных процессов выделен такой класс процессов, которые отнесены к Т-процессам [1]. Подобные процессы имеют стохастическую зависимость выходных переменных и требуют другие методы идентификации и управления, несколько отличающиеся от общепринятых. Главное здесь состоит в том, что идентификация подобных объектов должна осуществляться не традиционным для существующей теории идентификации путем [4]. Также интересен случай, когда априорная информация соответствует одновременно как непараметрическому, так и параметрическому типу исходных данных об исследуемом процессе. Такие процессы отнесены к КТ-процессам [1].

Особенностью КТ-процессов является то, что по одним каналам многомерной системы известны уравнения зависимостей входных и выходных переменных с точностью до вектора параметров, а по другим не известны такие уравнения. Данная постановка вопроса приводит к тому, что математическое описание объекта представляется в виде некоторого аналога системы с частично параметризованными $F_j(u, x, \alpha) = 0$, $j = \overline{1, n}$ и неизвестными функциями вида $F_j(u, x) = 0$, $j = \overline{1, n}$. Таким образом, задача идентификации сводится к задаче решения системы нелинейных уравнений частично параметризованного дискретно-непрерывного процесса относительно компонент вектора $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ при известных значениях входных переменных u . Конкретные задачи идентификации будут отличаться различными объемами априорной информации по различным каналам, особенностью протекающих процессов. Здесь важным является то, что приходится сталкиваться с системой разнотипных, с точки зрения математики, уравнений, решение которых будет требовать развитие специальных методов. В этом случае целесообразно использовать методы непараметрической статистики [5; 6].

КТ-процессы. В данное время повышается роль идентификации безынерционных систем с запаздыванием [7; 8]. Это объясняется тем, что измерение некоторых, наиболее важных выходных переменных динамического объекта осуществляется через большие промежутки времени, значительно превосходящие постоянную времени объекта.

Рассмотрим общую схему дискретно-непрерывного процесса, который функционирует в условиях разнотипной априорной информации, в том числе в условиях непараметрической неопределенности, что соответствует теории идентификации в широком смысле.

Особенностью идентификации многомерного объекта является то, что исследуемый процесс описывается системой с неявными стохастическими уравнениями.

$$F_j(u(t-\tau), x(t), \xi(t)) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (1)$$

где по некоторым каналам $F_j(\cdot)$ – не известны, а по другим каналам известны, τ – запаздывание по различным каналам многомерной системы [1]. В дальнейшем, из соображений простоты, τ будет опущено.

В общем виде исследуемая многомерная система, реализующая КТ-процесс, может быть представлена на рис. 1.

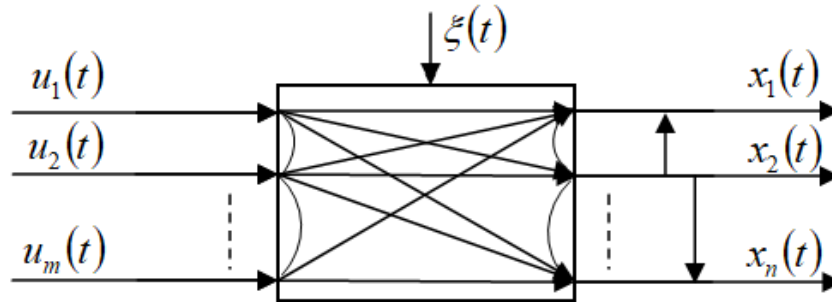


Рис. 1. Многомерная система

Fig. 1. Multidimensional system

На рис. 1 приняты следующие обозначения: $u = (u_1, \dots, u_m)$ – m-мерный вектор входных переменных; $x = (x_1, \dots, x_n)$ – n-мерный вектор выходных переменных; $\xi(t)$ – случайные помехи, действующие на процесс; вертикальные стрелки обозначают стохастическую зависимость выходных переменных; стрелки-дуги означают внутреннюю связь между переменными, свойственные конкретному исследуемому процессу. Естественно, характер некоторых связей остается неизвестным исследователю.

