

УДК 62-503.51

А.С. Бояршинова, А.Г. Шумихин

Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

ИДЕНТИФИКАЦИЯ ЛАБОРАТОРНОГО ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ ЧАСТОТНЫМИ МЕТОДАМИ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ДИНАМИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Представлены результаты исследования по определению динамических характеристик технологического объекта на основе применения нейронных сетей в качестве инструмента для идентификации взаимосвязей технологических переменных автоматизированных объектов. Приведены результаты исследований на лабораторной установке и способ идентификации лабораторного объекта управления частотными методами с применением нейросетевой динамической модели.

Для оптимальной настройки системы автоматического регулирования необходимо определение динамических характеристик объекта управления.

Технологические объекты, автоматизированные на базе распределенных систем управления, описываемые большим количеством взаимосвязанных переменных и обладающие транспортным запаздыванием, зачастую практически не поддаются классическим методам идентификации динамических характеристик каналов их передачи.

Разработка способа моделирования с достаточной точностью подобных объектов в режиме их нормальной эксплуатации остается актуальной задачей.

Рассматриваемый метод предполагает сбор в режиме пассивного эксперимента информации об объекте управления в виде временных рядов (трендов), проектирование динамической нейронной сети и аппроксимацию ею экспериментально полученных временных рядов, проведение вычислительного эксперимента по определению частотных характеристик интересующих исследователя каналов передачи вход-выход и аппроксимацию полученных частотных характеристик типовыми передаточными функциями технологических объектов управления.

С целью подтверждения достоверности результатов динамические характеристики объекта получены также методом

активного эксперимента непосредственно на объекте управления лабораторной установки. Порядок значений оценок динамических характеристик объекта, полученных предложенным методом, близок к значениям оценок динамических характеристик объекта, полученных путем обработки результатов активного эксперимента.

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

Ключевые слова: *объект управления, моделирование, нейронная сеть, идентификация, комплексная частотная характеристика, передаточная функция.*

A.S. Boyarshinova, A.G. Shumikhin

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

THE LABORATORY CONTROL OBJECT IDENTIFICATION BY FREQUENCY METHOD USING NEURAL NETWORK DYNAMIC MODEL

The article presents the technological object dynamic characteristics research results. The study is based on the neural networks application as an identification tool the technological variables connections. The results of studies on laboratory stand are presented. The control object identification method for laboratory object by frequency methods using a neural network dynamic model is described.

Determination the control object dynamic characteristics is necessary to the automatic control system optimal setting.

Many technological objects are automated by distributed control systems and described by a large number of interconnected variables and a transport delays. Such objects are often not possible to identify by classical methods of identification.

The method involves the collection passive experiment mode information about the object, dynamic neural network design and the experimentally obtained data approximation with the neural network, performing a computational experiment to determine the frequency charac-

teristics and approximation of frequency characteristics with transfer functions.

To confirm the reliability of the results the object dynamic characteristics are obtained, as well by an active experiment in the laboratory control object. The object dynamic characteristics estimates order are close.

The method is applicable for the identification of complex automated engineering systems with continuous nature of production according to the passive observation of technological variables

The method is applicable for the complex automated technological object identification with continuous production according to the process variables passive observation. Found controlled disturbances channel transfer functions are used in setting their compensation algorithms in automatic control systems.

Keywords: *control object, modeling, neural network, identification, frequency response, the transfer function.*

Сложные химико-технологические системы характеризуются наличием множества параметров, влияющих на ход процесса, сложными взаимосвязями различных величин, которые трудно описать аналитически, а также наличием чистого запаздывания в каналах регулирования технологических параметров. В состав специализированного программного обеспечения химико-технологических систем включаются приложения, позволяющие реализовать на действующем производственном объекте управляющие функции, повышающие качество процессов управления, для настройки которых требуется идентификация соответствующих каналов передачи вход-выход передаточными функциями.

Аналитически или по результатам пассивного эксперимента не всегда можно получить адекватную модель объекта, а проведение активного эксперимента часто невозможно [1].

Получить достаточно точное математическое описание объекта управления аналитически для сложных технологических объектов с большим количеством взаимосвязанных переменных, управляющих и возмущающих сигналов, практически или невозможно, или связано с большими материальными и временными затратами [2–4].

В статье рассматривается достаточно простой способ моделирования химико-технологических систем. Предлагается использование нейронных сетей в качестве инструмента для идентификации взаимосвязей технологических переменных автоматизированных объектов [5–8].

