КОМПЬЮТЕРНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ И МОДЕЛИРОВАНИЕ 2017 Т. 9 № 5 С. 729−740
DOI: 10.20537/2076-7633-2017-9-5-729-740

Ки&М

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ И ЧИСЛЕННЫЕ МЕТОДЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

УДК: 62-503.51

Идентификация управляемого объекта по частотным характеристикам, полученным экспериментально на нейросетевой динамической модели системы управления

А. Г. Шумихин, А. С. Александрова[a]

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,
химико-технологический факультет,
Россия, 614000, г. Пермь, Комсомольский пр-т, д. 29

E-mail: [a] boyarshinovaann@gmail.com

Получено 12.02.2017, после доработки — 30.09.2017.
Принято к публикации 30.09.2017.

Приведены результаты исследований по идентификации каналов управляемого объекта, основанные на постобработке измерений с созданием модели многовходового управляемого объекта и последующем активном вычислительном эксперименте. Построение модели управляемого объекта осуществляется путем аппроксимации его поведения нейросетевой моделью по трендам, полученным в ходе пассивного эксперимента в режиме нормальной эксплуатации. Рекуррентная нейронная сеть, имеющая в своем составе элементы в виде обратных связей, позволяет моделировать поведение динамических объектов. Временны́е задержки входных сигналов и сигналов обратных связей позволяют моделировать поведение инерционных объектов с чистым запаздыванием. Обученная на примерах функционирования объекта с системой управления модель представлена динамической нейронной сетью и моделью регулятора с известной функцией регулирования. Нейросетевая модель эмулирует поведение системы и используется для проведения на ней опытов активного вычислительного эксперимента. Нейросетевая модель позволяет получить отклик управляемого объекта на испытательное воздействие, в том числе и на периодическое. По полученной комплексной частотной характеристике с применением метода наименьших квадратов находят значения параметров передаточной функции каналов объекта. Представлен пример идентификации канала имитационной системы управления. Имитационный объект имеет два входа и один выход и обладает различным транспортным запаздыванием по каналам передачи. Один из входов является управляющим воздействием, второй является контролируемым возмущением. Выходная управляемая величина изменяется в результате управляющего воздействия, вырабатываемого регулятором, работающим по пропорционально-интегральному закону регулирования, на основании отклонения управляемой величины от задания. Найденные параметры передаточных функций каналов имитационного объекта близки к значениям параметров исходного имитационного объекта. Приведенная ошибка реакции на единичное ступенчатое воздействие модели системы управления, построенной по результатам идентификации имитационной системы управления, не превышает 0.08. Рассматриваемые объекты относятся к классу технологических процессов с непрерывным характером производства. Подобные объекты характерны для химической, металлургической, горно-обогатительной, целлюлозно-бумажной и ряда других отраслей промышленности.

Ключевые слова: объект с системой управления, идентификация, нейронная сеть, моделирование, комплексная частотная характеристика, передаточная функция

© 2017 Александр Георгиевич Шумихин, Анна Сергеевна Александрова

COMPUTER RESEARCH AND MODELING
2017 VOL. 9 NO. 5 P. 729−740
DOI: 10.20537/2076-7633-2017-9-5-729-740

MATHEMATICAL MODELING AND NUMERICAL SIMULATION

UDC: 62-503.51

Identification of a controlled object using frequency responses obtained from a dynamic neural network model of a control system

A. G. Shumikhin, A. S. Aleksandrova[a]

Perm National Research Polytechnic University,
Komsomolsky prospect 29, Perm, 614000, Russia

E-mail: [a] boyarshinovaann@gmail.com

Received 12.02.2017, after completion — 30.09.2017.
Accepted for publication 30.09.2017.

We present results of a study aimed at identification of a controlled object's channels based on postprocessing of measurements with development of a model of a multiple-input controlled object and subsequent active modelling experiment. The controlled object model is developed using approximation of its behavior by a neural network model using trends obtained during a passive experiment in the mode of normal operation. Recurrent neural network containing feedback elements allows to simulate behavior of dynamic objects; input and feedback time delays allow to simulate behavior of inertial objects with pure delay. The model was taught using examples of the object's operation with a control system and is presented by a dynamic neural network and a model of a regulator with a known regulation function. The neural network model simulates the system's behavior and is used to conduct active computing experiments. Neural network model allows to obtain the controlled object's response to an exploratory stimulus, including a periodic one. The obtained complex frequency response is used to evaluate parameters of the object's transfer system using the least squares method. We present an example of identification of a channel of the simulated control system. The simulated object has two input ports and one output port and varying transport delays in transfer channels. One of the input ports serves as a controlling stimulus, the second is a controlled perturbation. The controlled output value changes as a result of control stimulus produced by the regulator operating according to the proportional-integral regulation law based on deviation of the controlled value from the task. The obtained parameters of the object's channels' transfer functions are close to the parameters of the input simulated object. The obtained normalized error of the reaction for a single step-wise stimulus of the control system model developed based on identification of the simulated control system doesn't exceed 0.08. The considered objects pertain to the class of technological processes with continuous production. Such objects are characteristic of chemical, metallurgic, mine-mill, pulp and paper, and other industries.

Keywords: object with control system, identification, neural network, modeling, complex frequency response, transfer function

Citation: *Computer Research and Modeling*, 2017, vol. 9, no. 5, pp. 729–740 (Russian).