По различным каналам исследуемого процесса зависимость j-й компоненты вектора x может быть представлена в виде некоторой зависимости от тех или иных компонент вектора u : $x^{<j>} = f_j(u^{<j>})$, $j = \overline{1, n}$. Подобные функции определяются исследователем на основании имеющейся априорной информации и называются составным вектором. Составной вектор – это вектор, составленный из некоторых компонент соответствующего вектора, в частности $u^{<j>} = (x_2, x_5, x_7, x_8)$. Также это может быть любой другой набор, например $u^{<5>} = (u_1, u_3, u_6)$, где $u^{<5>}$ означает составной вектор, или $x^{<3>} = (u_1, u_3, x_2)$. В этом случае система уравнений примет вид:

$$\begin{cases} F_1(u^{<j>}, x^{<j>}, \alpha) = 0, \\ F_2(u^{<j>}, x^{<j>}, \alpha) = 0, \\ \dots \\ F_{n-1}(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0, \\ F_n(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0. \end{cases} \quad j = \overline{1, n}, \quad (2)$$

где $\hat{F}_j(\cdot)$ частично параметризованы либо неизвестны; α – вектор параметров.

КТ-модели. Многомерные процессы, выходные переменные которых имеют неизвестные стохастические связи, были названы Т-процессами, а их модели, соответственно, Т-моделями [1]. К-модели базируются на использовании разнотипной априорной информации по различным каналам многомерного объекта. КТ-модель объединяет элементы Т-модели с элементами К-модели и представляет собой модель, в которой есть совокупность взаимосвязей входных и выходных переменных, причем по одним каналам они известны, например, ориентируясь на законы физики, а по другим каналам зависимости неизвестны.

Основной особенностью моделирования подобного процесса в условиях непараметрической неопределенности является тот факт, что вид функций $F_j(u^{<j>}, x^{<j>}) = 0$, $j = \overline{1, n}$ известен по одним некоторым каналам и неизвестен по другим. Естественно, что система моделей может быть представлена в следующем виде:

$$\begin{cases} \hat{F}_1(u^{<j>}, x^{<j>}, \hat{\alpha}) = 0; \\ \hat{F}_2(u^{<j>}, x^{<j>}, \hat{\alpha}) = 0; \\ \dots \\ \hat{F}_{n-1}(u^{<j>}, x^{<j>}, \bar{x}_s, \bar{u}_s) = 0; \\ \hat{F}_n(u^{<j>}, x^{<j>}, \bar{x}_s, \bar{u}_s) = 0. \end{cases} \quad j = \overline{1, n}, \quad (3)$$

где $\bar{x}_s, \bar{u}_s$ – временные векторы (набор данных, поступивший к s -му моменту времени), в частности $\bar{x}_s = (x_1, \dots, x_s) = (x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1s}, \dots, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2s}, \dots, x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{ns})$, но и в этом случае некоторые $\hat{F}_j(\cdot)$, $j = \overline{1, n}$ остаются неизвестными. Поэтому рассмотрим задачу построения КТ-моделей в условиях непараметрической неопределенности, т. е. в условиях, когда система (3) известна по некоторым каналам и не известна с точностью до параметров по другим.

Итак, пусть на вход объекта поступают входные переменные, значения которых измерены. Наличие обучающей выборки x_i, u_i , $i = \overline{1, s}$ необходимо. В этом случае оценка компонент вектора выходных переменных x при известных значениях u , как уже было отмечено выше, приводит к необходимости решать систему уравнений (3). В случае если зависимость выходной компоненты от компонент вектора входных переменных не известна, то естественно воспользоваться методами непараметрического оценивания [9; 10].