Класс нейронных сетей, имеющих в своем составе элементы в виде обратных связей, называется рекуррентными сетями и позволяет моделировать поведение динамических объектов [9, 10]. Временные задержки входных сигналов и сигналов обратных связей позволяют моделировать поведение инерционных объектов с чистым запаздыванием, которыми обычно являются химико-технологические системы.

Нейросетевая модель позволяет провести на ней активные опыты вычислительного эксперимента, которые невозможны на реальном объекте в режиме его эксплуатации, и получить необходимые данные для идентификации каналов объекта передаточными функциями.

С целью иллюстрации метода идентификации проведены исследования на лабораторной установке. Схема лабораторной установки представлена на рис. 1.

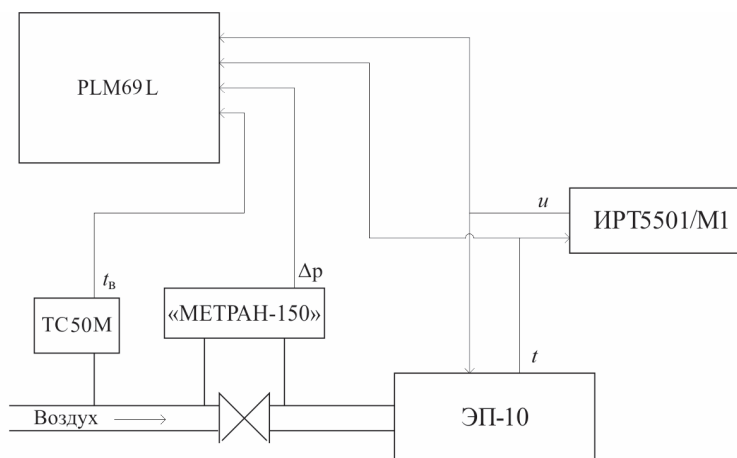


Рис. 1. Лабораторная установка

Объектом является эмулятор печи «ОВЕН-ЭП10». Эмулятор печи предназначен для проведения экспериментов в процессе наладочных работ с применением терморегуляторов. ЭП10 выступает в качестве объекта управления и представляет собой миниатюрную печь. В качестве терморегулятора используется измеритель-регулятор технологический ИРТ 5501/М1. Эмулятор печи обдувается воздухом. Температура воздуха измеряется термопреобразователем сопротивления ТС50М. Воздух проходит через сужающее устройство, перепад давления на котором измеряется датчиком «МЕТРАН-150». Все параметры регистрируются многоканальным технологическим регистратором РМТ69L.

Возмущающему воздействию – изменяемому расходу воздуха на обдув печи ЭП10 – соответствует регистрируемый перепад давления на дросселе (сужающем устройстве). Воздух, подаваемый на обдув, пропускается через змеевик, помещенный на водяную баню. Температура водяной бани изменяется путем добавления горячей или захлажденной воды. Управляющему воздействию – изменению выходного сигнала терморегулятора ИРТ 5501/М1 – физически в эмуляторе печи соответствует изменение напряжения тока на нагревателе.

На лабораторной установке проведено 2 эксперимента. В первом получены экспериментальные переходные характеристики объекта по каналам: перепад давления (dp), температура воздуха (t_b), управляющее воздействие (u) – температура в печи (t). Пример переходной характеристики представлен на рис. 2.

