

UDC 004.942

Doi: 10.31772/2587-6066-2018-19-3-452-461

Для цитирования: Терешина А. В., Ярещенко Д. И. О непараметрическом моделировании безынерционных систем с запаздыванием // Сибирский журнал науки и технологий. 2018. Т. 19, № 3. С. 452–461. Doi: 10.31772/2587-6066-2018-19-3-452-461

For citation: Tereshina A. V., Yareshchenko D. I. [On nonparametric modeling spinning systems with delay]. *Siberian Journal of Science and Technology*. 2018, Vol. 19, No. 3, P. 452–461 (In Russ.). Doi: 10.31772/2587-6066-2018-19-3-452-461

О НЕПАРАМЕТРИЧЕСКОМ МОДЕЛИРОВАНИИ БЕЗЫНЕРЦИОННЫХ СИСТЕМ С ЗАПАЗДЫВАНИЕМ

А. В. Терешина, Д. И. Ярещенко*

Сибирский федеральный университет

Российская Федерация, 660074, г. Красноярск, ул. Академика Киренского, 26, корп. 1

*E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru

Рассмотрено построение нового класса моделей в условиях неполной информации. В данном случае речь пойдет о многомерных безынерционных объектах, когда компоненты вектора выхода стохастически зависимы, но при этом характер этой зависимости априори неизвестен. Построение модели многомерного безынерционного объекта, когда векторы входов и выходов нелинейны, приводит к необходимости решения системы неявных функций. Также следует заметить, что вид этих функций с точностью до параметров неизвестен. В этой связи возникает необходимость в использовании T-моделей, когда прогнозирование выходных переменных осуществляется по известным входным. Таким образом, возникает система нелинейных неявных уравнений, вид которых на начальной стадии постановки задачи идентификации неизвестен, а известно лишь, что та или иная компонента выхода зависит от других переменных, определяющих состояние объекта.

Исходя из вышеописанного, возникает довольно нетривиальная ситуация решения системы неявных нелинейных уравнений в условиях, когда самих уравнений в обычном смысле нет. Следовательно, модель объекта не может быть построена с применением существующей теории идентификации из-за недостатка априорной информации. Поэтому решение данной системы может быть представлено в виде некоторой последовательной алгоритмической цепочки T-модели.

Главной целью статьи является решение задачи идентификации для многомерных безынерционных объектов с запаздыванием при наличии T-процессов, т. е. построение T-моделей в условиях непараметрической неопределенности. В этом случае для прогнозирования выходных переменных по известным входным возникает необходимость использования поэтапного решения рассматриваемой задачи.

Приведены некоторые расчеты моделирования T-процесса, которые показывают высокую эффективность предлагаемой технологии прогноза значений выходных переменных по известным входным.

Ключевые слова: идентификация, математическое моделирование, T-модели, T-процессы.

ON NONPARAMETRIC MODELING SPINNING SYSTEMS WITH DELAY

A. V. Tereshina, D. I. Yareshchenko*

Siberian Federal University

26/1, Kirensky Str., Krasnoyarsk, 660074, Russian Federation

*E-mail: YareshenkoDI@yandex.ru

This article is devoted to the construction of a new class of models under incomplete information. In this article we will discuss multidimensional inertial-free objects, where the output vector components are stochastically dependent, but the nature of this dependence is not known to us. Constructing a model of a multidimensional inertial-free object, when the input and output vectors are not linear, leads to the necessity to solve the problems of systems of implicit functions. It should also be noted that the form of these functions is unknown up to parameters. So there is a need to use T-processes, when predicting output variables is carried out by known input. Thus there is a system of nonlinear im-

implicit equations which form is unknown at the initial stage of the statement of the identification problem, but it is only known that this or that component of the output depends on other variables that determines the state of the object.

Proceeding from the above, a nontrivial situation arises that solves a system of implicit nonlinear equations under the conditions when the equations themselves are not in the usual sense. Consequently, the model of the object can not be constructed using the existing theory of identification because of the lack of a priori information. Therefore, the solution of this system can be represented in the form of some successive algorithmic chain of the *T*-model.

The main goal of this paper is to solve the identification problem for multidimensional inertia-free objects with delay, in the presence of *T*-processes, i.e. construction of *T*-models under conditions of nonparametric uncertainty. In this case, to predict the output variables by the known input, it becomes necessary to use a step-by-step solution of the problem under consideration.

In the article some calculations of the *T*-process simulation will be presented, which showed the high efficiency of the proposed technology of forecasting the values of the output variables by the known input.

Keywords: identification, mathematical modeling, *T*-models, *T*-processes.

Введение. Идентификация многомерных стохастических процессов является довольно актуальной проблемой для многих технологических производственных процессов дискретно-непрерывного характера. В многочисленных многомерных реальных процессах выходные переменные доступны измерению не только в различные моменты времени, но и через длительное время.

На практике это часто означает, что контроль некоторых компонент вектора выходных переменных значительно превышает постоянную времени объекта. Это приводит к тому, что динамические по своему характеру процессы вынуждены рассматриваться как безынерционные с запаздыванием.

Настоящая статья посвящена задачам идентификации процессов, выходные переменные которых стохастически зависимы заранее неизвестным образом. Такого рода процессы в дальнейшем и называются *T*-процессами [1]. А задача идентификации в данном случае состоит в построении *T*-моделей многомерных статистических объектов.

Следует обратить внимание на то, что термин «процессы» ниже рассматривается не как процессы вероятностной природы, например, изложенные в [2], такие как стационарные, гауссовские, марковские и др. Ниже речь пойдет о *T*-процессах, реально протекающих или развивающихся во времени. В частности, это технологический процесс, производственный, экономический процесс, процесс выздоровления человека и многие другие.