Задача сводится к тому, что при заданном значении вектора входных переменных $u = u'$, необходимо решить систему (3) относительно вектора выходных переменных x . По некоторым каналам многомерной системы, по которым известны уравнения с точностью до параметров, коэффициенты находятся, например, методом стохастических аппроксимаций [11]. По остальным каналам, где неизвестны уравнения, необходимо применить следующую алгоритмическую цепочку [1]. Сначала вычисляются невязки по формуле:

$$\varepsilon_{ij} = F_j(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s), \quad j = \overline{1, n}, \quad (4)$$

где $F(u^{<j>}, x^{<j>}(i), \bar{x}_s, \bar{u}_s)$ примем в виде непараметрической оценки регрессии Надарая – Ватсона [12]:

$$\varepsilon_j(i) = F_{\hat{e}_j}(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \prod_{k=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}, \quad (5)$$

где $j = \overline{1, n}$, $\langle m \rangle$ – размерность составного вектора u_k . Колоколообразные функции $\Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)$ и параметр размытости c_{su_k} удовлетворяют некоторым условиям сходимости и обладают следующими свойствами:

$$\Phi(\cdot) < \infty; \quad c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) du = 1; \quad (6)$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) = \delta(u - u_i), \quad \lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \quad \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s = \infty. \quad (7)$$

Следующий шаг состоит в оценивании условного математического ожидания:

$$x_j = M\{x | u^{\langle j \rangle}, \varepsilon = 0\}, \quad j = \overline{1, n}. \quad (8)$$

В качестве оценки (8) примем непараметрическую оценку регрессии Надарая – Ватсона [12]:

$$\hat{x}_j = \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \cdot \prod_{k_1=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k_1=1}^{\langle n \rangle} \Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) \prod_{k_2=1}^{\langle m \rangle} \Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right)}, \quad j = \overline{1, n}, \quad (9)$$

где колоколообразные функции $\Phi(\cdot)$ могут быть взяты в виде треугольного ядра (10) и (11), и удовлетворяют условиям (6), (7).

$$\Phi\left(\frac{u_{k_1} - u_{k_1}[i]}{c_{su}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}}, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} < 1, \\ 0, & \frac{|u_{k_1} - u_{k_1}[i]|}{c_{su}} \geq 1. \end{cases} \quad (10)$$

$$\Phi\left(\frac{\varepsilon_{k_2}[i]}{c_{s\varepsilon}}\right) = \begin{cases} 1 - \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}}, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} < 1, \\ 0, & \frac{|0 - \varepsilon_{k_2}[i]|}{c_{s\varepsilon}} \geq 1. \end{cases} \quad (11)$$

Алгоритмы (5), (8) и (9) представляют собой алгоритмическую цепочку, необходимую для вычисления прогноза компонент вектора выхода при известных компонентах входа [1].

Осуществляя эту процедуру, получаем значения выходных переменных x при входных воздействиях на объект $u = u'$ (а в этом и состоит основное назначение искомой модели), которые в дальнейшем могут быть использованы в различных системах управления [9], в том числе в организационных системах [3].

Точность моделирования оценивается по следующей формуле:

$$\delta = \frac{\sum_{i=1}^s |x_i - x_s(u_i)|}{\sum_{i=1}^s |x_i - \hat{x}|}, \quad (12)$$

где x_i – наблюдения на объекте; $x_s(u_i)$ – прогноз выхода объекта; $\hat{x}$ – среднее значение по каждой компоненте вектора $\bar{x}$.

Вычислительный эксперимент. Для вычислительного эксперимента был взят объект с пятью входными переменными $u = (u_1, u_2, u_3, u_4, u_5)$ и тремя выходными переменными $x = (x_1, x_2, x_3)$. Для данного объекта была сформирована выборка входных и выходных переменных, исходя из системы уравнений из двух параметрических и одного непараметрического каналов. В результате была получена обучающая выборка $\vec{u}_s, \vec{x}_s$, где $\vec{u}_s, \vec{x}_s$ – временные векторы. Если бы задача решалась для реального объекта, обучающая выборка формировалась в результате измерений, осуществляющихся имеющимися средствами контроля. В случае стохастической зависимости между выходными переменными процесс естественно описать, например, следующей системой уравнений:

$$\begin{cases} \hat{F}_{x_1}(x_1, x_3, u_1, u_2, u_5) = 0; \\ \hat{F}_{x_2}(x_1, x_2, u_4, u_5) = 0; \\ \hat{F}_{x_3}(x_1, x_2, x_3, u_2, u_3, u_5) = 0. \end{cases} \quad (13)$$

После того, как была получена выборка наблюдений, можно приступить к исследуемой задаче – нахождению прогноза значений выходных переменных x при известных входных u . Для случая, если по двум каналам имелась зависимость в виде уравнений, коэффициенты были найдены с помощью метода стохастических аппроксимаций.