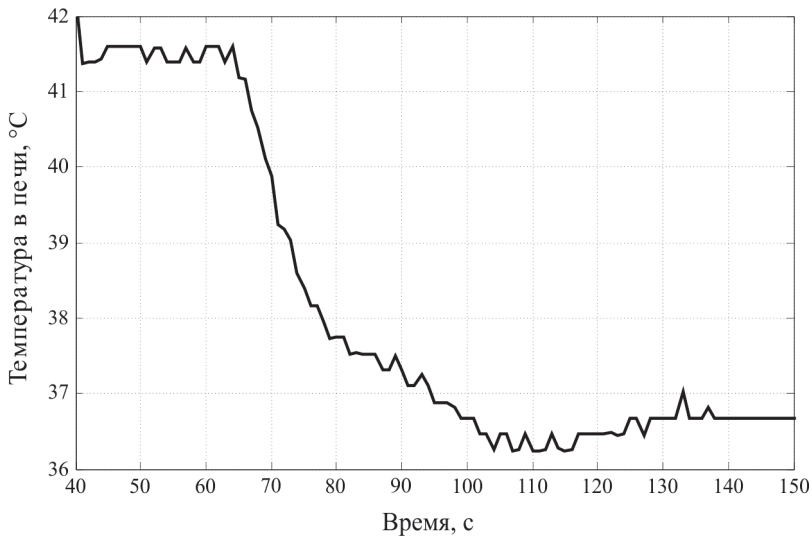


Рис. 2. Переходная характеристика по каналу управления

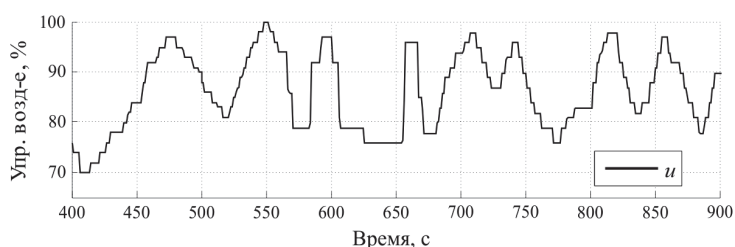
Управляющее воздействие в виде ступенчатого сигнала изменялось от значения 93,15 до значения 65,15 % в момент времени, равный 61 с. В результате обработки переходной характеристики получены следующие параметры передаточной функции по каналу управления: $k_p = 0,19$, $\tau_{зап} = 5,5$, $T = 8,75$.

Во втором эксперименте получены тренды контролируемого параметра и параметров по каналам возмущений и управляющего воздействия. Фрагмент трендов представлен на рис. 3.

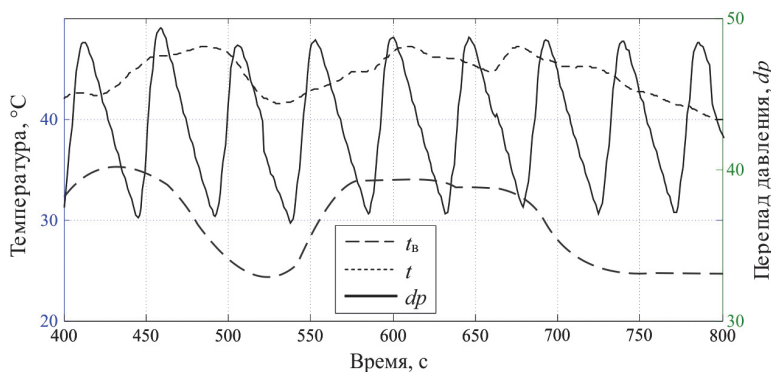
По наработанным данным была обучена динамическая нелинейная автокорреляционная нейронная сеть, которая является рекуррентной сетью с обратной связью и внутренним слоем, реализующая разностную формулу

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

где m – такты срабатывания (вычисления) нейронной сети (в эксперименте $d = 10$), $m = 0, 1, 2, \dots, d$; Δt – период квантования времени (интервал дискретизации).



а



б

Рис. 3. Фрагмент трендов контролируемых параметров: а – управляющего воздействия u ; б – температуры печи t , температуры воздуха t_v и перепада давления на сужающем устройстве dp

Процесс обучения сети является итерационной процедурой. При обучении сети подбираются значения синаптических весовых коэффициентов и количество нейронов в скрытом слое. Подбор синаптических весовых коэффициентов при обучении сети осуществляется итерационно до стабилизации значений квадратичной функции ошибки. Количество нейронов в скрытом слое определяется по допустимому

значению функции ошибки при тестировании сети. Обучение сети осуществляется до достижения заданного по значению функции ошибки качества обучения.

Сеть имеет 3 внешних входа, 30 нейронов в скрытом слое и задержки на 10 тактов. Структура сети приведена на рис. 4.

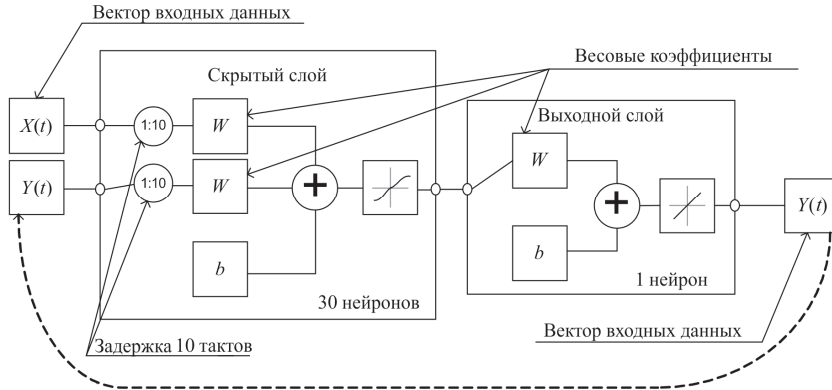


Рис. 4. Структура сети

При подаче на соответствующие входы нейросетевой модели периодических испытательных воздействий получены частотные характеристики моделируемого объекта. На рис. 5 представлен пример входного периодического сигнала с частотой 0,058 Гц и отклика на него нейросетевой модели.