Данные процессы впервые были упомянуты А. В. Медведевым [3].

***T*-модели.** Система уравнений, описывающая *T*-процессы, в общем виде может быть представлена следующим образом [4]:

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

где $u(t)$ – вектор входных переменных; $x(t)$ – вектор выходных переменных. Но на практике часто имеет место ситуация, когда на основании априорной информации система уравнений (1) может быть представлена в виде

$$F_j(u^{<j>(t), x^{<j>(t)}) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (2)$$

где $u^{<j>(t), x^{<j>(t)}$ – составные векторы. Составной вектор – это вектор, составленный из некоторых ком-

понент соответствующего вектора, в частности $x^{<j>(t) = (u_2(t), u_3(t), x_2(t), x_7(t))$, либо другой набор.

При этом основной особенностью моделирования подобного процесса в условиях непараметрической неопределенности является тот факт, что вид функций (1) неизвестен. В этом случае система уравнений (1) может быть представлена в следующем виде:

$$\hat{F}_j(u^{<j>(t), x^{<j>(t), \bar{x}_s, \bar{u}_s) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (3)$$

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 $\hat{F}_j(\cdot), j = \overline{1, n}$, продолжают оставаться неизвестными.

В теории идентификации подобные задачи не только не рассматриваются, но и не ставятся. Чаще всего идут по пути выбора параметрической структуры (1), но, к сожалению, преодоление этого этапа затруднено из-за недостатка априорной информации [5; 6], и требуется длительное время для определения параметрической структуры, т. е. представления модели в виде

$$F_j(u^{<j>(t), x^{<j>(t), \alpha) = 0, \quad j = \overline{1, n}, \quad (4)$$

где α – вектор параметров. Далее следует процедура оценки параметров по элементам обучающей выборки $u_i, x_i, i = \overline{1, s}$, с последующим решением системы нелинейных взаимосвязанных соотношений (4). Успех построения модели в данном случае будет зависеть от качественной параметризации системы (4) [7; 8].

В дальнейшем рассмотрим задачу построения *T*-моделей в условиях непараметрической неопределенности, т. е. в условиях, когда система (3) не известна с точностью до параметров [4; 9].

Вычислительный эксперимент. Для вычислительного эксперимента был взят простой многомерный объект с пятью входными переменными $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$, принимающими случайные значения в интервале $u(t) \in [0; 3]$, и четырьмя выходными переменными $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t))$, принимающими зна-

чения в следующих интервалах: $x_1(t) \in [-2; 15]$, $x_2(t) \in [-0,8; 33]$, $x_3(t) \in [-0,7; 28]$, $x_4(t) \in [-12; 47]$. Для данного объекта сформируем выборку входных и выходных переменных исходя из системы уравнений (уравнение выбрано произвольно, но для алгоритма идентификации они неизвестны):

$$\begin{cases} x_1(t) - 2u_2(t) + u_5(t) - 0,3x_2(t) = 0; \\ x_2(t) - u_1^3(t) - 0,3u_3(t) - 0,5x_1(t) = 0; \\ x_3(t) - u_4(t) - \sqrt{u_5(t)} - 0,2x_4(t) = 0; \\ x_4(t) - u_2^2 + u_3(t) - 0,4x_3(t) = 0. \end{cases} \quad (5)$$

Система уравнений (5) не является описанием реального процесса, она принята только в данном вычислительном эксперименте. Данная система вводится для того, чтобы провести вычислительный эксперимент и сравнить результаты оценок компонент вектора выхода, которые получатся с помощью T -модели, с истинными значениями, известными из системы (5). Данная система приведена только для исследования. Если бы мы имели дело с реальной задачей, то обучающая и тестовая выборка были бы получены при многочисленных опытах, проводимых с изучаемым объектом [10].

Таким образом, решая систему (5) относительно $x(t) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t))$, получим обучающую выборку $u_i, x_i, i = \overline{1, s}$. Далее необходимо решить систему (5). Для этого необходимо решить ее относительно $x(t)$ при известных значениях $u(t)$, при этом значения $u(t)$ могут быть сформированы случайным образом из указанных выше интервалов:

$$\begin{cases} \widehat{F}_{x1}(x_1(t), x_2(t), u_2(t), u_5(t)) = 0; \\ \widehat{F}_{x2}(x_1(t), x_2(t), u_1(t), u_3(t)) = 0; \\ \widehat{F}_{x3}(x_3(t), x_4(t), u_4(t), u_5(t)) = 0; \\ \widehat{F}_{x4}(x_3(t), x_4(t), u_2(t), u_3(t)) = 0. \end{cases} \quad (6)$$

Таким образом, при известных значениях $u(t) = (u_1(t), u_2(t), u_3(t), u_4(t), u_5(t))$ необходимо дать оценку значений выходных переменных. Это является основным итогом решения задачи идентификации. Конечно, хотелось бы назвать систему уравнений (5) моделью исследуемого процесса, но это не так, по той простой причине, что функции $F(x)$ неизвестны. Именно поэтому в качестве T -модели выступает цепочка соответствующих непараметрических статистик.

Для начала вычисляются невязки для каждого компонента вектора выхода по следующей формуле [4]:

$$\varepsilon_j(i) = F_{ej}(u^{<j>}, x_j(i)) = x_j(i) - \frac{\sum_{i=1}^s x_j[i] \prod_{k=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}{\sum_{i=1}^s \prod_{k=1}^{<n>} \Phi\left(\frac{u'_k - u_k[i]}{c_{su_k}}\right)}, \quad (7)$$

где $j = \overline{1, n}$, $< m >$ – размерность составного вектора u_k , $< m > \leq m$, в дальнейшем это обозначение используется и для других переменных. 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:

$$\Phi(\cdot) < \infty;$$

$$c_s^{-1} \int_{\Omega(u)} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) du = 1;$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s^{-1} \Phi(c_s^{-1}(u - u_i)) = \delta(u - u_i);$$

$$\lim_{s \rightarrow \infty} c_s = 0, \lim_{s \rightarrow \infty} s c_s = \infty \quad [11].$$

Также можно представить невязки в виде следующей системы:

$$\begin{cases} \varepsilon_1(i) = \widehat{F}_{x1}(x_1^i(t), x_2^i(t), u_2^i(t), u_5^i(t)); \\ \varepsilon_2(i) = \widehat{F}_{x2}(x_1^i(t), x_2^i(t), u_1^i(t), u_3^i(t)); \\ \varepsilon_3(i) = \widehat{F}_{x3}(x_3^i(t), x_4^i(t), u_4^i(t), u_5^i(t)); \\ \varepsilon_4(i) = \widehat{F}_{x4}(x_3^i(t), x_4^i(t), u_2^i(t), u_3^i(t)). \end{cases} \quad (8)$$

Соответственно, каждая невязка соответствует конкретному выходу объекта.

Для данного эксперимента будем менять параметр размытости c_s . Параметр размытости будет лежать в интервале $c_s \in [0,3; 1,2]$. Объем выборки зададим $s = 1000$. Для каждого выхода объекта $x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)$ приведем графики прогнозных значений.

Так как объем выборки большой и чтобы наглядно было видно, приведем на графике прогнозные значения выхода модели с частотой через каждые 50 точек выборки.

На рис. 1–4 точками обозначен объект, а крестиками обозначена модель объекта.

Приведенные рис. 1–4 показывают истинные значения выходных переменных и их прогнозные значения. Как видно, истинные значения и прогнозные значения компонент вектора выхода дают довольно точный результат. Это свидетельствует о высокой точности T -модели.

Второй эксперимент проведем с помехой 10 %. При этом помеха будет накладываться на значения компоненты вектора выхода объекта. Для данного эксперимента, как и в первом случае, будем менять параметр размытости c_s и процент помехи. Объем выборки зададим $s = 1000$. Для каждого выхода приведем графики $x_1(t), x_2(t), x_3(t), x_4(t)$.

На рис. 5–8 точками обозначен объект, а крестиками обозначена модель объекта.

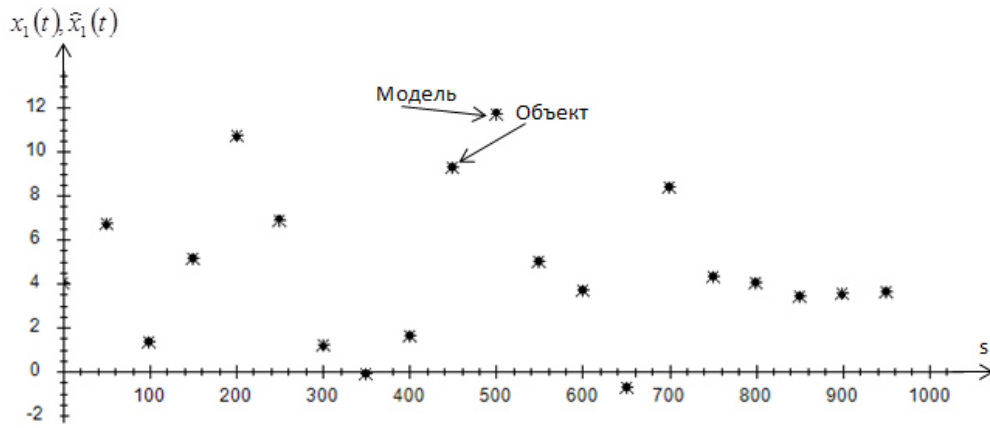


Рис. 1. Прогноз значений выходной переменной x_1 без помех, при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 1. Prediction of values of output variable x_1 , without interference, at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$

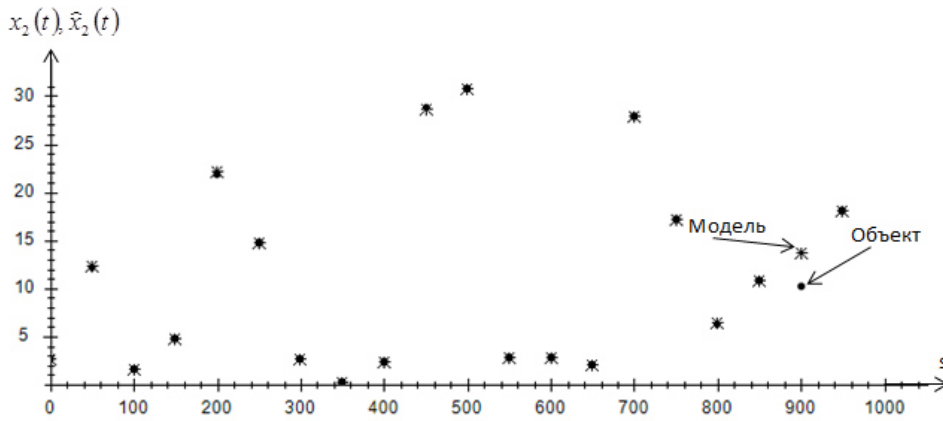


Рис. 2. Прогноз значений выходной переменной x_2 без помех, при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 2. Prediction of values of output variable x_2 , without interference, at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$

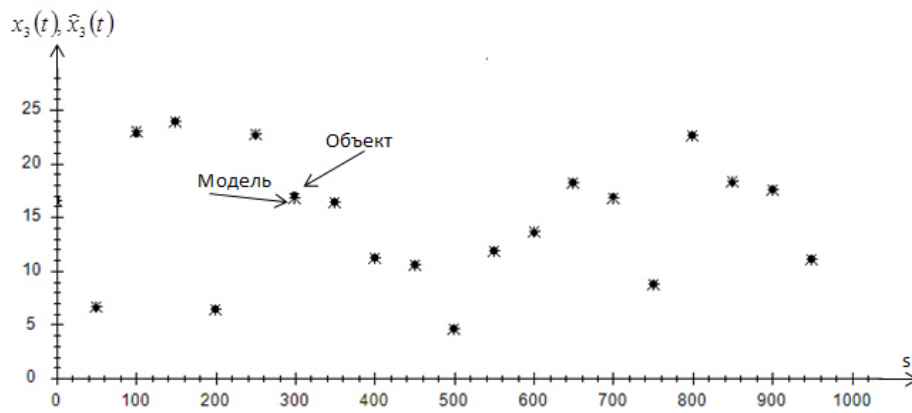


Рис. 3. Прогноз значений выходной переменной x_3 без помех, при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 3. Prediction of values of output variable x_3 , without interference, at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$

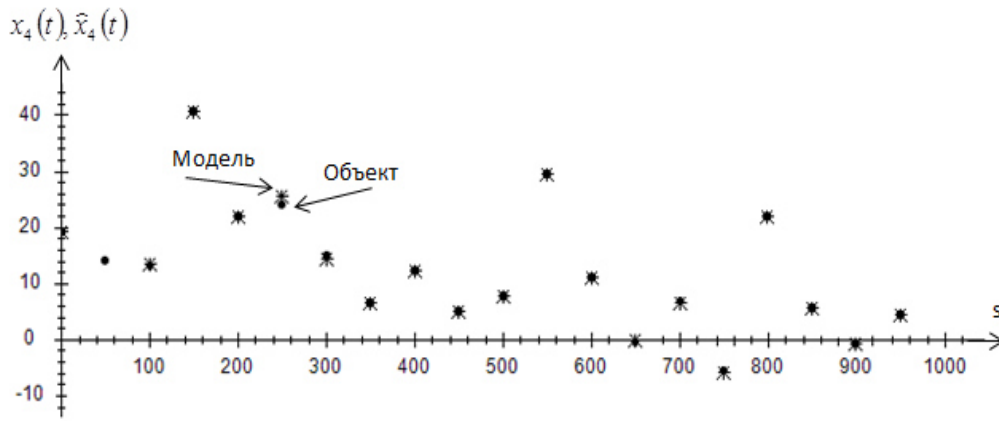


Рис. 4. Прогноз значений выходной переменной x_4 без помех, при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 4. Prediction of values of output variable x_4 , without interference, at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$

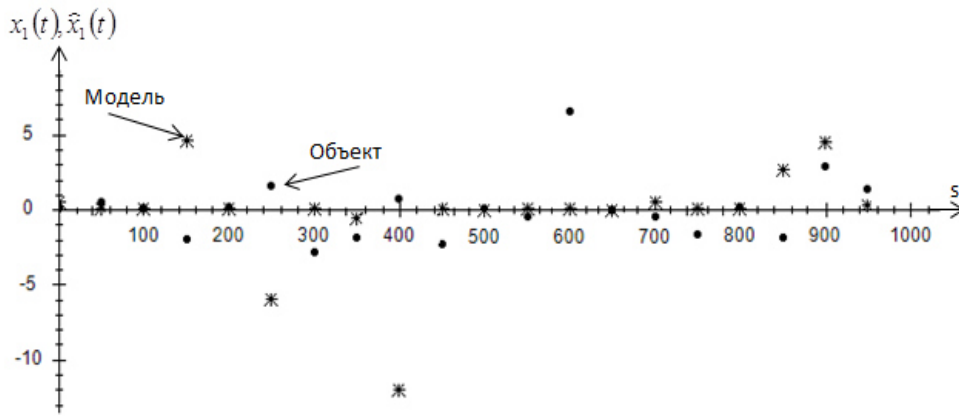


Рис. 5. Прогноз значений выходной переменной x_1 при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 5. Prediction of values of output variable x_1 , at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

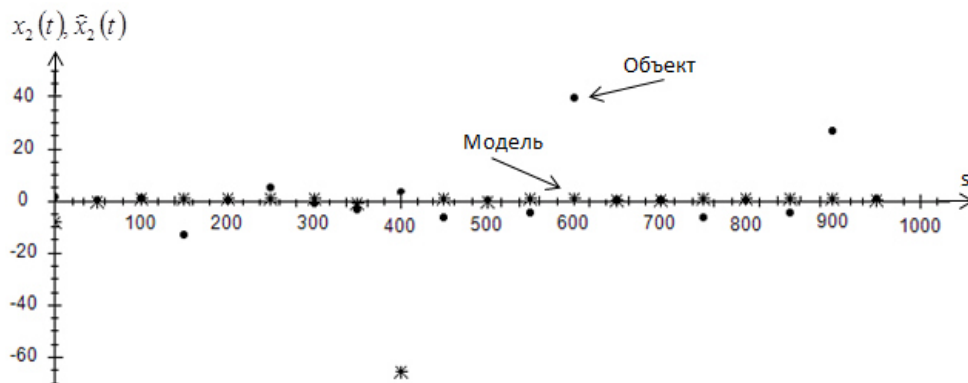


Рис. 6. Прогноз значений выходной переменной x_2 при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 6. Prediction of values of output variable x_2 , at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

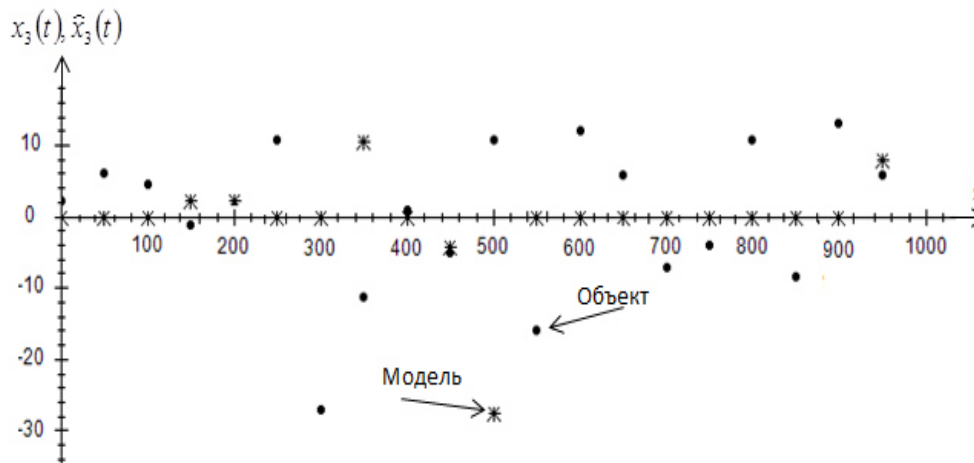


Рис. 7. Прогноз значений выходной переменной x_3 , при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 7. Prediction of values of output variable x_3 , at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

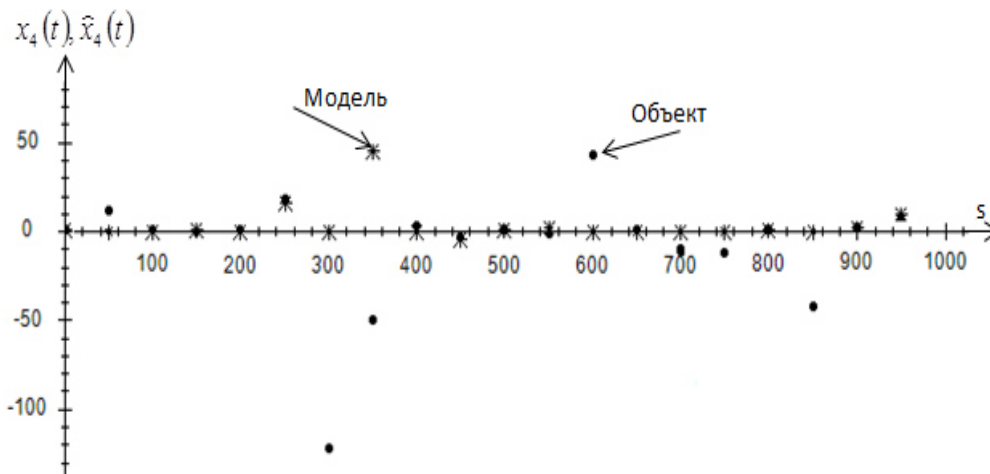


Рис. 8. Прогноз значений выходной переменной x_4 , при $s = 1000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 8. Prediction of values of output variable x_4 , at $s = 1000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

На рис. 5–8 показаны истинные значения выходных переменных и прогнозные значения выходных переменных. Как можно заметить из графиков, при помехе 10 % некоторые точки выборки отклоняются от истинных значений. Возможно, это происходит из-за того, что присутствует 10 %-я помеха и на вход могут поступать некорректные значения.

Также для сравнения увеличим объем выборки $s = 2000$. Как и в предыдущих экспериментах, будем менять параметр размытости c_s . Параметр размытости будет лежать в интервале $c_s \in [0,3; 1,2]$.

Также для наглядности для каждого выхода приведем графики $x_1(t)$, $x_2(t)$, $x_3(t)$, $x_4(t)$. И то же сделаем с помехой 10 % для каждого из выходов.

На рис. 9–16 точками обозначен объект, а крестиками обозначена модель объекта.

Как можно заметить из приведенных графиков, с увеличением помехи до 10 % объект отклоняется от модели. А при увеличении объема выборки точность прогноза увеличивается.

Заключение. В данной работе была рассмотрена задача идентификации безынерционных многомерных объектов с запаздыванием при неизвестных стохастических связях компонент вектора выхода [12–14].

Проведенные вычислительные эксперименты показали высокую эффективность T -моделирования. Также при моделировании были произведены эксперименты с различным объемом выборки и помехами [15].

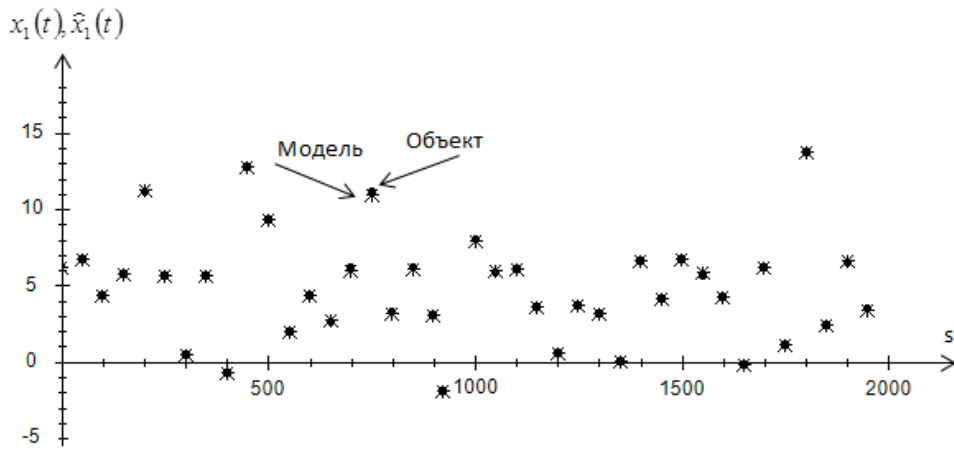


Рис. 9. Прогноз значений выходной переменной x_1 без помех, при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 9. Prediction of values of output variable x_1 , without interference, at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$

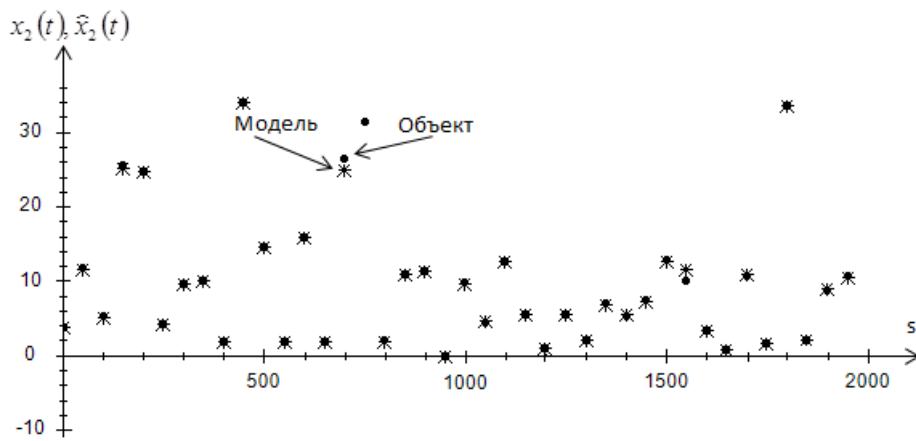


Рис. 10. Прогноз значений выходной переменной x_2 без помех, при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 10. Prediction of values of output variable x_2 , without interference, at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$

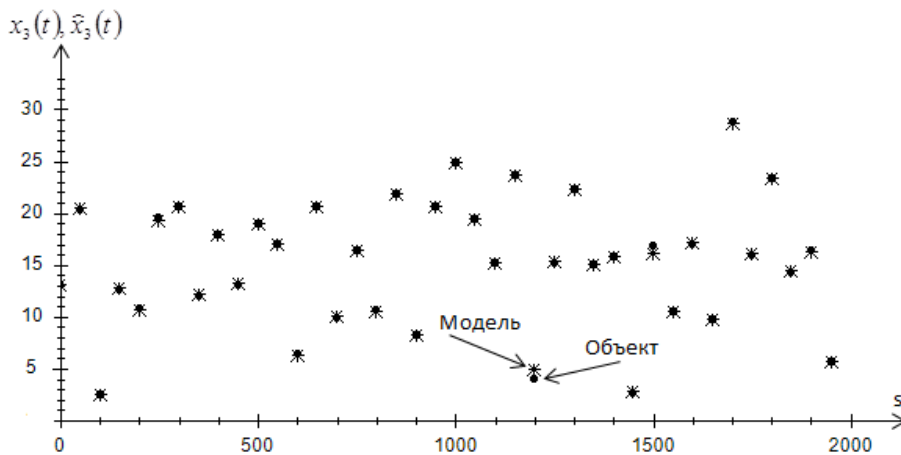


Рис. 11. Прогноз значений выходной переменной x_3 без помех, при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$

Fig. 11. Prediction of values of output variable x_3 , without interference, at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$

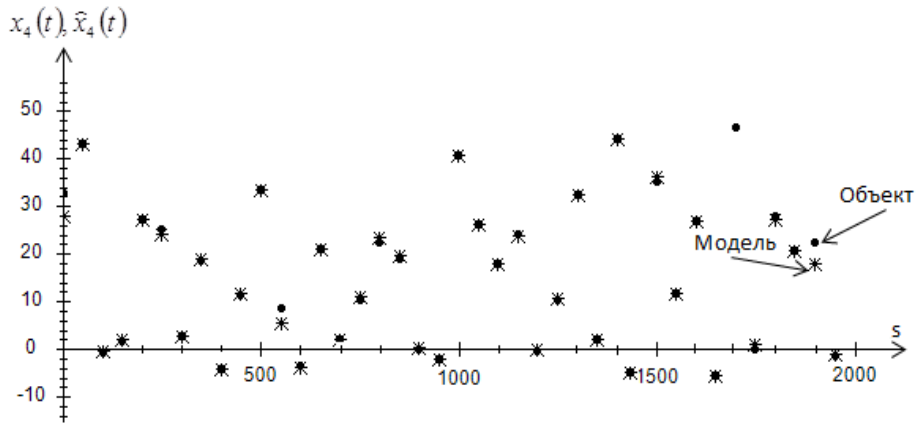


Рис. 12. Прогноз значений выходной переменной x_4 без помех, при $s = 2000$ $c_s = 0,3$

Fig. 12. Prediction of values of output variable x_4 , without interference, at $c_s = 0,3$

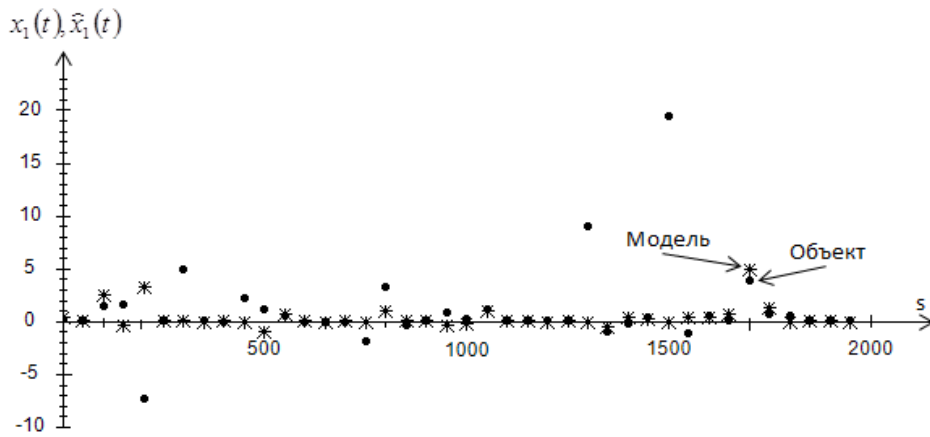


Рис. 13. Прогноз значений выходной переменной x_1 при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 13. Prediction of values of output variable x_1 , at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

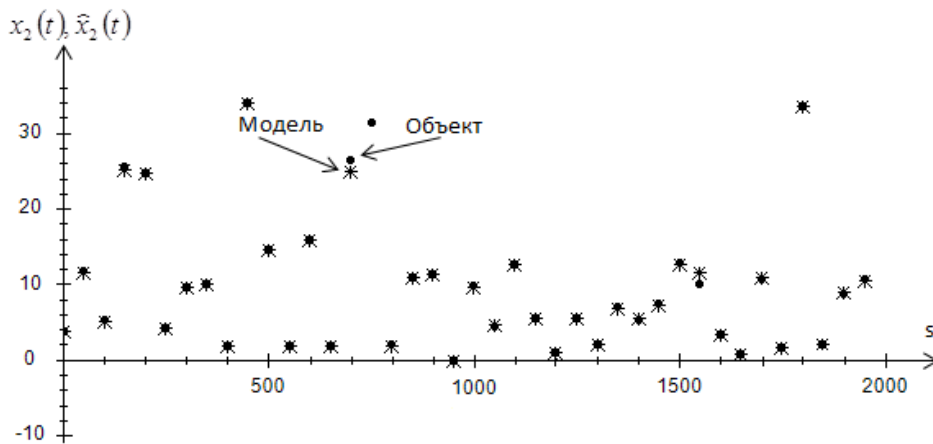


Рис. 14. Прогноз значений выходной переменной x_2 при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 14. Prediction of values of output variable x_2 , at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

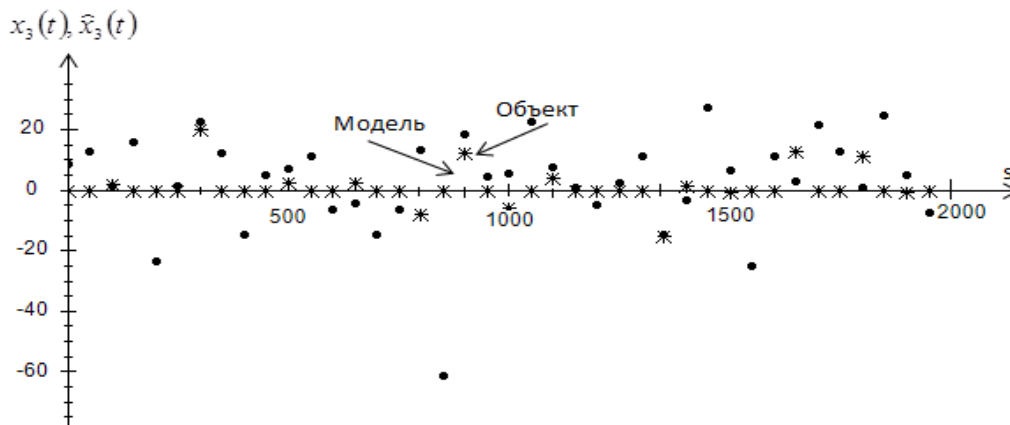


Рис. 15. Прогноз значений выходной переменной x_3 при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 15. Prediction of values of output variable x_3 , at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

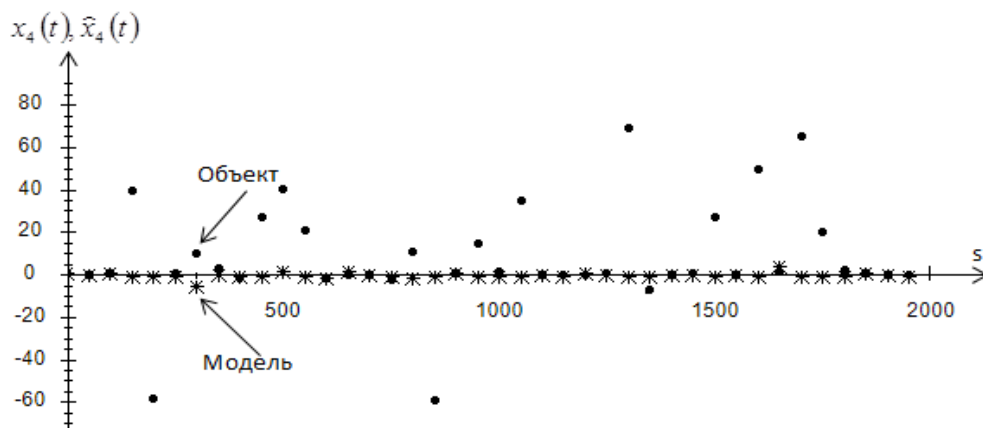


Рис.16. Прогноз значений выходной переменной x_4 , при $s = 2000$ и $c_s = 0,3$, помеха 10 %

Fig. 16. Prediction of values of output variable x_4 , at $s = 2000$ and $c_s = 0,3$, interference 10 %

Библиографические ссылки

1. Медведев А. В. Непараметрические системы адаптации. Новосибирск : Наука, 1983. 174 с.
2. Дуб Дж. Л. Вероятностные процессы. М. : Иностран. лит., 1956. 605 с.
3. Медведев А. В. Основы теории адаптивных систем : монография / Сиб. гос. аэрокосмич. ун-т. Красноярск, 2015. 526 с.
4. Медведев А. В. Основы теории непараметрических систем. Идентификация, управление, принятие решений : монография / СибГУ им. М. Ф. Решетнева. Красноярск, 2018. 732 с.
5. Эйхофф П. Основы идентификации систем управления. М. : Мир, 1975. 681 с.
6. Современные методы идентификации систем : пер. с англ. / П. Эйхофф [и др.] ; под ред. П. Эйхоффа. М. : Мир, 1983. 400 с.
7. 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.
8. Льюнг Л. Идентификация систем. М. : Наука, 1991. 432 с.
9. Цыпкин Я. З. Основы информационной теории идентификации. М. : Наука. Гл. изд-во физ.-мат. лит., 1984. 320 с.
10. Амосов Н. М. Моделирование сложных систем. Киев : Наукова думка, 1968. 81 с.
11. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Управление 1 // Вестник СибГАУ. 2010. № 4 (30). С. 4–9.
12. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 1. Математические модели, динамические характеристики и анализ систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. 656 с.
13. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 2. Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. 640 с.

14. Методы классической и современной теории автоматического управления. В 5 т. Т. 4. Теория оптимизации систем автоматического управления / под ред. К. А. Пупкова, Н. Д. Егупова. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004. 744 с.

15. Ярещенко Д. И. О непараметрической идентификации T -процессов // Сибирский журнал науки и технологий. 2018. Т. 19, № 1. С. 37 – 44.

References

1. Medvedev A. V. *Neparametricheskie sistemy adaptacii* [Nonparametric adaptation systems]. Novosibirsk, Nauka Publ., 1983, 174 p.

2. Dub Dzh. L. *Veroyatnostnye processy* [Probabilistic processes]. Moscow, Iz-vo inostrannoy literatury Publ., 1956, 605 p.

3. Medvedev A. V. *Osnovy teorii adaptivnyh sistem: monografiya* [Fundamentals of adaptive systems theory]. Krasnoyarsk, SibGAU Publ., 2015, 526 p.

4. Medvedev A. V. *Osnovy teorii neparametricheskih sistem. Identifikaciya, upravlenie, prinyatie reshenij* [Fundamentals of the theory of nonparametric systems. Identification, management, decision making]. Krasnoyarsk, SibGAU Publ., 2018, 732 p.

5. Ehjkhoff P. *Osnovy identifikacii system upravleniya* [Fundamentals of identification of control systems]. Moscow, Mir Publ., 1975, 681 p.

6. Ehjkhoff P., Vanechek A., Savaragi E., Soehda T., Nakamizo T., Akaike H., Rajbman N., Peterka V. *Sovremennye metody identifikacii system* [Modern methods of system identification]. Moscow, Mir Publ., 1983, 400 p.

7. Vasilev V. A. *Neparametricheskoe ocenivanie funkcionalov ot raspredeleniy stacionarnyh posledovatel'nostey* [Nonparametric estimation of functionals of distributions of stationary sequences]. Moscow, Nauka Publ., 2004, 508 p.

8. Lyung L. *Identifikaciya system* [Identification of systems]. Moscow, Nauka Publ., 1991, 432 p.

9. Суркин Y. Z., *Osnovy informacionnoy teorii identifikacii* [Fundamentals of Information theory of identification]. Nauka Publ., 1984, 320 p.

10. Amosov N. M. *Modelirovanie slozhnyh sistem* [Modeling of complex systems]. Kiev, Naukova dumka Publ., 1968, 81 p.

11. Medvedev A. V. *Teoriya neparametricheskih sistem. Upravlenie 1* [The theory of nonparametric systems. Management 1]. *Vestnik SibGAU*. 2010, No. 4 (30), P. 4–9 (In Russ.).

12. Pupkova K. A., Egupova N. D. *Metody klassicheskoy i sovremennoy teorii avtomaticheskogo upravleniya. T. 1: Matematicheskie modeli, dinamicheskie harakteristikii analiz sistem avtomaticheskogo upravleniya* [Methods of classical and modern theory of automatic control. Vol. 1: Mathematical models, dynamic characteristics and analysis of automatic control systems]. Moscow, Iz-vo MGTU im. N. E. Bauman, 2004, 656 p.

13. Pupkova K. A., Egupova N. D. *Metody klassicheskoy i sovremennoy teorii avtomaticheskogo upravleniya. T. 2: Statisticheskaya dinamika i identifikaciya sistem avtomaticheskogo upravleniya* [Methods of classical and modern theory of automatic control. Vol. 2: Statistical dynamics and identification of automatic control systems]. Moscow, Iz-vo MGTU im. N. E. Bauman, 2004, 640 p.

14. Pupkova K. A., Egupova N. D. *Metody klassicheskoy i sovremennoy teorii avtomaticheskogo upravleniya. T. 4: Teoriya optimizacii sistem avtomaticheskogo upravleniya* [Methods of classical and modern theory of automatic control. Vol. 4: Theory of optimization of automatic control systems]. Moscow, Iz-vo MGTU im. N. E. Bauman, 2004, 744 p.

15. Yareshchenko D. I. *O neparametricheskoy identifikacii T-processov* [On nonparametric identification of T -processes]. *Siberian Journal of Science and Technology*. 2018, Vol. 1, No. 1, P. 37–44 (In Russ.).

© Терешина А. В., Ярещенко Д. И., 2018