Для начала вычисляются невязки по методике, описанной ранее. Представим невязки в виде системы:

$$\begin{cases} \varepsilon_1(i) = \hat{F}_1(x_1^i, x_3^i, u_1^i, u_2^i, u_5^i); \\ \varepsilon_2(i) = \hat{F}_2(x_1^i, x_2^i, u_4^i, u_5^i); \\ \varepsilon_3(i) = \hat{F}_3(x_1^i, x_2^i, x_3^i, u_2^i, u_3^i, u_5^i). \end{cases} \quad (14)$$

где $\varepsilon_j, j = \overline{1,3}$ – невязки, соответствующие компоненты вектора выхода которых не могут быть выведены из параметрических уравнений.

Прогноз для системы (13) осуществляется согласно формуле (9) для каждой компоненты выхода объекта.

На вход объекта подаются значения входных переменных вновь сгенерированных входных переменных, т. е. не входящих в обучающую выборку. Настраиваемым параметром будет параметр размытости c_s , который в данном случае возьмем равным 0,4 (значение было определено в результате многочисленных экспериментов с целью уменьшения квадратичной ошибки между выходом модели и объекта [13; 14], параметр размытости примем одинаковым при подсчете в формулах (5) и (9), объем выборки $s = 2000$, помеха $\xi = 0,07$. По компонентно приведем графики для выходов объекта x_1, x_2 и x_3 .