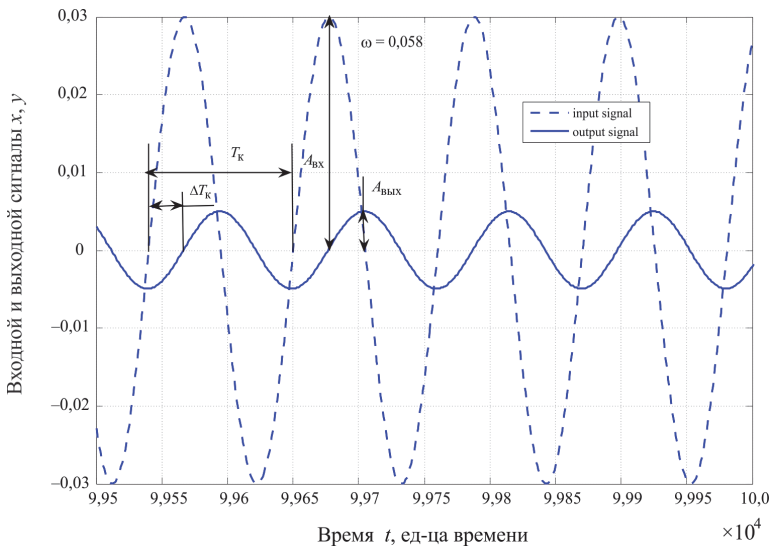


Рис. 5. Пример входного периодического сигнала с частотой 0,058 Гц и отклика на него нейросетевой модели

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

$$M(\omega_\nu) = \frac{A_\nu^{\text{ВЫХ}}}{A_\nu^{\text{ВХ}}};$$

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

где $A_\nu^{\text{ВЫХ}}$, $A_\nu^{\text{ВХ}}$, $T_{k\nu}$ и $\Delta T_{k\nu}$ – взятые с графиков периодических процессов на входе и выходе сети для частоты ω_ν значения соответственно амплитуд колебаний, периода колебаний и временного сдвига входного и первой гармонической составляющей выходного сигналов.

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

$$\text{Re}^\varnothing(\omega_\nu) = M(\omega_\nu) \cdot \cos\varphi(\omega_\nu),$$

$$\text{Im}^\varnothing(\omega_\nu) = M(\omega_\nu) \cdot \sin\varphi(\omega_\nu).$$

Экспериментальная комплексная частотная характеристика для канала передачи управляющее воздействие – температура печи, построенная по результатам опытов на нейросетевой модели, представлена на рис. 6.

Для оценки на всей области исследованных частот параметров канала объекта по результатам эксперимента на нейронной сети составлена аппроксимирующая комплексная частотная характеристика:

$$W^{An}(j\omega_\nu) = \frac{k_{об} e^{-j\omega_\nu \tau_{зап}}}{Tj\omega_\nu + 1} = \frac{k_{об}(1 - Tj\omega_\nu)}{T^2\omega_\nu^2 + 1} (\cos(\omega_\nu \tau_{зап}) - j \sin(\omega_\nu \tau_{зап})) = \frac{k_{об} \cos(\omega_\nu \tau_{зап}) - k_{об} T \omega_\nu \sin(\omega_\nu \tau_{зап})}{T^2\omega_\nu^2 + 1} - j \frac{k_{об} \sin(\omega_\nu \tau_{зап}) + k_{об} T \omega_\nu \cos(\omega_\nu \tau_{зап})}{T^2\omega_\nu^2 + 1}.$$

Получена функция ошибки, минимум которой дает значения искомым оценкам:

$$\Phi(k_{об}, T, \tau_{зап}) = \sum_{\nu=1}^n (\text{Re}^\varnothing(\omega_\nu) - \text{Re}^{An}(\omega_\nu))^2 - \sum_{\nu=1}^n (\text{Im}^\varnothing(\omega_\nu) + \text{Im}^{An}(\omega_\nu))^2 =$$

$$= \sum_{v=1}^n (\operatorname{Re}^{\ominus}(\omega_v) - \frac{k_{об} \cos(\omega_v \tau_{зап}) - k_{об} T \omega_v \sin(\omega_v \tau_{зап})}{T^2 \omega_v^2 + 1})^2 -$$

$$- \sum_{v=1}^n (\operatorname{Im}^{\ominus}(\omega_v) + \frac{k_{об} \sin(\omega_v \tau_{зап}) + k_{об} T \omega_v \cos(\omega_v \tau_{зап})}{T^2 \omega_v^2 + 1})^2.$$

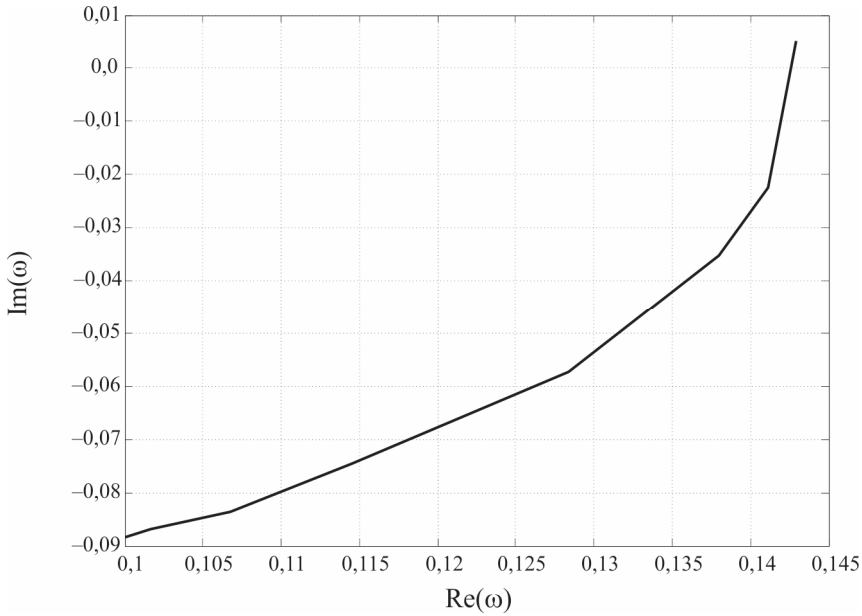


Рис. 6. Экспериментальная комплексная частотная характеристика для канала передачи управляющее воздействие – температура печи, построенная по результатам опытов на нейросетевой модели

Порядок значений оценок параметров канала объекта, найденных по результатам эксперимента с нейронной сетью ($kp = 0,144$; $\tau_{зап} = 8,732$; $T = 12,05$), близок к порядку оценок параметров, полученных путем обработки экспериментальной переходной характеристики реального объекта – эмулятора печи ($kp = 0,19$; $\tau_{зап} = 5,5$; $T = 8,75$). Разницу в значениях оценок следует объяснить недостаточной воспроизводимостью физических экспериментов и разными методиками обработки результатов вычислительного эксперимента с нейронной сетью и натурального эксперимента по получению экспериментальных переходных характеристик объекта при достаточно высоком классе точности средств измерения.

С аналогичной точностью получены результаты и для остальных каналов передачи.

Проведенные исследования с «прозрачными» лабораторными примерами показали, что рассмотренный метод позволяет достаточно точно параметрически идентифицировать объект передаточной функцией. Это является следствием высокой аппроксимирующей способности примененной в качестве нейросетевой модели динамической многослойной рекуррентной нейронной сети с обратной связью, а также следствием корректности изложенной методики определения параметров передаточной функции объекта по его экспериментальным частотным характеристикам. Метод применим для идентификации сложных автоматизированных технологических объектов управления по данным пассивных наблюдений технологических переменных в режимах их нормальной эксплуатации. Найденные передаточные функции каналов контролируемых возмущений могут быть использованы для настройки алгоритмов компенсации в автоматических системах управления.

Список литературы

1. Эйхофф П. Основы идентификации систем управления. Оценка параметров и состояния. – М.: Мир, 1975. – 680 с.
2. Бояринов А.И., Кафаров В.В. Методы оптимизации в химической технологии. – М.: Химия, 1975. – 564 с.
3. Гартман Т.Н., Клушин Д.В. Основы компьютерного моделирования химико-технологических процессов: учеб. пособие для вузов. – М.: Академкнига, 2006. – 416 с.
4. Кафаров В.В., Дорохов И.Н. Системный анализ процессов химической технологии. – М.: Наука, 1976. – 394 с.
5. Сараев П.В. Численные методы интервального анализа в обучении нейронных сетей // *АиТ.* – 2012. – № 11. – С. 129–143.
6. Габитов Р.Ф. Многомерное модельно-предикторное управление прокалкой катализаторов крекинга, основанное на алгоритме с интервальной неопределенностью: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Уфа, 2012. – 19 с.
7. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С., Орехов М.С. Применение нейросетевых моделей при автоматизированном управлении сложными химико-технологическими системами // *Ползуновский вестник.* – 2012. – № 3/2. – С. 9–12.
8. Идрисов И.И. Алгоритмы адаптации и обеспечения отказоустойчивости систем управления газотурбинными двигателями на основе нейросетевых технологий: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Уфа, 2009. – 19 с.
9. Аведьян Э.Д. Алгоритмы настройки многослойных нейронных сетей // *АиТ.* – 1995. – № 4. – С. 106–118.

10. Автоматизация синтеза и обучение интеллектуальных систем управления / И.М. Макаров, В.М. Лохин, С.В. Манько, М.П. Романов; под ред. И.М. Макарова и В.М. Лохина. – М.: Наука, 2009. – 228 с.

References

1. Eykhhoff P. Osnovy identifikatsiya sistem upravleniya. Otsenivanie parametrov i sostoyaniya [Control system identification basics. Parameters and state estimation]. Moscow: Mir, 1975. 680 p.

2. Boyarinov A.I., Kafarov V.V. Metody optimizatsii v khimicheskoy tekhnologii [Methods of chemical technology optimization]. Moscow: Khimiya, 1975. 564 p.

3. Gartman T.N., Klushin D.V. Osnovy kompyuternogo modelirovaniya khimiko-tekhnologicheskikh protsessov [Chemical processes computer modeling basics]. Moscow: Akadem-kniga, 2006. 416 p.

4. Kafarov V.V., Dorohov I.N. Sistemnyy analiz protsessov khimicheskoy tekhnologii [Chemical technology processes system analysis]. Moscow: Nauka, 1976. 394 p.

5. Saraev P.V. Chislennyye metody intervalnogo analiza v obuchenii neyronnykh setey [Numerical methods of interval analysis in learning neural network]. *Autom. Remote Control*, 2012, no. 11, pp. 129-143.

6. Gabitov R.F. Mnogomernoe modelno-prediktornoe upravlenie prokalkoy katalizatorov krekinga, osnovannoe na algoritme s intervalnoy neopredelennostyu [Multivariate model-predictive control calcination cracking catalysts based on an algorithm with interval uncertainty]: abstract thesis of the candidate of technical sciences. Ufa, 2012. 19 p.

7. Shumikhin A.G., Boyarshinova A.S., Orekhov M.S. Primenenie neyrosetevykh modeley pri avtomatizirovannom upravlenii slozhnymi khimiko-tekhnologicheskimi sistemami [Application of neural network models for automated management of complex chemical-engineering system]. *Polzunovskiy vestnik*, 2012, no. 3/2, pp. 9-12.

8. Idrisov I.I. Algoritmy adaptatsii i obespecheniya otkazoustoychivosti sistem upravleniya gazoturbinnymi dvigatelyami na osnove neyrosetevykh tekhnologiy [Control systems adaptation and fault tolerance algorithms for gas turbine engines based on neural network technologies]: abstract thesis of the candidate of technical sciences. Ufa, 2009. 19 p.

9. Avedyan E.D. Algoritmy nastroyki mnogosloynnykh neyronnykh setey [Learning Algorithms for Multilayer Neural Networks]. *Autom. Remote Control*, 1995, no. 4, pp. 106-118.

10. Makarov I.M., Lokhin V.M., Manko S.V., Romanov M.P. Avtomatizatsiya sinteza i obuchenie intellektualnykh sistem upravleniya [Automation of intelligent control systems synthesis and learning]. Ed. by I.M. Makarova and V.M. Loxhina. Moscow: Nauka, 2009. 228 p.

Об авторах

Бояршинова Анна Сергеевна (Пермь, Россия) – аспирант кафедры автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: boyarshinovaann@gmail.com).

Шумихин Александр Георгиевич (Пермь, Россия) – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: shumichin@gmail.com).

About the authors

Anna S. Boyarshinova (Perm, Russian Federation) – graduate student, department of automation technological processes, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: boyarshinovaann@gmail.com).

Aleksandr G. Shumikhin (Perm, Russian Federation) – doctor of technical sciences, professor, head of department of automation of technological processes, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: shumichin@gmail.com).

Получено 10.04.2014