УДК 62-506.1

О КОМПЬЮТЕРНОМ ИССЛЕДОВАНИИ *K*-МОДЕЛЕЙ

Т. В. Мальцева, А. В. Медведев

Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М. Ф. Решетнева
Россия, 660014, Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31. E-mail: nonparametric@mail.ru

Рассматриваются модели систем нелинейных стохастических объектов без памяти, не поддающихся декомпозиции, в условиях частичной параметрической и непараметрической априорной неопределенности. Осуществляется постановка задачи моделирования в условиях, близких к реальным условиям технологических процессов, в зависимости от имеющейся априорной информации. Используются теоретические аспекты параметрической и непараметрической идентификации; вводится понятие составных векторов переменных процесса, позволяющее учесть сложный характер внутренних связей; рассматривается проблема разной дискретности измерений и принадлежности априорной информации к разным уровням. Рассматривается новый тип моделей, базирующийся на триаде «фундаментальные законы, параметризованные уравнения и непараметризованные зависимости». Приводятсяновые алгоритмы, модели, представлены численные исследования. Результаты могут быть применены при моделировании технологических производственных процессов и процессов переработки, а также для описания объектов или процессов, характеризующихся большим числом связей и сложностью вследствие недостатка информации.

Ключевые слова: априорная информация, комбинированная система, непараметрические оценки, многосвязность, K-модели, прогнозирование.

ON A COMPUTER RESEARCH OF *K*-MODELS

T. V. Maltseva, A. V. Medvedev

Siberian State Aerospace University named after academician M. F. Reshetnev
31 “Krasnoyarskiy Rabochiy” prosp., Krasnoyarsk, 660014, Russia. E-mail: nonparametric@mail.ru

The paper deals with a research of output prediction algorithm for a system of nonlinear stochastic static objects that can not be decomposed, in partial parametric and nonparametric uncertainty. The authors set the goal to perform modeling in conditions brought nearer to real technological industrial process conditions, due to the prior information obtained. In the approach the theoretical aspects of parametric and nonparametric identification of stochastic objects are used; term of compound vectors that allows to take account of intrastation complexity is introduced; problems of distinct discrecity of variables measurement and account of different levels of the prior information are considered. The authors present a new type of models which is based on the following triad: basic laws, parameterized and nonparameterized relations. The work contains new algorithms, models and computational investigations. The results can be applied when modeling of technological processes of production and processing, as well as in description of objects characterized with multi-linked relations and complexity resulting from the lack of information.

Keywords: prior information, complex system, nonparametric estimate, multilinked system, K-models, prognostication.

Многообразие задач идентификации и моделирования обусловлено различными типами исследуемых процессов, а также разнообразием случайных возмущений, действующих на объект и в каналах связи. При этом существенная роль при формулировке задач моделирования конкретных процессов принадлежит средствам контроля и технологии измерения переменных объекта. В зависимости от объема априорной информации различают задачи идентификации в узком и широком смысле. В настоящее время наиболее полно развита теория идентификации в узком смысле. «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 переменны[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 более скромные, что в первую очередь можно объяснить чрезвычайной трудностью задачи» [1]. В данной статье рассматривается задача идентификация в широком смысле.

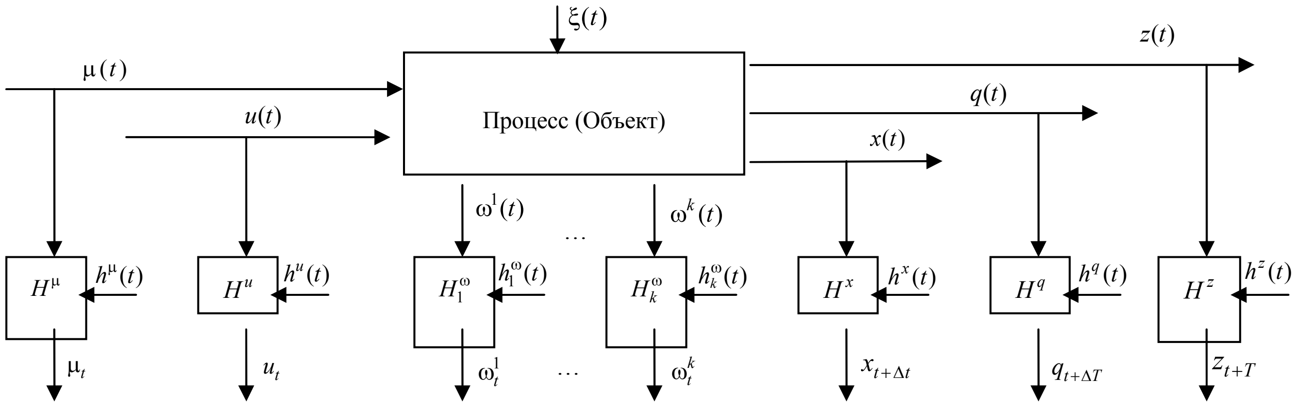

Рис. 1. Общая схема многомерного стохастического процесса
(обозначения см. в тексте)

Постановка задачи идентификации стохастического объекта. При моделировании и управлении дискретно-непрерывными процессами целесообразно использовать все поддающиеся измерению переменные, но это требует тщательного анализа не только самого объекта, но и средств и технологии контроля всех доступных переменных, а также априорной информации, которая может соответствовать различным уровням [2]. Неучет тех или иных переменных, характера измерения и контроля, априорной информации, а также некоторая вольность при принятии тех или иных допущений, неизбежных при математической постановке задачи, может привести в конечном счете к негативным последствиям. Все эти вопросы часто обходятся при исследовании проблемы моделирования с теоретической точки зрения. При решении же прикладных задач это просто невозможно. Представляется уместным сделать акцент на формулировке проблемы идентификации реального процесса на самой начальной стадии. Ниже приводится новая схема многомерного стохастического объекта для задачи идентификации (рис. 1) [2].

На рис. 1 приняты следующие обозначения: $z(t)$, $q(t)$, $x(t)$ – векторные выходные переменные процесса; $u(t)$ – векторное управляющее воздействие; $\mu(t)$ – векторная входная переменная процесса; $\xi(t)$ – векторное случайное воздействие; $\omega^i(t)$: $i = 1, 2, \ldots, k$ – переменные процесса, контролируемые в том числе по длине объекта, и представляющие собой дополнительную информацию о процессе, в этом случае $x(t)$ определяется не только значениями входных переменных, но и $\omega^i(t)$; H^ω– каналы связи, соответствующие различным переменным, включающие в себя средства контроля, приборы для измерения наблюдаемых переменных; μ_t, u_t, ω_t, x_t, q_t, z_t – измерение соответствующих переменных в дискретное время t; $h(t)$ – случайные помехи измерений соответствующих переменных процесса.

Отметим также существенное отличие выходных переменных $z(t)$, $q(t)$ и $x(t)$. Выходные переменные $x(t)$ контролируются через интервалы времени Δt, $q(t)$ – через существенно большие интервалы времени ΔT, $z(t)$ – через T ($T >> \Delta T >> \Delta t$) (здесь Δt, ΔT и T – дискретность, с которой происходят измерения). С практической точки зрения для исследуемого процесса наиболее важным часто является контроль переменных $z(t)$. Например, выходные переменные $x(t)$ контролируются с помощью индукционных, емкостных и других датчиков, $q(t)$ – на основе лабораторных анализов, а $z(t)$ – в результате длительного химического анализа, физико-механических испытаний и др. Этим и обусловлено существенное отличие дискретности контроля выходных переменных $x(t)$ и $z(t)$. Особенностью здесь является то, что измеренное значение выхода станет известным только через определенные промежутки времени. Этим и объясняется запаздывание в измерениях выходных переменных объекта.

При моделировании подобных процессов, учитывая различную дискретизацию измерений $z(t)$, $q(t)$ и $x(t)$, при прогнозировании $z(t)$ и $q(t)$ естественно использовать не только входные переменные $x(t)$, но и весь набор переменных, влияющих на прогноз $z(t)$ и $q(t)$:

$$q(t) = A(u(t), \mu(t), \omega(t), x(t), \xi(t), t)\,, \qquad (1)$$

$$z(t) = A(u(t), \mu(t), \omega(t), x(t), q(t), \xi(t), t)\,. \qquad (2)$$

Отличающиеся средства контроля даже для одних и тех же процессов приводят к различным формулировкам задач идентификации. Главное, что следует выделить в этой проблеме, состоит в том, что нередко динамический объект мы вынуждены рассматривать как статический с запаздыванием из-за длительной процедуры контроля некоторых переменных, существенно превышающей постоянную времени объекта.

Идентификация комбинированных многосвязных систем. Часто при наблюдении реального процесса можно столкнуться с ситуацией отсутствия информации о виде его некоторых каналов связей и вследствие этого – большой трудоемкости получения их параметрических моделей. Вместе с тем часть связей подчиняется известным физическим, химическим законам, и, как справедливо замечено в [3], «не требуется, однако, специальной математической теории, чтобы понять, что пренебрежение законами природы и общества (будь то закон тяготения, закон стоимости или необходимость обратной связи), падение компетентности специалистов и отсутствие личной ответственности за принимаемые решения приводят рано или поздно к катастрофе». Таким образом, объекты системы могут быть изучены в разной степени, т. е. априорная информация может принадлежать к разным уровням, что приводит к появлению различных математических постановок задач с точки зрения математической строгости.

Потребность в получении моделей таких систем возникает часто, и тратить годы на то, чтобы выявить и учесть все факторы, влияние которых может иметь значение, ждать появления новых измерительных комплексов для получения достоверных данных, нет возможности. Вследствие этого возникают допущения, предположения и гипотезы об объекте, которые зачастую имеют отдаленное отношение к реальности. Здесь имеются в виду процессы, основные черты которых состоят в недостатке априорной информации, воздействии случайных факторов, характеристики которых нам не известны, несовершенстве средств контроля переменных, непредставительности отбора проб для измерений и многом другом. Наше незнание приходится, к сожалению, заменять, говоря «Пусть…». Если наши допущения достаточно близки к реальности, то в итоге можно рассчитывать на успех при решении той или иной задачи, если же нет, то неудача неизбежна. Действительно, многие процессы и объекты, в основе функционирования которых лежат фундаментальные законы физических, химических, электрических, механических и других явлений, могут быть описаны с высокой степенью точности. Соответственно для них могут создаваться и модели и системы управления достаточно высокого качества, что во многих случаях имеет место.

Если же допущения слишком грубые, то, видимо, есть два пути. Первый путь – это восполнение нашего незнания о процессе, когда можно будет сделать аккуратную с математической точки зрения постановку задачи. В данной работе мы будем придерживаться второго пути, который состоит в развитии математического подхода, адекватного тому уровню априорной информации, которым мы реально располагаем. Проблема заключается в том, как совместить в модели разные уровни априорной информации о внутренних процессах, учесть связи между объектами и одновременно рассматривать систему как единое целое.

Математические модели процессов, которые строятся в условиях, когда априорная информация об исследуемом объекте может одновременно принадлежать к нескольким уровням, и базируются на триаде «фундаментальные законы, параметризованные зависимости и качественные связи, представленные с точностью до переменных», будем называть K-моделями [2].

Рассмотрим задачу построения K-моделей производственных комплексов с непрерывным характером технологического процесса. Сложность объекта представляется не только в большой размерности вектора переменных, но и в присутствии обратных и перекрестных потоков в технологическом комплексе, что предопределяет зависимость некоторых выходных переменных не только от входа объекта, но и от других выходных переменных. Многосвязным объектом будем называть объект, который описывается некоторой системой неявных функций от входных и выходных переменных. Это могут быть агрегаты внутри цеха, совокупность цехов на предприятии, предприятия, объединенные в производственные комплексы, торговые и банковские сети и пр. (рис. 2).

На рис. 2 приняты следующие обозначения: x_i, $i = 1, \ldots, 5$ – входные переменные (и приведенные к ним); y_i, $i = 1, \ldots, 8$ – выходные переменные (и приведенные к ним); ξ, h – случайные помехи с нулевым математическим ожиданием и ограниченной дисперсией, действующие на объекты и в каналах измерения.

Как видно, наличие обратных связей приводит к тому, что некоторая часть компонент вектора выхода зависит от других его компонент и исследуемый класс объектов описывается не в традиционной форме «вход – оператор связи – выход», а в виде некоторой системы уравнений, определяющих соответствующие неявные функции. Сложный характер внутренних связей приводит нас к составным векторам – векторам, составленным из различных компонент соответствующих векторов входных и выходных переменных, участвующих в описании интересующей нас связи [2]. Например, для объекта 1 на рис. 2 составными векторами будут $x^{\langle 1 \rangle} = (x_1, x_2, x_3)$ и $y^{\langle 1 \rangle} = (y_1, y_2)$.

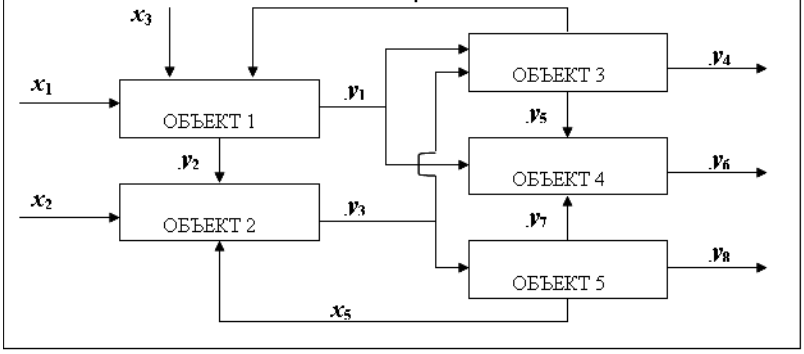

Рис. 2. Условная блок-схема многосвязного объекта
(обозначения см. в тексте)

Сформулируем задачу. Пусть для многомерного статического объекта, подверженного действию неконтролируемых возмущений, со случайными ошибками, имеющими нулевое математическое ожидание и ограниченную дисперсию, могут быть проведены наблюдения $\{X[t], Y[t]\}$, $t = 1, 2, \ldots, N$ вектора состояний $\{X, Y\}$. Плотности вероятностей $p(X)$, $p(Y)$ неизвестны, но существуют для $X \in \Omega(X)$ и $Y \in \Omega(Y)$, являющихся элементами некоторых замкнутых ограниченных областей в соответствующих пространствах, причем $p(X) \neq 0 \forall X \in \Omega(X)$. Известно, что переменные $\{X, Y\}$ на объекте связаны соотношениями, некоторые из которых известны точно (на основании фундаментальных законов), другие известны с точностью до набора параметров, а некоторые в силу недостатка априорной информации о структуре не могут быть параметризованы и представлены качественными соотношениями «вход–выход».

Тогда, имея выборку наблюдений $\{X[t], Y[t]\}$, $t = 1, 2, \ldots, N$, требуется найти такое значение выходной величины $Y \in \Omega(Y)$, которое соответствует заданному входному воздействию $X = \tilde{X} \in \Omega(X)$, т. е. осуществить прогноз выхода системы по заданному входному воздействию.

Алгоритм прогноза комбинированной системы. В данной статье будем рассматривать класс нелинейных статических объектов, никакие из внутренних связей которых не могут быть описаны фундаментальными законами (частный случай K-моделей). В соответствии с этим представим модель системы в виде [4]

$$F_N(X,Y) = \begin{cases} F_{Nj}\left(X^{(j)}, Y^{(j)}\right) = 0,\ j = \overline{1,m},\ m \le l, \\ y_j - \varphi_{Nj}\left(X^{(j)}, Y^{(j)}\right) = 0,\ j = \overline{m+1,l}, \end{cases} \quad (3)$$

где

$$\varphi_{Nj}\left(X^j, Y^j\right) = \frac{\sum_{t=1}^{N} y_j[t] \Phi\left(\frac{X^j - X^j[t]}{C_{X^j}}\right) \Phi\left(\frac{Y^j - Y^j[t]}{C_{Y^j}}\right)}{\sum_{t=1}^{N} \Phi\left(\frac{X^j - X^j[t]}{C_{X^j}}\right)} \quad (4)$$

– непараметрические оценки качественных зависимостей по наблюдениям вектора состояний объекта; $F_{jN}(\ldots)$ – параметризованные компоненты соответствующих вектор-функций.

Для получения прогноза в интересующей нас точке необходимо решить систему (3) при заданном входном воздействии $X = \tilde{X}$. Рассмотрим метод, который позволяет получать прогноз выхода комбинированных многосвязных систем и учитывать при этом то, что система представлена неявными функциями.

На первом этапе была получена модель исследуемой системы в виде (3). Далее нам необходимо найти решение системы в заданной прогнозной точке. Но тут мы сталкиваемся с высокой сложностью решения, из которой вытекают, следующие проблемы [5]: недостаточная точность получаемого решения; неоднозначность корня; трудоемкость настройки параметров размытости самой модели.

Рассмотрим частный случай. Первые две проблемы были решены использованием системы специального вида [5]:

$$F = \begin{cases} (x_1 - y_1)\cdot(x_2 - y_2)\cdot(x_3 - y_3)\cdot(x_4 - y_4) + (x_5 - y_5) = 0, \\ (x_1 - y_1)\cdot(x_2 - y_2)\cdot(x_3 - y_3)\cdot(x_5 - y_5) + (x_4 - y_4) = 0, \\ (x_1 - y_1)\cdot(x_2 - y_2)\cdot(x_5 - y_5)\cdot(x_4 - y_4) + (x_3 - y_3) = 0, \\ (x_1 - y_1)\cdot(x_5 - y_5)\cdot(x_3 - y_3)\cdot(x_4 - y_4) + (x_2 - y_2) = 0, \\ (x_5 - y_5)\cdot(x_2 - y_2)\cdot(x_3 - y_3)\cdot(x_4 - y_4) + (x_1 - y_1) = 0, \end{cases} \quad (5)$$

которая не только позволила избежать необходимости решения нелинейной системы на этапе генерации выборки, но и обеспечила наличие единственного изолированного корня в области существования решения.

Тем не менее вопрос получения качественной модели оставался открытым. Сложность настройки параметров размытости требовала максимального упрощения и отказа от оптимизационных процедур. Рассматривалось максимально небольшое число точек пространства, что приводило к некачественной настройке модели и в свою очередь вело к недопустимым погрешностям в прогнозе.

На рис. 3 приведен фрагмент выхода многомерной модели в сечении: зависимость выходной переменной y_1 от входных переменных x_1 и x_2. Крестиками показан выход модели при заданных значениях входных переменных, точки выборки обозначены на рисунке кружками. Расхождение полученной модели с выборочными данными наблюдалось и по другим сечениям. Ошибки моделирования, возникшие вследствие отказа от оптимизации параметров модели из-за высокой сложности, негативно сказываются на качестве прогноза.

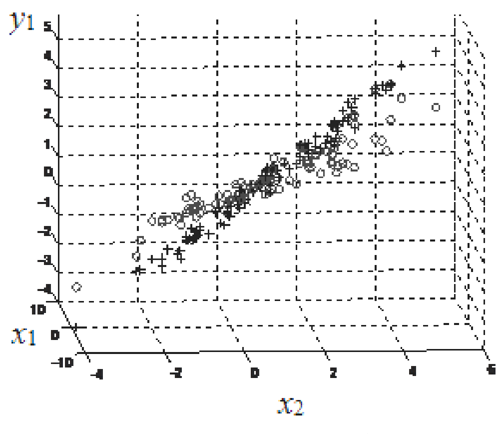

Рис. 3. Пример расхождения модели с выборочными данными

Таким образом, стандартный подход, использующий решение системы нелинейных уравнений, в данной задаче оказался неприменим.

В качестве оценки решения замкнутых алгебраических систем нелинейных уравнений (3) было решено использовать непараметрическую статистику, которая бы позволяла работать не с решением систем, а с отклонением системы от нуля [2; 4]:

$$y_{jN} = \frac{\sum_{t=1}^{N} y_j[t] \prod_{j=1}^{l} \Phi\left(\frac{0-\varepsilon_j[t]}{C_{\varepsilon_j}}\right)}{\sum_{t=1}^{N} \prod_{j=1}^{l} \Phi\left(\frac{0-\varepsilon_j[t]}{C_{\varepsilon_j}}\right)}, \quad j=\overline{1,l}, \tag{6}$$

где $\varepsilon_j[t]$, $j=\overline{1,l}$, $t=\overline{1,N}$ – некоторая рабочая выборка невязок системы (3), специальным образом сгенерированная на основе исходной выборки «вход–выход»:

$$\varepsilon_j[t] = F_{jN}\left(\tilde{X}, Y[t]\right), \quad j=\overline{1,m}, \quad t=\overline{1,N}. \tag{7}$$

Использование непараметрической статистики (6) при получении прогноза позволяет, во-первых, избежать сложности решения нелинейных систем, а во-вторых, учесть их многосвязность.

Численные исследования. В качестве объекта моделирования выбрана система (5). Первоначально была исследована зависимость ошибки прогноза* от степени неопределенности системы – числа уравнений в системе, не поддающихся параметризации и представленных непараметрической оценкой вида (4). Рассматривались случаи от систем, состоящих только из параметрических уравнений (в модели (3) $m = l$), до систем, все связи которых описаны качественно (в модели (3) $m = 0$). Для каждого случая проводилась серия из десяти опытов, фиксировалось среднее время вычисления и средняя ошибка в серии (табл. 1).

В работе [5] путем проверки статистической гипотезы об однородности с использованием непараметрических тестов было показано, что работоспособность алгоритма не зависит от степени неопределенности системы. Однако, как и в [5], обратим внимание, что данный результат получен в случае отсутствия помехи. Значительная помеха, являясь причиной ухудшения качества непараметрической оценки, может сказываться на качестве непараметрических оценок и, вследствие этого, на точности прогноза. В этом случае степень неопределенности системы будет иметь прямое влияние на ошибку прогноза.

Следующим этапом стало исследование зависимости точности получаемого прогноза от объема выборочных данных. Этот момент весьма актуален: высокая размерность задачи требует в общем случае выборок большого объема, а следовательно, привлечения кадровых, финансовых и временных ресурсов, а также значительного времени для осуществления расчетов и получения конечного результата. Поэтому представляет интерес исследование влияния объема выборочных данных на качество прогноза, получаемого с помощью модели (3).

В результате проведения экспериментов и последующей статистической обработки полученных данных [5] было установлено, что в случае отсутствия помехи наблюдается тенденция к повышению точности прогноза с ростом объема выборочных данных, при этом степень влияния этого фактора не значительна (табл. 2).

Наконец, рассмотрим степень влияния аддитивной помехи, действующей в каналах измерения на точность прогноза (табл. 3). В данном случае помеха вводилась по среднеквадратичному отклонению от точки, в которой дается прогноз (напомним, что выбрана система специального вида (5), которая обращается в ноль при равенстве входных и соответствующих выходных сигналов).

Таблица 1

Влияние степени неопределенности системы на ошибку прогноза**

Число уравнений – 5, объем выборки – 300, интервал изменения входов – [–2; 2], помеха отсутствует					
Количество непараметрических уравнений в системе	1	2	3	4	5
Средняя ошибка в серии	0,178 28	0,228 66	0,194 13	0,227 31	0,207 61
Время вычисления	10	18	25	32	40

Таблица 2

Зависимость ошибки прогноза выхода от объема выборочных данных**

Число уравнений – 5, непараметрических – 3, интервал изменения входов – [–2; 2], помеха отсутствует							
Объем выборки	10	50	100	200	300	400	500
Средняя ошибка	1,150 00	0,558 22	0,310 48	0,231 00	0,182 05	0,159 60	0,169 58
Время вычисления	1	2	4	12	25	40	57

Таблица 3

Влияние уровня помехи на ошибку прогноза выхода системы**

Число уравнений – 5, непараметрических – 3, интервал изменения входов – [–2; 2], объем выборки – 500								
Помеха	0	0,001	0,01	0,05	0,1	0,2	0,5	1
Средняя ошибка	0,182 05	0,227 88	0,210 76	0,160 17	0,233 70	0,194 73	0,229 25	0,280 59

*Под ошибкой прогноза здесь понимается суммарное абсолютное отклонение по всем компонентам выхода.

**Полную таблицу экспериментов см. в [5].

Результаты экспериментов показывают, что с ростом величины помехи прогноз выхода ухудшается, что вполне естественно. При этом стоит отметить, что даже при больших помехах отклонение по компоненте в среднем было не больше 7 % [5].

В данной статье рассмотрен случай, когда наличие обратных связей в системе приводит к тому, что некоторая часть компонент вектора выхода зависит от других его компонент. При этом часть соотношений, описывающих внутренние каналы связи, на основе априорных сведений (например, законов сохранения, физико-химических закономерностей) может быть задана полностью. Другая часть этих соотношений неизвестна и определяется качественным образом с точностью до переменных. Другой сложностью данной ситуации является нелинейный характер зависимостей, а также то, что уравнения системы в силу многосвязности представляют собой неявные функции. Для получения прогноза в случае, когда априорная информация о процессе принадлежит нескольким уровням, предлагается использование непараметрического подхода, базирующегося на нахождении отклонений модели системы от нуля. Установлена слабая чувствительность алгоритма к степени неопределенности системы, что позволяет применять его даже в том случае, когда нет какой-либо информации о структуре системы и входящих в нее объектах. Открытыми остались вопросы неединственности решения многосвязной системы, а также наличия неточностей в параметрической и непараметрической частях модели. Кроме того, нерешенной осталась проблема сложности вычислений, что предполагает возможность создания различных модификаций алгоритма.

Библиографические ссылки

1. Райбман Н. С. Что такое идентификация? М. : Наука, 1970.

2. Медведев А. В. Теория непараметрических систем. Моделирование // Вестник СибГАУ. 2010. Вып. 4 (31). С. 4–9.

3. Арнольд В. И. Теория катастроф. М. : Наука, 1990.

4. Красноштанов А. П. Комбинированные многосвязные системы. Новосибирск : Наука, 2001.

5. Мальцева Т. В. Исследование алгоритма прогноза выхода комбинированной многосвязной системы // Молодой ученый. 2011. Вып. 6. С. 73–79.

References

1. Raibman N. S. *Chto takoe identifikatsiya?* (What is identity?). Moscow, Nauka, 1970, 345 p.

2. Medvedev A. V. *Vestnik SibGAU.* 2010, № 4 (30), pp. 4–9.

3. Arnold V. I. *Teoriya katastoph* (Catastrophe theory). Moscow, Nauka, 1990, 128 p.

4. Krasnoshtanov A. P. *Kombinirovannye mnogosvyaznye sistemy* (Combined multiply the system). Novosibirsk, Nauka, 2001, 176 p.

5. Maltseva T. V. *Molodoy ucheniy*. 2011, no. 6, pp. 73–79.

УДК 62.501

ТЕОРИЯ НЕПАРАМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ. УПРАВЛЕНИЕ-I

А. В. Медведев

Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М. Ф. Решетнева
Россия, 660014, Красноярск, просп. им. газ. «Красноярский рабочий», 31. E-mail: Saor_medvedev@sibsau.ru

Излагаются некоторые сведения о параметрической теории управления дискретно-непрерывными процессами, в частности, теории дуального управления и параметрической теории адаптивных систем. Обсуждается вопрос о месте теории непараметрических систем в общей теории управления. Предлагаются новые замкнутые схемы построения непараметрических систем управления. Основная идея состоит в построении И-регуляторов, представляющих собой прообраз обратного оператора объекта. Особенность отыскания его обусловлена тем, что вид оператора объекта неизвестен. Он восстанавливается на основании наблюдений «входных-выходных» переменных процесса. Приведены непараметрические алгоритмы дуального управления. Обсуждаются проблемы математических постановок задач моделирования и управления в условиях непараметрической неопределенности. А также специально анализируется вопрос о контроле переменных, характеризующих состояние процесса. Рассматриваются некоторые непараметрические алгоритмы управления и приводятся результаты вычислительных экспериментов.

Ключевые слова: априорная информация, дискретно-непрерывный процесс, дуальное управление, непараметрические алгоритмы управления, адаптивное управление.