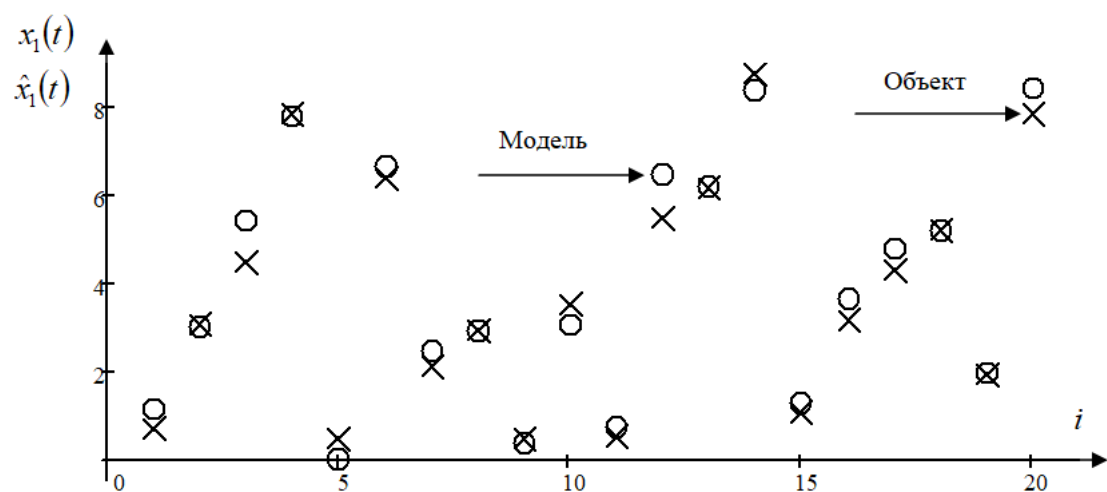


Рис. 2. Прогнозные значения выходной переменной x_1 при помехе 7 %

Fig. 2. Forecast values of the output variable x_1 with interference 7 %

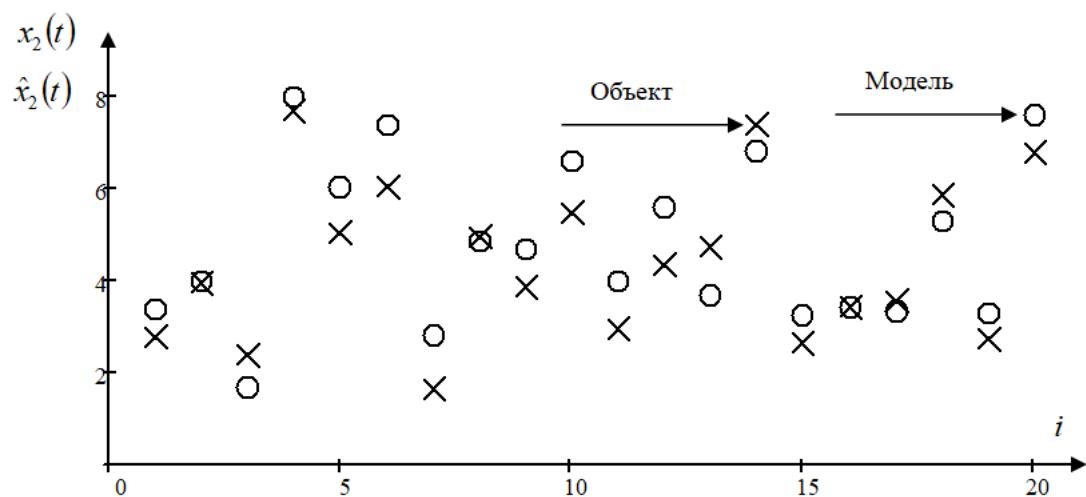


Рис. 3. Прогнозные значения выходной переменной x_2 при помехе 7 %

Fig. 3. Forecast values of the output variable x_2 with interference 7 %

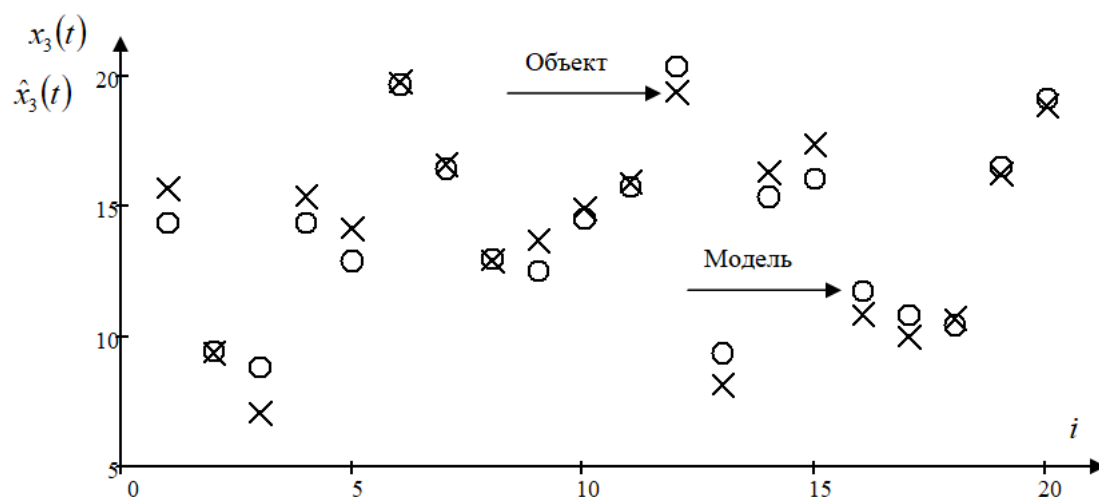


Рис. 4. Прогнозные значения выходной переменной x_3 при помехе 7 %

Fig. 4. Forecast values of the output variable x_3 with interference 7 %

На рис. 2–4 «крестиком» обозначены значения выхода переменных, а «точкой» значения выхода модели; продемонстрировано сравнение истинных значений тестовой выборки компонент вектора выхода и их прогнозные значения, полученные при помощи алгоритма (5) – (9); представлены 20 точек выборки из-за простоты представления результатов, т. е. каждая сотая точка выборки. На рисунках видно, что модель достаточно хорошо описывает объект при помехе 7 %, действующей на компоненты выходных переменных. На рис. 3 прогноз выходной переменной x_2 несколько хуже, чем по остальным выходным переменным, на это может влиять качество обучающей выборки, зависимость переменных, случайные помехи, параметры размытости и т. д.