© 2017 Aleksandr G. Shumikhin, Anna S. Aleksandrova

Введение

Непрерывные технологические объекты, характерные для химической, металлургической, горно-обогатительной, целлюлозно-бумажной и ряда других отраслей промышленности, подвержены влиянию множества различным образом взаимосвязанных величин. Подобные промышленные объекты характеризуются, как правило, наличием запаздывания в каналах связи технологических переменных и трудно поддаются аналитическому описанию. К такого рода технологическим объектам относятся, в частности, объекты крупных перерабатывающих производств, отличающиеся высоким уровнем автоматизации на базе современных распределенных систем управления. В состав специализированного программного обеспечения систем управления такими объектами включаются приложения, позволяющие реализовать управляющие функции, повышающие качество процессов управления, например функцию компенсации разомкнуто-замкнутыми системами регулирования контролируемых возмущений, для настройки которых требуется идентификация соответствующих каналов передачи «вход–выход», например в линейном приближении, передаточными функциями.

Часто проведение активного эксперимента с целью получения передаточных функций каналов подобных объектов невозможно из соображений безопасности или по другим техническим причинам, что исключает множество известных методов идентификации объектов [Эйкхофф, 1975]. Зачастую необходимо идентифицировать определенные каналы технологического объекта, не вмешиваясь в технологический процесс и не влияя на работу системы регулирования, что существенно осложняет задачу идентификации. Однако по результатам пассивного эксперимента на технологическом объекте, описываемом двумя и более каналами, не всегда можно получить адекватную модель объекта. Получить достаточно точное математическое описание объекта управления аналитически для сложных технологических объектов с большим количеством взаимосвязанных переменных, управляющих и возмущающих сигналов практически невозможно, или это связано с большими материальными и временны́ми затратами [Бояринов, Кафаров, 1975; Гартман, Клушин, 2006; Кафаров, Дорохов, 1976]. Поэтому разработка простого способа моделирования подобных систем остается актуальной задачей. Одним из эффективных способов является использование методов постобработки измерений, например с применением нейронных сетей в качестве инструмента для идентификации взаимосвязей технологических переменных автоматизированных объектов [Шумихин, Бояршинова, 2015; Моделирование свойств…, 2015; Идрисов, 2009]. Класс нейронных рекуррентных сетей, имеющих в своем составе элементы в виде обратных связей, позволяет моделировать поведение динамических объектов [Автоматизация синтеза…, 2009]. Временны́е задержки входных сигналов и сигналов обратных связей позволяют моделировать поведение инерционных объектов с чистым запаздыванием, каковыми обычно являются управляемые объекты перерабатывающих отраслей промышленности. Подобные нейронные сети позволяют моделировать поведение системы управления, состоящей из технологического объекта и регулятора.

Модель системы управления состоит из динамической нейронной сети, аппроксимирующей поведение технологического объекта, и модели регулятора, позволяющего вычислять значения управляющих воздействий, что необходимо для адекватной работы нейронной сети. Подобная нейросетевая модель позволяет проводить на ней опыты активного вычислительного эксперимента, которые невозможны на реальной системе управления в режиме ее эксплуатации, и получить необходимые данные для идентификации каналов объекта передаточными функциями. Например, подавая на соответствующие входы нейросетевой модели периодические испытательные воздействия, можно получить частотные характеристики моделируемой системы. Проводится ряд экспериментов. В каждом эксперименте на входе идентифицируемого канала нейросетевой модели системы при застабилизированных остальных входах реализуется периодическое испытательное воздействие. Зная частоту, амплитуду и сдвиг по фазе испытательного и выходного сигналов, по выражениям для действительной и мнимой частей ап-

проксимирующей комплексной частотной характеристики одним из методов нелинейного программирования с целевой функцией метода наименьших квадратов получают параметры, соответствующие передаточной функции.

Частотный метод идентификации объекта

Пусть одноконтурная система управления, состоящая из объекта управления и регулятора, имеет структуру, изображенную на рис. 1.

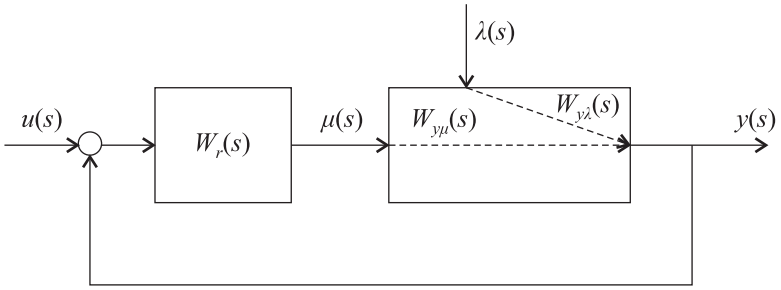

Рис. 1. Структура одноконтурной системы управления: $y(s)$ — изображение сигнала управляемой величины, $\lambda(s)$ — изображение сигнала контролируемого возмущающего воздействия, $\mu(s)$ — изображение сигнала управляющего воздействия, $u(s)$ — изображение сигнала задания регулятору, $Wy\mu(s)$ — передаточная функция объекта по каналу «управляющее воздействие – управляемая величина», $Wy\lambda(s)$ — передаточная функция объекта по каналу «возмущающее воздействие – управляемая величина», $Wr(s)$ — передаточная функция регулятора

Передаточную функцию канала «возмущающее воздействие (λ) – управляемая величина (y)» замкнутой системы управления можно представить в виде

$$W_{y\lambda}^{sys}(s) = \frac{W_{y\lambda}(s)}{1 + W_{y\mu}(s)W_r(s)}, \tag{1}$$

где s — параметр преобразования Лапласа.

В общем случае передаточную функцию каналов «вход (x) – выход (y)» технологического объекта можно представить в виде

$$W_{yx}(s) = \frac{y(s)}{x(s)} = \frac{k\left(1 + \sum_{i=1}^{m} b_i s^i\right)}{1 + \sum_{k=1}^{n} a_k s^k} e^{-s\tau}, \tag{2}$$

где k — коэффициент передачи объекта, τ — чистое запаздывание, b_i ($i = \overline{1,m}$), a_k ($k = \overline{1,n}$) — другие параметры объекта.

Параметрами передаточной функции (2), подлежащими определению, являются k, τ, b_i ($i = \overline{1,m}$), a_k ($k = \overline{1,n}$).

Передаточная функция ПИД-регулятора имеет выражение

$$W_r(s) = k_r + \frac{k_r}{T_i s} + k_r T_d s, \tag{3}$$

где k_r — коэффициент передачи регулятора, T_i — постоянная интегрирования регулятора, T_d — постоянная времени дифференцирования. Параметры передаточной функции (3), как правило, известны.

С учетом выражений (2) и (3) передаточная функция (1) примет вид

$$W_{y\lambda}^{sys}(s)=\frac{\dfrac{k_{y\lambda}\left(1+\sum\limits_{i=1}^{m1}b_{y\lambda i}s^{i}\right)}{1+\sum\limits_{k=1}^{n1}a_{y\lambda k}s^{k}}e^{-s\tau_{y\lambda}}}{1+\dfrac{k_{y\mu}\left(1+\sum\limits_{i=1}^{m2}b_{y\mu i}s^{i}\right)}{1+\sum\limits_{k=1}^{n2}a_{y\mu k}s^{k}}e^{-s\tau_{y\mu}}\left(k_r+\dfrac{k_r}{T_i s}+k_r T_d s\right)}. \tag{4}$$

Для частоты ω_ν ($\nu=\overline{1,N}$) экспериментальной комплексной частотной характеристике системы с чистым запаздыванием можно поставить в соответствие выражения

$$\begin{gathered}W_{sys}^{E}(j\omega_\nu)=M_{sys}^{E}(\omega_\nu)e^{j\cdot\phi_0^E(\omega_\nu)},\\ \phi_0^E(\omega_\nu)=\phi^E(\omega_\nu)-\omega_\nu\tau,\end{gathered} \tag{5}$$

где $\phi^E(\omega_\nu)$ — фазовый угол вектора комплексной частотной характеристики, соответствующий минимально-фазовому (без чистого запаздывания) представлению объекта.

Экспериментальную комплексную частотную характеристику (5) можно представить в виде

$$W_{sys}^{E}(j\omega_\nu)=\operatorname{Re}W_{sys}^{E}(\omega_\nu)+j\operatorname{Im}W_{sys}^{E}(\omega_\nu). \tag{6}$$

Ее фазовый угол $\phi_0^E(\omega_\nu)$ соответствует в случае линейного объекта сдвигу выходных гармонических колебаний по отношению к входным, а значения действительной и мнимой частей определяются для частоты ω_ν по годографу характеристики.

Соответствующее передаточной функции (4) выражение для комплексной частотной характеристики, аппроксимирующей экспериментальную, будет иметь вид

$$W_{y\lambda}^{sys}(j\omega_\nu)=\frac{\dfrac{k_{y\lambda}\left(1+\sum\limits_{i=1}^{m1}b_{y\lambda i}(j\omega_\nu)^{i}\right)}{1+\sum\limits_{k=1}^{n1}a_{y\lambda k}(j\omega_\nu)^{k}}\left(\cos(\tau_{y\lambda}\omega_\nu)-j\sin(\tau_{y\lambda}\omega_\nu)\right)}{1+\dfrac{k_{y\mu}\left(1+\sum\limits_{i=1}^{m2}b_{y\mu i}(j\omega_\nu)^{i}\right)}{1+\sum\limits_{k=1}^{n2}a_{y\mu k}(j\omega_\nu)^{k}}\left(k_r+\dfrac{k_r}{jT_i\omega_\nu}+jk_rT_d\omega_\nu\right)\left(\cos(\tau_{y\mu}\omega_\nu)-j\sin(\tau_{y\mu}\omega_\nu)\right)}. \tag{7}$$

В результате преобразований аппроксимирующая комплексная частотная характеристика (7) примет вид

$$W_{y\lambda}^{sys}(j\omega_\nu)=\operatorname{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)+j\operatorname{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu). \tag{8}$$

Условие соответствия аппроксимирующей комплексной частотной характеристики экспериментальной запишется так:

$$W_{y\lambda}^{E}(j\omega_\nu)=W_{y\lambda}^{sys}(j\omega_\nu). \tag{9}$$

Объединение выражений (6), (8) и (9) дает

$$\operatorname{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)+j\operatorname{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)=\operatorname{Re}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu)+j\operatorname{Im}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu), \tag{10}$$

т. е.

$$\begin{cases} \mathrm{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu) = \mathrm{Re}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu), \\ \mathrm{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu) = \mathrm{Im}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu) \quad (\nu = \overline{1, N}). \end{cases} \tag{11}$$

В выражения для $\mathrm{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)$ и $\mathrm{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)$ входят неизвестные параметры передаточной функции (4): $\overrightarrow{b_{y\lambda}} = \mathrm{col}(b_{y\lambda 1} b_{y\lambda 2} \ldots b_{y\lambda m1})$, $\overrightarrow{a_{y\lambda}} = \mathrm{col}(a_{y\lambda 1} a_{y\lambda 2} \ldots a_{y\lambda n1})$, $k_{y\lambda}$, $\tau_{y\lambda}$, $\overrightarrow{b_{\mu\lambda}} = \mathrm{col}(b_{\mu\lambda 1} b_{\mu\lambda 2} \ldots b_{\mu\lambda m2})$, $\overrightarrow{a_{\mu\lambda}} = \mathrm{col}(a_{\mu\lambda 1} a_{\mu\lambda 2} \ldots a_{\mu\lambda n2})$, $k_{y\mu}$, $\tau_{y\mu}$, для определения которых из уравнений (11) можно для различных значений ω_ν составить систему $(m_1 + n_1 + m_2 + n_2 + 4) \le 2N$ уравнений и разрешить ее относительно параметров. Решения нескольких систем таких уравнений для различных комбинаций частот соответствуют некоторым наборам значений параметров передаточной функции. Усредненные значения этих параметров можно взять в качестве искомых оценок.

Однако чтобы использовать все экспериментальные данные о $\mathrm{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)$ и $\mathrm{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)$ для всего спектра исследованных частот ($\nu = \overline{1, N}$), следует найти решение задачи нелинейного программирования, использующей все степени свободы выборки экспериментальных значений $\mathrm{Re}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu)$ и $\mathrm{Im}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu)$, дающее оценки по методу наименьших квадратов параметров передаточной функции (4):

$$\begin{aligned} &\Bigg\{ \Phi(\overrightarrow{b_{y\lambda}}, \overrightarrow{a_{y\lambda}}, k_{y\lambda}, \tau_{y\lambda}, \overrightarrow{b_{\mu\lambda}}, \overrightarrow{a_{\mu\lambda}}, k_{y\mu}, \tau_{y\mu}) = \sum_{\nu=1}^{N} (\mathrm{Re}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu) - \mathrm{Re}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu))^2 + \\ &+ \sum_{\nu=1}^{N} (\mathrm{Im}W_{y\lambda}^{E}(\omega_\nu) - \mathrm{Im}W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu))^2 \to \min_{\overrightarrow{b_{y\lambda}}, \overrightarrow{a_{y\lambda}}, k_{y\lambda}, \tau_{y\lambda}, \overrightarrow{b_{\mu\lambda}}, \overrightarrow{a_{\mu\lambda}}, k_{y\mu}, \tau_{y\mu}} \Bigg\} \to \overrightarrow{b_{y\lambda}^0}, \overrightarrow{a_{y\lambda}^0}, k_{y\lambda}^0, \tau_{y\lambda}^0, \overrightarrow{b_{\mu\lambda}^0}, \overrightarrow{a_{\mu\lambda}^0}, k_{\mu\lambda}^0, \tau_{\mu\lambda}^0, \end{aligned} \tag{12}$$

где $\overrightarrow{b_{y\lambda}^0}, \overrightarrow{a_{y\lambda}^0}, k_{y\lambda}^0, \tau_{y\lambda}^0, \overrightarrow{b_{\mu\lambda}^0}, \overrightarrow{a_{\mu\lambda}^0}, k_{\mu\lambda}^0, \tau_{\mu\lambda}^0$ — оценки параметров передаточной функции (4).

Пример идентификации каналов передачи «вход–выход» с запаздыванием имитационной модели управляемого объекта

Для иллюстрации изложенного подхода к идентификации исследована простая имитационная модель системы управления, состоящая из модели объекта и регулятора. Объект имеет два входа и один выход и обладает различным транспортным запаздыванием по каналам передачи. Один из входов является управляющим воздействием μ, второй является контролируемым возмущением λ. Выходная управляемая величина y изменяется в результате управляющего воздействия μ, вырабатываемого регулятором, работающим по пропорционально-интегральному закону регулирования, на основании отклонения управляемой величины от задания. Структурная схема модели системы представлена на рис. 2.

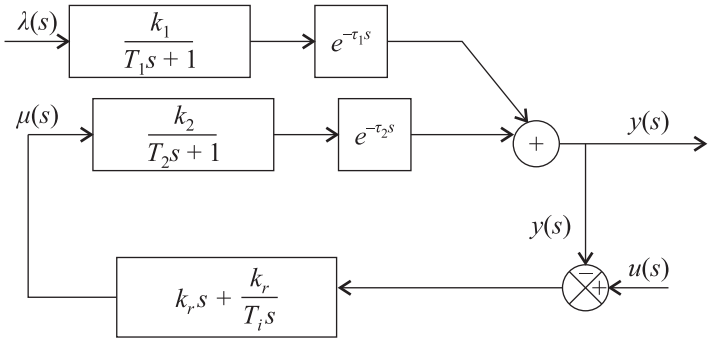

Рис. 2. Структурная схема модели системы управления (см. пояснения в тексте)

Математическое описание объекта имеет вид

$$y(s)=\sum_{i=1}^{2} y_i(s)=W_{y\lambda}(s)\lambda(s)+W_{y\mu}(s)\mu(s)=W_{y\lambda}(s)\lambda(s)+W_{y\mu}(s)W_r(s)\big(u(s)-y(s)\big)=$$
$$=\frac{W_{y\lambda}(s)\lambda(s)}{1+W_{y\mu}(s)W_r(s)}+\frac{W_{y\mu}(s)W_r(s)u(s)}{1+W_{y\mu}(s)W_r(s))}, \qquad (13)$$

где $W_{y\lambda}(s)=\dfrac{k_1}{T_1 s+1}e^{-s\tau_1}$, $W_{y\mu}(s)=\dfrac{k_2}{T_2 s+1}e^{-s\tau_2}$, $W_r(s)=k_r+\dfrac{k_r}{T_i s}$, $y(s)$ — изображение сигнала на выходе объекта, $\lambda(s)$ — изображение сигнала на контролируемом входе объекта, $\mu(s)$ — изображение сигнала на управляемом входе объекта, k_1, k_2 — коэффициенты передачи объекта по соответствующему каналу, τ_1, τ_2 — чистые запаздывания по соответствующему каналу, T_1, T_2 — постоянная времени объекта по соответствующему каналу, k_r — коэффициент передачи регулятора, T_i — постоянная интегрирования регулятора.

В вычислительном эксперименте на модели (13) на входе системы, соответствующем контролируемому возмущению (λ), реализован дискретный случайный процесс с постоянным периодом квантования и значениями дискрет, представляющими собой нормально распределенные случайные числа. Входные сигналы пропущены через высокочастотный фильтр в виде апериодического звена второго порядка, что позволило получить на входе системы сигналы, близкие по характеру зашумленным низкочастотным сигналам промышленных объектов.

По полученным в результате вычислительного эксперимента на модели (13) данным была обучена во временно́й области динамическая нейронная сеть, структура которой приведена на рис. 3.

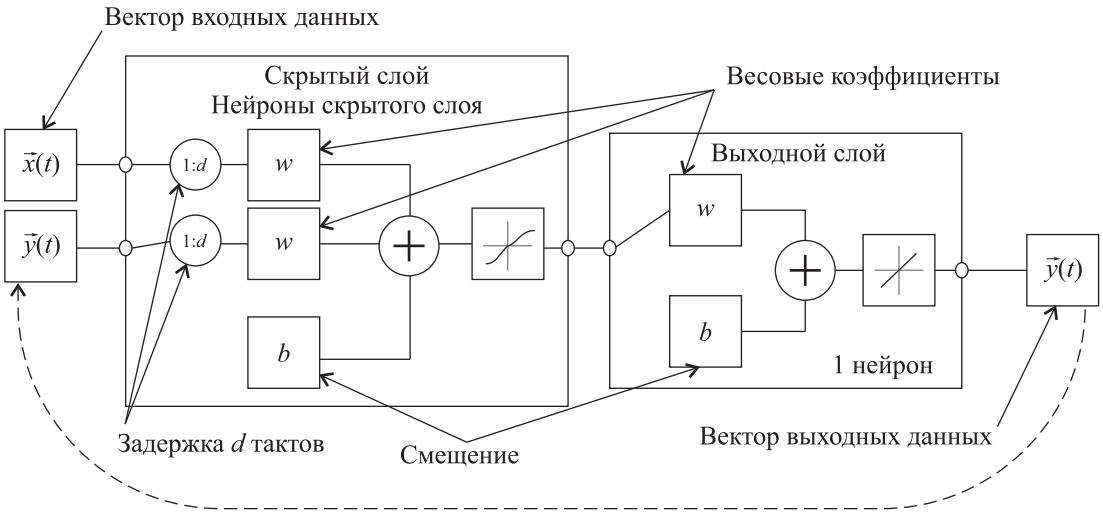

Рис. 3. Структура сети (см. пояснения в тексте)

Для нейросетевого моделирования системы применена нелинейная автокорреляционная нейронная сеть с внешними входами, которая является рекуррентной сетью с обратной связью и скрытым слоем, реализующая разностную формулу:

$$y[m\Delta t]=f\,(y[(m-1)\Delta t], y[(m-2)\Delta t],\ldots, y[(m-d)\Delta t], x[(m-1)\Delta t], x[(m-2)\Delta t],\ldots, x[(m-d)\Delta t]),$$

где $m=0, 1, 2, \ldots, d$ — такты срабатывания (вычисления) нейронной сети (в эксперименте $d=4$), Δt — период квантования времени (интервал дискретизации).

Сеть имеет два внешних входа, на которые подаются значения входных сигналов объекта — контролируемого возмущения и управляющего воздействия регулятора. Сигнал управляющего воздействия формируется детерминированной моделью, описывающей поведение ре-

гулятора имитационной системы управления. На вход сети подается также значение выходного сигнала объекта. Время квантовано с заданным периодом дискретности. Сигналы, подаваемые на вход сети, соответствуют определенным дискретным моментам времени. Структура нейросетевой модели системы с детерминированным регулятором приведена на рис. 4.

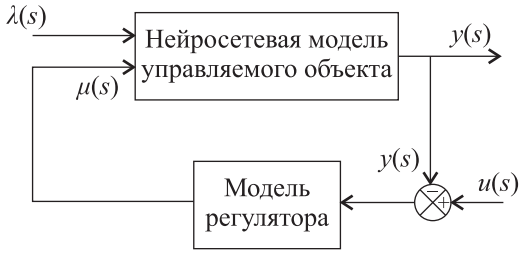

Рис. 4. Структура нейросетевой модели системы (см. пояснения в тексте)

Процесс обучения нейронной сети является итерационной процедурой, основанной на минимизации количества элементов структуры сети и объема обучающей выборки при ограничении на значение показателя качества работы нейросетевой модели [Шумихин, Бояршинова, 2015].

В сети установлены задержки на 4 такта, что обеспечивает влияние «исторических» данных с глубиной в 4 такта на значение выходной величины объекта. Сеть имеет 20 нейронов в скрытом слое. Нейрон выходного слоя выдает значения выходного сигнала. Сеть была обучена на представителях, полученных в эксперименте, являющихся парами, включающими вектор значений внешних сигналов и выходной сигнал сети в соответствующие конфигурации сети дискретные моменты времени, начиная с текущего момента времени и далее в глубину «исторических данных».

Предполагая «зашумленность» каналов помехами, целесообразно предварительно оценить возможность аппроксимации рекуррентной нейронной сетью экспериментальных данных, представленных в виде временно́го ряда. Для этого по экспериментальным данным вычисляются взаимно-корреляционные функции по всем каналам передачи. Исследования на построенной нейронной сети следует проводить для тех каналов, взаимно-корреляционная функция которых указывает на наличие линейной связи.

На обученной нейронной сети проведен эксперимент по определению частотных характеристик каналов передачи «вход–выход» (рис. 2). Входной незашумленный синусоидальный сигнал реализован на частотах ω, равных 0.045, 0.05, 0.055, 0.06, 0.07, 0.08, 0.09, 0.1, 0.11, 0.12, 0.13, 0.14 и 0.15 $\frac{1}{\text{ед. времени}}$. На рис. 5 для примера представлены графики входного испытательного периодического сигнала и выходного сигнала сети для частоты $\omega = 0.058\ \frac{1}{\text{ед. времени}}$.

Модуль и фазовый сдвиг экспериментальной частотной характеристики в ν-й точке, соответствующей частоте ω_ν, вычисляются по формулам

$$M(\omega_\nu) = \frac{A_\nu^{\text{вых}}}{A_\nu^{\text{вх}}},$$

$$\phi(\omega_\nu) = -\frac{\Delta T_{k\nu}}{T_{k\nu}} 2\pi,$$

где $A_\nu^{\text{вых}}$, $A_\nu^{\text{вх}}$, $T_{k\nu}$ и $\Delta T_{k\nu}$ — взятые из графиков периодических процессов на входе и выходе сети для частоты ω_ν значения соответственно амплитуд колебаний, периода колебаний и временно́го сдвига входного и первой гармонической составляющей выходного сигналов.

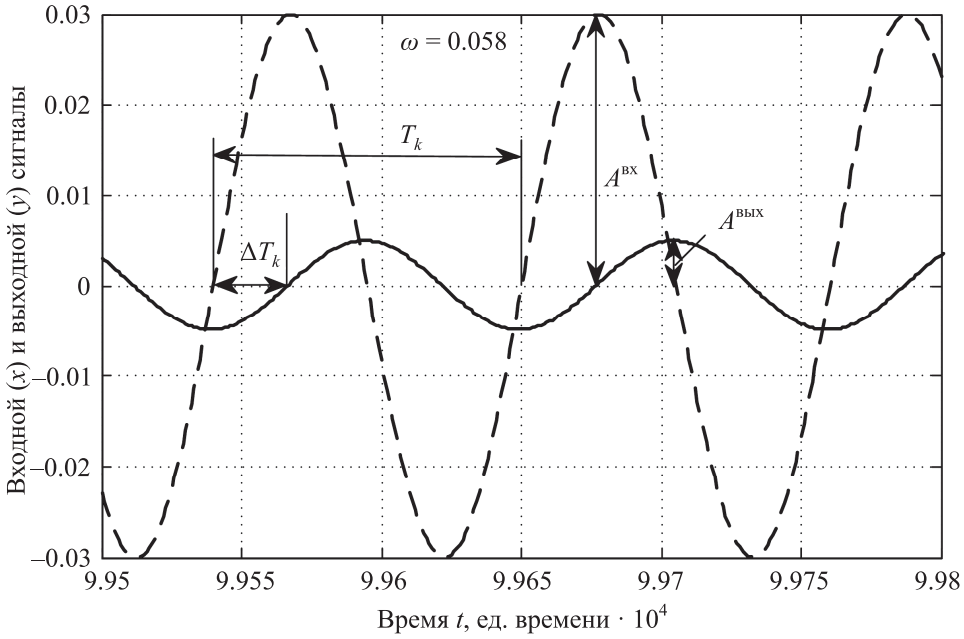

Рис. 5. Пример входного периодического сигнала с частотой 0.058 $\frac{1}{\text{ед. времени}}$ (штриховая линия) и отклика на него нейросетевой модели (сплошная линия)

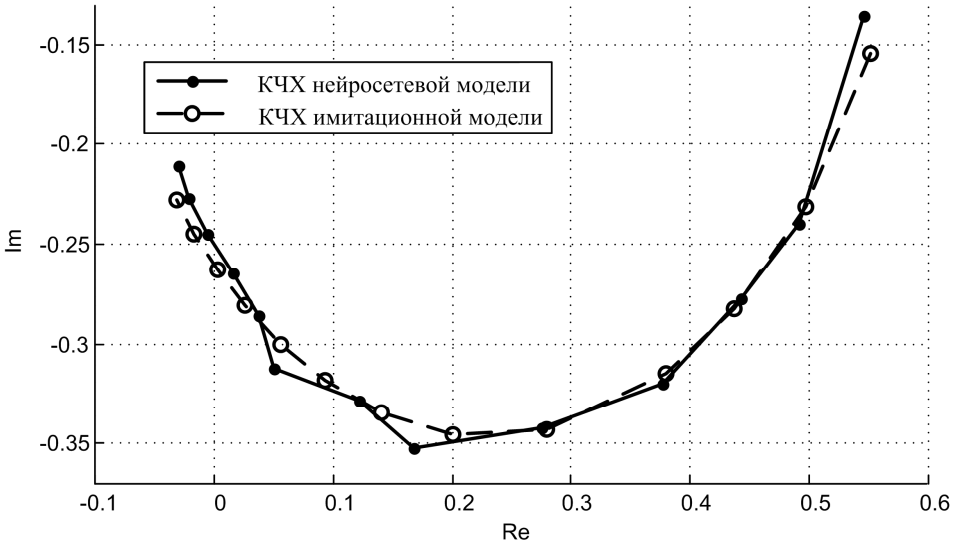

Рис. 6. Комплексная частотная характеристика для первого канала передачи, построенная непосредственно на имитационной модели системы управления и экспериментально по результатам опытов на нейросетевой модели системы управления

Действительной и мнимой частям экспериментальной комплексной частотной характеристики для частоты ω_v соответствуют выражения

$$\mathrm{Re}\, W^{Э}(\omega_v) = M(\omega_v)\cos(\varphi(\omega_v)),$$

$$\mathrm{Im}\, W^{Э}(\omega_v) = M(\omega_v)\sin(\varphi(\omega_v)).$$

Годографы комплексных частотных характеристик экспериментальной (нейросетевой) и эталонной (имитационной) моделей системы управления представлены на рис. 6.

Для оценки параметров модели (13) по результатам эксперимента с нейронной сетью на всей области исследованных частот составлены выражение для аппроксимирующей комплексной частотной характеристики первого канала «вход–выход»:

$$W_{y\lambda}^{sys}(j\omega_\nu) = \frac{\dfrac{k_1}{T_1 s + 1} e^{-j\omega_\nu \tau_1}}{1 + \dfrac{k_2}{T_2 j\omega_\nu + 1} e^{-j\omega_\nu \tau_2} \left(k_r + \dfrac{k_r}{T_i j\omega_\nu} \right)} = \mathrm{Re} W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu) + j\,\mathrm{Im} W_{y\lambda}^{sys}(\omega_\nu)$$

и выражение функции ошибки, соответствующей задаче (12):

$$\Phi(k_1, \tau_1, T_1, k_2, \tau_2, T_2) = \sum_{\nu=1}^{N} (\mathrm{Re} W^{Э}(\omega_\nu) - \mathrm{Re} W_{y\lambda_1}^{sys}(\omega_\nu))^2 + \\ + \sum_{\nu=1}^{N} (\mathrm{Im} W^{Э}(\omega_\nu) - \mathrm{Im} W_{y\lambda_1}^{sys}(\omega_\nu))^2. \quad (14)$$

Решение задачи (12) с функцией ошибки (14), доставляющее ей минимум, дает значения искомых оценок k_1, τ_1, T_1, k_2, τ_2, T_2. Решение получено методом сканирования. Найденные при решении значения оценок параметров модели (13) ($k_1 = 1.1$, $T_1 = 35$, $\tau_1 = 3$; $k_2 = 0.6$, $T_2 = 41$, $\tau_2 = 1$) близки к значениям параметров исходной имитационной модели ($k_1 = 0.7$, $T_1 = 20$, $\tau_1 = 4$; $k_2 = 0.5$, $T_2 = 50$, $\tau_2 = 1$).

Годографы комплексных частотных характеристик экспериментальной (нейросетевой) модели системы управления, эталонной (имитационной) модели системы управления и модели системы управления, построенной по найденным значениям параметров передаточных функций каналов объекта, представлены на рис. 7.

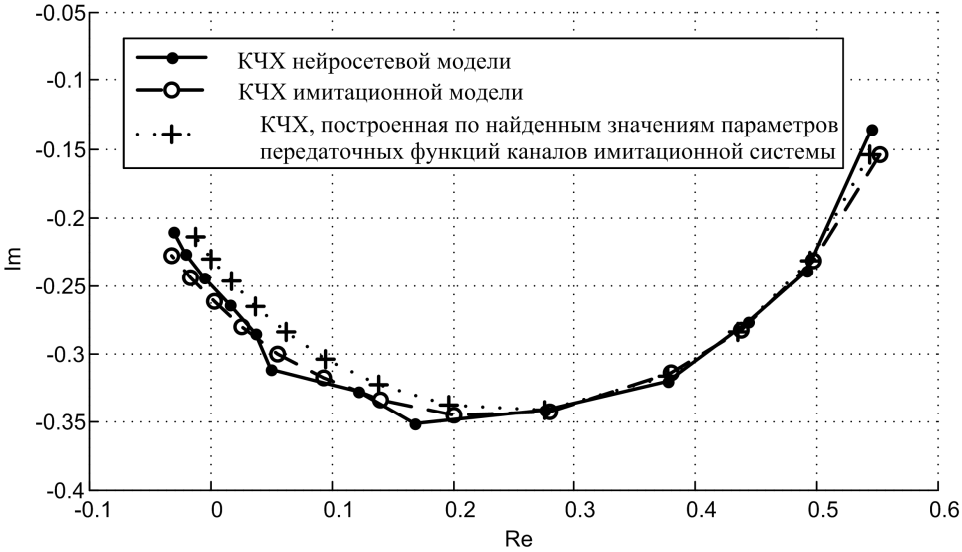

Рис. 7. Комплексная частотная характеристика для первого канала передачи, построенная непосредственно на имитационной модели системы управления, экспериментально по результатам опытов на нейросетевой модели системы управления и построенная на основании найденных значений параметров передаточных функций каналов объекта

На рис. 8 приведены переходные характеристики, построенные на имитационной модели системы управления и модели системы управления, идентифицированной на построенной нейронной сети. Абсолютная ошибка реакции на единичное ступенчатое воздействие модели системы управления, построенной на нейросетевой модели исследуемой (имитационной) системы управления, не превышает 0.04.

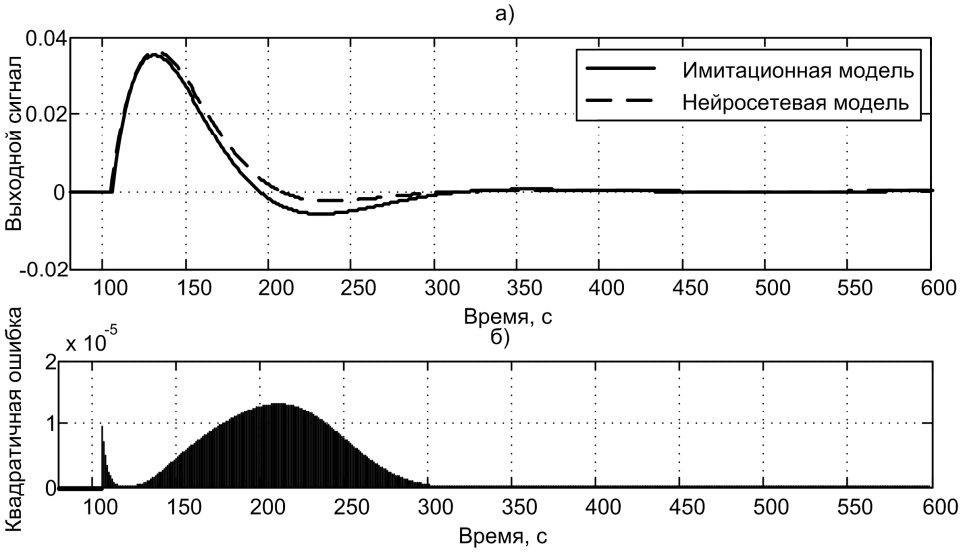

Рис. 8. (а) Переходные характеристики системы управления, построенные на имитационной модели системы управления и модели системы управления, идентифицированной на нейронной сети; (б) модуль абсолютной ошибки реакции модели системы управления, построенной по результатам эксперимента на ее нейросетевой модели на единичное ступенчатое воздействие

Заключение

Проведенные на имитационной системе управления исследования показали, что рассмотренный в статье метод позволяет параметрически идентифицировать объект, входящий в состав системы управления, передаточными функциями каналов «вход–выход». Это является, очевидно, в первую очередь следствием высокой аппроксимирующей способности примененной динамической рекуррентной нейронной сети с обратной связью, а также корректности изложенной методики определения параметров передаточных функций каналов объекта с системой управления по ее экспериментальной частотной характеристике.

Метод примени́м для идентификации автоматизированных технологических объектов управления с непрерывным характером производства по данным пассивных наблюдений технологических переменных в режиме нормальной эксплуатации. Найденные передаточные функции каналов контролируемых возмущений используют при настройке алгоритмов их компенсации в автоматических системах управления.

Список литературы (References)

Бояринов А. И., Кафаров В. В. Методы оптимизации в химической технологии. — М.: Химия, 1975. — 564 с.

Bojarinov A. I., Kafarov V. V. Metody optimizacii v himicheskoj tehnologii [Methods for optimization in chemical technology]. — Moscow: Himija, 1975. — 564 p. (in Russian).

Гартман Т. Н., Клушин Д. В. Основы компьютерного моделирования химико-технологических процессов: уч. пос. для вузов. — М.: Академкнига, 2006. — 416 с.

Gartman T. N., Klushin D. V. Osnovy komp'juternogo modelirovanija himiko-tehnologicheskih processov [Chemical processes computer modeling basics]: Ucheb. posobie dlja vuzov [Fundamentals of Computer Modeling for Chemical Technology Processes]. — Moscow: Akademkniga, 2006 (in Russian).

Дударов С. П., Диев А. Н., Федосова Н. А., Кольцова Э. М. Моделирование свойств конструкционного композитного материала, армированного углеродными нанотрубками, с использованием перцептронных комплексов // Компьютерные исследования и моделирование. — 2015. — Т. 7, № 2. — С. 253–262.

Dudarov S. P., Diev A. N., Fedosova N. A., Kol'cova E. M. Modelirovanie svojstv konstrukcionnogo kompozitnogo materiala, armirovannogo uglerodnymi nanotrubkami, s ispol'zovaniem perceptronnyh kompleksov [Simulation of properties of composite materials reinforced by carbon nanotubes using perceptron complexes] // Komp'juternye issledovanija i modelirovanie [Computer Research and Modeling]. — 2015. — Vol. 7, no. 2. — P. 253–262 (in Russian).

Идрисов И. И. Алгоритмы адаптации и обеспечения отказоустойчивости систем управления газотурбинными двигателями на основе нейросетевых технологий: автореф. дис. … канд. тех. наук. — Уфа, 2009. — 19 с.

Idrisov I. I. Algoritmy adaptacii i obespechenija otkazoustojchivosti sistem upravlenija gazoturbinnymi dvigateljami na osnove nejrosetevyh tehnologij [Algorithms for adapting and ensuring fault tolerance of control systems for gas turbine engines based on neural network technologies]: avtoref. dis. kand. teh. nauk. — Ufa, 2009. — 19 p. (in Russian).

Кафаров В. В., Дорохов И. Н. Системный анализ процессов химической технологии. — М.: Наука, 1976. — 394 с.

Kafarov V. V., Dorohov I. N. Sistemnyj analiz processov himicheskoj tehnologii [System analysis of chemical technology processes]. — Moscow: Nauka, 1976. — 394 p. (in Russian).

Макаров И. М., Лохин В. М., Манько С. В., Романов М. П. Автоматизация синтеза и обучение интеллектуальных систем управления / Под ред. И. М. Макарова, В. М. Лохина. — М.: Наука, 2009.

Makarov I. M., Lohin V. M., Man'ko S. V., Romanov M. P. Avtomatizacija sinteza i obuchenie intellektual'nyh sistem upravlenija [Automation of intelligent control systems synthesis and learning] / Pod red. I. M. Makarova, V. M. Lohina. — Moscow: Nauka, 2009 (in Russian).

Шумихин А. Г., Бояршинова А. С. Алгоритм выбора структурных параметров искусственной нейронной сети и объема обучающей выборки при аппроксимации поведения динамического объекта // Компьютерные исследования и моделирование. — 2015. — Т. 7, № 2. — С. 243–251.

Shumikhin A. G., Bojarshinova A. S. Algoritm vybora strukturnyh parametrov iskusstvennoj nejronnoj seti i obema obuchajushhej vyborki pri approksimacii povedenija dinamicheskogo obekta [Algorithm of artificial neural network architecture and training set size configuration within approximation of dynamic object behavior] // Komp'juternye issledovanija i modelirovanie [Computer Research and Modeling]. — 2015. — Vol. 7, no. 2. — P. 243–251 (in Russian).

Шумихин А. Г., Бояршинова А. С. Идентификация сложного объекта управления по частотным характеристикам, полученным экспериментально на его нейросетевой динамической модели // Автоматика и телемеханика. — 2015. — № 4. — С. 125–134.

Shumikhin A. G., Bojarshinova A. S. Identification of a complex control object with frequency characteristics obtained experimentally with its dynamic neural network model. Automation and Remote Control 2015, 76:4, 650–657 p. DOI: 10.1134/S0005117915040098.

Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления. Оценивание параметров и состояния. — М.: Мир, 1975. — 680 с.

Jejkhoff P. Osnovy identifikacii sistem upravlenija. Ocenivanie parametrov i sostojanija [Fundamentals of control systems identification. Estimation of parameters and state]. — Moscow: Mir, 1975. — 680 p. (in Russian).