Заключение. В данной работе была рассмотрена задача идентификации частично параметризованных многомерных объектов с запаздыванием. Здесь возникает ряд особенностей, которые состоят в том, что задача идентификации рассматривается в условиях непараметрической неопределенности и, как следствие этого, не может быть представлена с точностью до набора параметров. Такие процессы могут быть хорошо использованы в различных системах управления [15]. На основании имеющихся априорных гипотез выписывается система уравнений, описывающих процесс с помощью составных векторов $\mathbf{x}$ и $\mathbf{u}$. Но функции $F(\cdot)$ продолжают оставаться неизвестными по некоторым каналам. В статье рассмотрена методика расчета выходных переменных объекта при известных входных, что позволяет их использовать в компьютерных системах различного назначения.

Также необходимо отметить, что КТ-модели нашли свое применение для реального процесса каталитической гидродепарафинизации (или процесса очистки дизельного топлива) и в результате проведения вычислительных экспериментов дали достаточно удовлетворительные результаты [2].

Проведенные многочисленные вычислительные эксперименты показали достаточно удовлетворительные результаты КТ-моделирования. При этом исследовались вопросы, связанные с введением различных помех, разных объемов обучающих выборок, но и объектов различных размерностей [4].

References

1. Medvedev A. V. *Osnovy teorii neparametricheskikh sistem. Identifikatsiya, upravlenie, prinyatie resheniy* [Fundamentals of the theory of nonparametric systems. Identification, management, decision making]. Krasnoyarsk, Reshetnev University Publ., 2018, 732 p.
2. Agafonov E. D., Medvedev A. V., Orlovskaya N. F., Sinyuta V. R., Yareshchenko D. I. *Prognoznaya model' protsessa kataliticheskoy gidrodeparafinizatsii v usloviyakh nedostatka apriornnykh svedeniy* [Predictive model of the process of catalytic hydrodewaxing in the absence of a priori information]. Tula, TulGU Publ., 2018, No. 9, P. 456–468 (In Russ.).
3. Medvedev A. V., Yareshchenko D. I. [About modeling of process of acquisition of knowledge by students at University]. *Vysshee obrazovanie segodnya*. 2017, No. 1, P. 7–10 (In Russ.).
4. Medvedev A. V., Yareshchenko D. I. [On nonparametric identification of T-processes]. *Siberian Journal of Science and Technology*. 2018, Vol. 19, No. 1, P. 37–44 (In Russ.).
5. Nadaraya E. A. *Neparametricheskoe ocenivanie plotnosti veroyatnostej i krivoy regressii* [Nonparametric estimation of probability density and regression curve]. Tbilisi, Tbilisskiy universitet Publ., 1983, 194 p.
6. Vasil'ev V. A., Dobrovidov A. V., Koshkin G. M. *Neparametricheskoe ocenivanie funkcionalov ot raspredeleniy stacionarnykh posledovatel'nostey* [Nonparametric estimation of functionals of stationary sequences distributions]. Moscow, Nauka Publ., 2004, 508 p.
7. Ehjkhoff P. *Osnovy identifikatsii sistem upravleniya* [Basics of identification of control systems]. Moscow, Mir Publ., 1975, 7 p.
8. Cypkin Ya. Z., *Osnovy informacionnoy teorii identifikatsii* [Fundamentals of information theory of identification]. Moscow, Nauka Publ., 1984, 320 p.
9. Medvedev A. V. *Teoriya neparametricheskikh sistem. Upravlenie 1* [The theory of nonparametric systems]. *Vestnik SibGAU*. 2010, No. 4 (30), P. 4–9 (In Russ.).
10. Medvedev A. V. *Neparametricheskie sistemy adaptatsii* [Nonparametric adaptation systems]. Novosibirsk, Nauka Publ., 1983, P. 173.
11. Cypkin Y. Z. *Adaptatsiya i obuchenie v avtomaticheskikh sistemah* [Adaptation and training in automatic systems]. Moscow, Nauka Publ., 1968, 400 p.
12. Fel'dbaum A. A. *Osnovy teorii optimal'nykh avtomaticheskikh sistem* [Fundamentals of the theory of optimal automatic systems]. Moscow, Fizmatgiz Publ., 1963, P. 552.
13. Amosov N. M. *Modelirovanie slozhnykh sistem* [Modeling of complex systems]. Kiev, Naukova dumka Publ., 1968, 81 p.
14. Sovetov B. Ya., Yakovlev S. A. *Modelirovanie sistem: uchebnik dlya vuzov* [Modeling of systems]. Moscow, Vysshaya shkola, 2001, 343 p.
15. Antomonov Y. G., Harlamov V. I. *Kibernetika i zhizn'* [Cybernetics and life]. Moscow, Sov. Rossiya Publ., 1968, 327 p.

Библиографические ссылки

1. Медведев А. В. Основы теории непараметрических систем. Идентификация, управление, принятие решений : монография / СибГУ им. М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2018. 732 с.
2. Прогнозная модель процесса каталитической гидродепарафинизации в условиях недостатка априорных сведений / Е. Д. Агафонов, А. В. Медведев, Н. Ф. Орловская и др. // Тула : ТулГУ, 2018. Вып. 9. С. 456–468.
3. Медведев А. В., Ярещенко Д. И. О моделировании процесса приобретения знаний студентами в университете // Высшее образование сегодня. 2017. Вып. 1. С. 7–10.

4. Медведев А. В., Ярещенко Д. И. О непараметрической идентификации Т-процессов // Сибирский журнал науки и технологий. 2018. Т. 19, № 1. С. 37–44.
5. Надарая Э. А. Непараметрическое оценивание плотности вероятностей и кривой регрессии. Тбилиси : Изд-во Тбилисского ун-та, 1983. 194 с.
6. Васильев В. А., Добровидов А. В., Кошкин Г. М. Непараметрическое оценивание функционалов от распределений стационарных последовательностей : отв. ред. Н. А. Кузнецов. М. : Наука, 2004. 508 с.
7. Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления : пер. с англ. В. А. Лотоцкого, А. С. Манделя. М. : Мир, 1975. 7 с.
8. Цыпкин Я. З., Основы информационной теории идентификации. М. : Наука, 1984. 320 с.
9. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Управление 1 // Вестник СибГАУ. 2010. № 4 (30). С. 4–9.
10. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука, 1983. 173 с.
11. Цыпкин Я. З. Адаптация и обучение в автоматических системах. М. : Наука, 1968. 400 с.
12. Фельдбаум А. А. Основы теории оптимальных автоматических систем. М. : Физматгиз, 1963. 552 с.
13. Амосов Н. М. Моделирование сложных систем. Киев : Наукова думка, 1968. 81 с.
14. Советов Б. Я., Яковлев С. А. Моделирование систем. М. : Высшая школа, 2001. 343 с.
15. Антомонов Ю. Г., Харламов В. И. Кибернетика и жизнь. М. : Сов. Россия, 1968. 327 с.

© Yareshchenko D. I., 2020

Yareshchenko Darya Igorevna – senior lecturer of the department Intelligent Control Systems, Siberian Federal University, Institute of Space and Information Technologies. E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru.

Ярещенко Дарья Игоревна – старший преподаватель кафедры интеллектуальных систем управления, Сибирский федеральный университет, Институт космических и информационных технологий. E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru.