

DOI: 10.15593/2224-9400/2017.4.07

УДК 519.688+517.44+681.5.034.2

Р.Р. Исламов, А.С. Александрова, А.Г. ШумихинПермский национальный исследовательский
политехнический университет, Пермь, Россия**ОПРЕДЕЛЕНИЕ ГАРМОНИЧЕСКОГО СОСТАВА
ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ СИГНАЛОВ ОБУЧАЮЩЕЙ
ВЫБОРКИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

При проектировании автоматизированных систем управления технологическими процессами необходимо исследовать динамику технологических объектов. Одним из подходов к исследованию динамики технологических процессов является создание нейросетевой модели объекта с целью проведения на ней опытов вычислительного эксперимента в тех случаях, когда на реальном объекте проведение исследований не представляется возможным. Нейросетевая модель технологического объекта способна аппроксимировать поведение объекта, работающего в динамических режимах. Одним из способов исследования динамики технологических объектов по его нейросетевой модели является идентификация каналов частотным методом, подразумевающим воздействие на нейросетевую модель периодическими испытательными сигналами с различной частотой. Для проведения подобных испытаний необходимо определить характеристики испытательных сигналов, дающих корректный результат.

Предлагается исследовать обучающую выборку нейросетевой модели с целью определения ее гармонического состава. Рассмотрено два подхода к определению состава обучающей выборки. Первый подход предполагает применение спектрального анализа обучающей выборки с целью выявления частот с наибольшей спектральной плотностью. Второй подход предполагает разложение обучающей выборки в ряд Фурье с выявлением характеристик наилучших испытательных сигналов.

В работе представлены результаты двух серий опытов, в которых набор частот испытательных сигналов обучающей выборки определен при помощи спектрального анализа. В первом опыте амплитуды определены путем подбора среднего значения экспериментальных сигналов. Установлено, что такой метод не дает количественного критерия однозначного выбора амплитуды. Во втором опыте применен алгоритм разложения сигнала в ряд Фурье. Полученные гармоники с частотами из диапазона, определенного спектральным анализом, использованы в качестве испы-

тательных сигналов. Построенная таким образом экспериментальная комплексная частотная характеристика оказалась наиболее близка к реальной комплексной частотной характеристике.

***Ключевые слова:** нейросетевая модель, идентификация, комплексная частотная характеристика, спектральный анализ, ряд Фурье.*

R.R. Islamov, A.S. Aleksandrova, A.G. Shumikhin

Perm National Research Polytechnic University,
Perm, Russian Federation

DETERMINATION OF THE HARMONIC COMPOSITION OF EXPERIMENTAL SIGNALS OF THE TRAINING SET OF THE NEURAL NETWORK

The research of the dynamics of technological objects is the prevalent problem in the designing the automated control systems for technological processes. One of methods for research of the dynamics of technological process is a creation of the neural network model of the object to carry out the computational experiment with it in those cases when the implementation of the research on real object is impossible. The neural network model of the technological object is able to approximate the behavior of this object operating in dynamic modes. One of the ways for research of the dynamics of technological objects by its neural network model is the identification of transfer channels by the frequency method implying an impact on the neural network model of periodic experimental signals with different frequency. For realizing similar experiments, it is necessary to determine characteristics of experimental signals giving correct result.

It is offered to research the training set of the neural network model with the purpose of identification its harmonic composition. Two approaches for determination of the composition of the training selection are considered. The first approach involves application of spectral analyses of the training set to identify frequencies with highest spectral density. The second approach involves the decomposition of the training selection into a Fourier series with identification of the characteristics of the best experimental signals.

The article represents results of two series of tests in which the set of frequencies of test signals of the training set is determined by spectral analysis. In the first experiment amplitudes were determined by selection an average value of experimental signals. It is established that such method doesn't give a quantitative criterion for an univocal choice of the amplitude. In the second experiment the algorithm for decomposition of the signal into the Fourier series is applied. The received harmonics with frequencies from a range determined by

spectral analysis are used as test signals. The experimental complex frequency characteristic constructed in this way is the closest one to the real experimental complex frequency characteristic.

Keywords: *neural network model, identification, complex frequency characteristic, spectral analysis, Fourier series.*

Искусственные нейронные сети являются одним из инструментов моделирования динамических объектов, позволяющим описать поведение объекта, используя информацию о входных и выходных переменных объекта [1–3]. Нелинейная автокорреляционная нейронная сеть является рекуррентной, т.е. принадлежит к классу нейронных сетей, имеющих в своем составе элементы в виде обратных связей, что позволяет моделировать поведение динамических объектов [4]. Временные задержки входных сигналов и сигналов обратных связей позволяют моделировать поведение инерционных объектов с чистым запаздыванием [5].

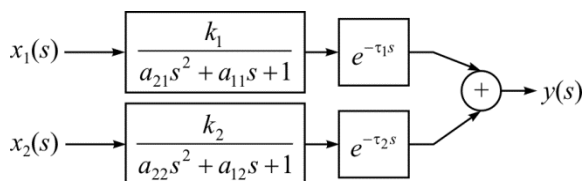
Такая нейросетевая модель может быть использована для проведения на ней опытов вычислительного эксперимента, которые невозможно провести на реальном объекте. Например, идентификация каналов объекта с использованием частотного метода предполагает последовательное воздействие на исследуемый объект или его динамическую модель периодическими испытательными сигналами с различной частотой [6]. Результатом подобных испытаний является набор экспериментальных данных, содержащий значения комплексной частотной характеристики для определенного набора частот [7]. В качестве модели динамического объекта может выступать его нейросетевая модель [8, 9].

Особенностью нейросетевых моделей является способность аппроксимировать поведение динамического объекта по обучающей выборке для тех случаев, которые представлены в обучающей выборке. Например, при подаче на вход нейросетевой модели сигнала, уровень которого не входит в диапазон уровня данного сигнала в обучающей выборке, выход нейросетевой модели будет не верным. Следовательно, можно предположить, что для проведения вычислительного эксперимента на нейросетевой модели с подачей периодических испытательных сигналов необходимо определить допустимый диапазон частот и соответствующих им амплитуд испытательных сигналов. Спектральный анализ экспериментальных сигналов обучающей выборки позволяет определить их частотный состав [10]. Определить амплитуды испытательных сигналов можно разложением экспериментальных сигналов обучающей выборки в ряд Фурье [11, 12].

Любой сигнал, представляющий собой непрерывную периодическую функцию $u(t)$, можно разложить в ряд Фурье, т.е. на гармонические составляющие, характеризующиеся определенным значением частоты и амплитуды [13].

Пример определения гармонического состава экспериментальных сигналов обучающей выборки нейросетевой модели имитационного объекта

Для оценки возможностей предложенного подхода к определению допустимого диапазона частот и соответствующих амплитуд периодических испытательных сигналов в вычислительном эксперименте с нейросетевой моделью исследована простая имитационная модель динамического объекта, состоящего из двух каналов передачи, заданных аperiodическими звеньями 2-го порядка с запаздыванием (рис. 1).



$$k_1 = -0,7; a_{21} = 0; a_{11} = 40; \tau_1 = 5; k_2 = 0,8; a_{22} = 50; a_{12} = 35; \tau_2 = 4.$$

Размерность параметров a_{ij}, τ_j – единицы времени

Рис. 1. Структурная схема имитационного объекта

В вычислительном эксперименте на вход объекта сгенерированы два процесса $x_1(t), x_2(t)$. По полученным входным сигналам на выходе объекта сформировался сигнал $y(t)$. Подаваемые на вход сигналы являются нормально распределенными случайными сигналами, пропущенными через высокочастотный фильтр в виде аperiodического звена второго порядка, что позволяет получить на входе модели сигналы, близкие по характеру зашумленным низкочастотным сигналам промышленных объектов (рис. 2).

По полученным в результате вычислительного эксперимента на имитационной модели объекта данным была обучена динамическая нейронная сеть [14, 15]. В сети установлены задержки на 5 тактов, что обеспечивает влияние «исторических» данных с глубиной в 5 тактов 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 вы-

ходной сигнал сети в соответствующие конфигурации сети дискретные моменты времени, начиная с текущего момента времени и далее в глубину «исторических данных». При тестировании на части экспериментальных данных, не вошедшей в обучающую выборку, нейросетевая модель имитационного объекта выдает значения выходной переменной с абсолютной ошибкой, не превышающей 0,3 ед. измерения (рис. 3).

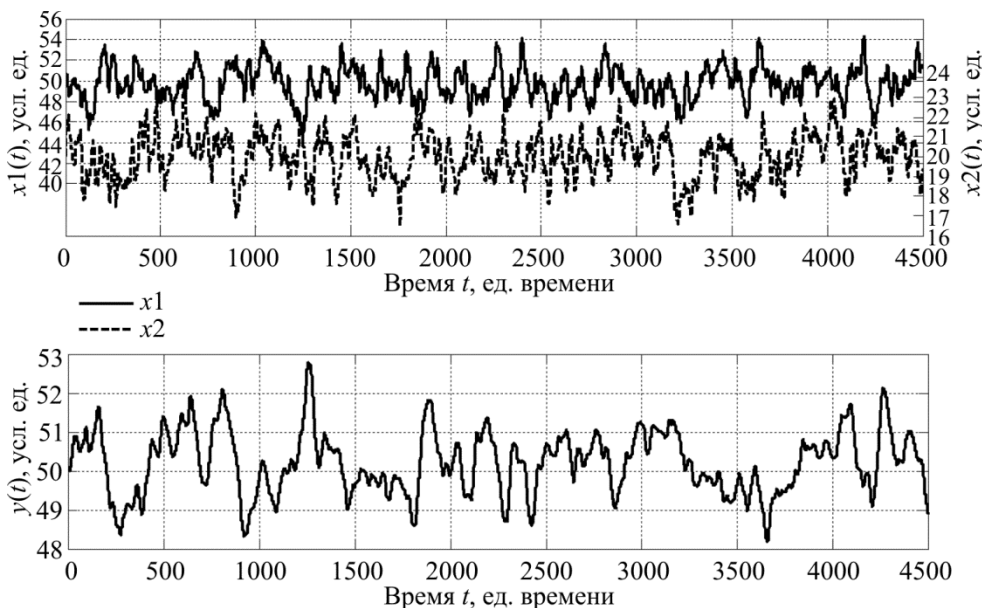


Рис. 2. Экспериментальные данные



Рис. 3. Тестирование нейросетевой модели

Нейросетевая модель использована для проведения на ней опытов вычислительного эксперимента с подачей периодических испытательных сигналов. Проведен спектральный анализ входных сигналов обучающей выборки (рис. 4).

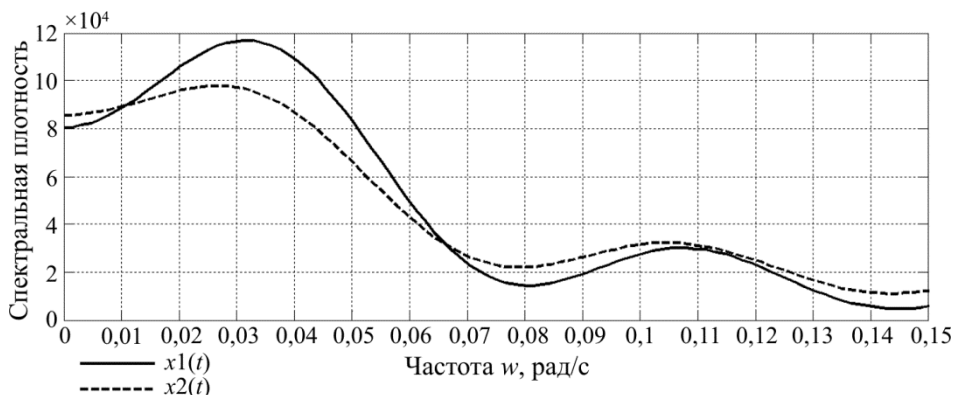


Рис. 4. Спектральная плотность сигналов обучающей выборки

Путем разложения входных сигналов обучающей выборки в ряд Фурье определены амплитуды, соответствующие выбранным гармоникам.

Проведены две серии вычислительных экспериментов, в которых на вход нейросетевой модели подавались испытательные сигналы с характеристиками, выбранными по различным критериям.

В первой серии экспериментов частоты испытательных сигналов выбирались по результатам спектрального анализа сигналов обучающей выборки (см. рис. 4). Частоты с наибольшей спектральной плотностью (из диапазона $[0,001;0,05]$ для $x_1(t)$ и $[0,001;0,045]$ для $x_2(t)$) выбраны в качестве частот испытательных сигналов. Для выбранных частот проводились эксперименты с различными амплитудами испытательных сигналов. Выбраны три уровня амплитуды сигналов: половина от диапазона изменения сигналов обучающей выборки, среднее значение отклонения сигналов обучающей выборки от среднего значения сигнала и пятая часть диапазона изменения сигналов обучающей выборки. В качестве среднего значения испытательного сигнала и значения застabilизированного сигнала рассмотрены три случая: близкие к средним значениям обучающей выборки значения сигналов, близкие к максимальным значениям обучающей выборки значения сигналов, близкие к минимальным значениям обучающей выборки значения сигналов. На рис. 5 приведены полученные в ходе

экспериментов комплексные частотные характеристики первого канала объекта, а также реальная комплексная частотная характеристика, рассчитанная по известной передаточной функции канала объекта.

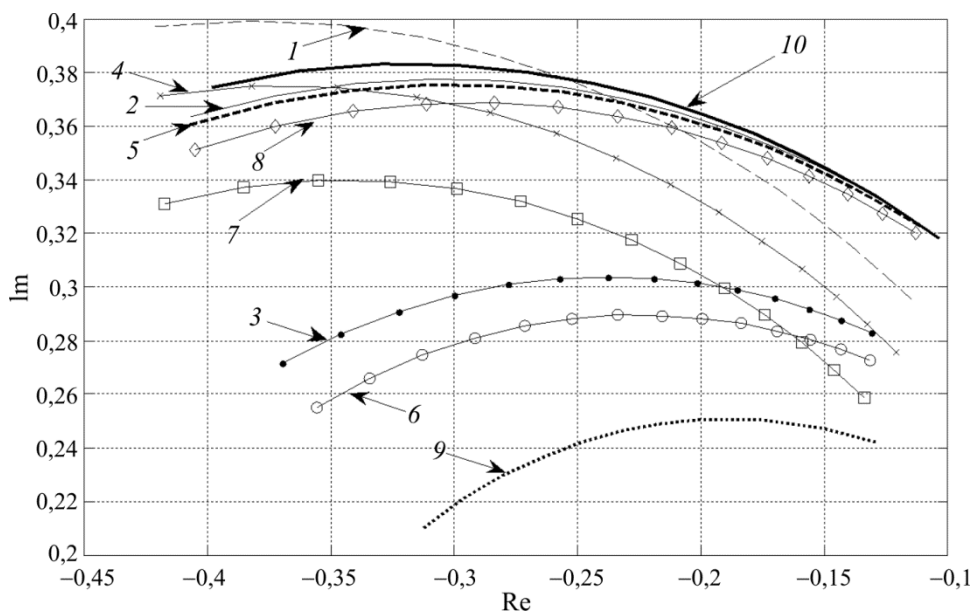


Рис. 5. Комплексные частотные характеристики, полученные в первой серии экспериментов:

- 1 – амплитуда = 1; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 45,4$; $x_2 = 18,6$;
- 2 – амплитуда = 1; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 49,3$; $x_2 = 19,8$;
- 3 – амплитуда = 1; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 57,1$; $x_2 = 20,4$;
- 4 – амплитуда = 1,4; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 45,4$; $x_2 = 18,6$;
- 5 – амплитуда = 1,4; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 49,3$; $x_2 = 19,8$;
- 6 – амплитуда = 1,4; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 51,7$; $x_2 = 20,4$;
- 7 – амплитуда = 2,5; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 45,4$; $x_2 = 18,6$;
- 8 – амплитуда = 2,5; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 49,3$; $x_2 = 19,8$;
- 9 – амплитуда = 2,5; среднее значение вх. сигн.: $x_1 = 51,7$; $x_2 = 20,4$;
- 10 – КЧХ, соответствующая передаточной фракции канала объекта

В результате экспериментальные комплексные частотные характеристики со средними значениями входных сигналов, близкими к средним значениям сигналов обучающей выборки (кривые 2, 5, 8), оказались близки к комплексной частотной характеристике имитационного объекта. Наилучший результат показала экспериментальная комплексная частотная характеристика с наименьшей амплитудой испытательного сигнала (кривая 2). Экспериментальные комплексные частотные характеристики со средними значениями входных сигналов, близкими к

максимальным значениям сигналов обучающей выборки (кривые 3, 6, 9), показали значительное отклонение от реальной комплексной частотной характеристики. Результаты опыта показывают, что в качестве средних значений входных сигналов наилучший результат дают близкие к средним значениям сигналов обучающей выборки. Сформулировать количественный критерий однозначного выбора амплитуды испытательных сигналов по результатам эксперимента не удалось.

Во второй серии экспериментов частоты испытательных сигналов выбирались также по результатам спектрального анализа сигналов обучающей выборки с определением амплитуд сигналов по результатам разложения сигналов обучающей выборки в ряд Фурье. В результате разложения входного сигнала по каналу $x_1 - y$ обучающей выборки в ряд Фурье в качестве испытательных выбраны гармоники: $-0,6202 \cdot \cos(0,0101 \cdot t)$; $0,4052 \cdot \cos(0,0126 \cdot t)$; $-0,6258 \cdot \cos(0,0151 \cdot t)$; $-0,4157 \cdot \sin(0,0176 \cdot t)$; $0,1569 \cdot \cos(0,0226 \cdot t)$; $-0,1881 \cdot \sin(0,0251 \cdot t)$; $-0,5149 \cdot \sin(0,0277 \cdot t)$; $0,5219 \cdot \sin(0,0302 \cdot t)$; $-0,1529 \cdot \sin(0,0327 \cdot t)$; $0,3453 \cdot \sin(0,0377 \cdot t)$; $-0,8254 \cdot \cos(0,0402 \cdot t)$; $0,3856 \cdot \sin(0,0427 \cdot t)$; $0,1339 \cdot \sin(0,0453 \cdot t)$; $-0,1998 \cdot \cos(0,0503 \cdot t)$. Нулевые гармоники сигналов установлены как средние значения входных сигналов. Экспериментальная и реальная комплексные частотные характеристики представлены на рис. 6.

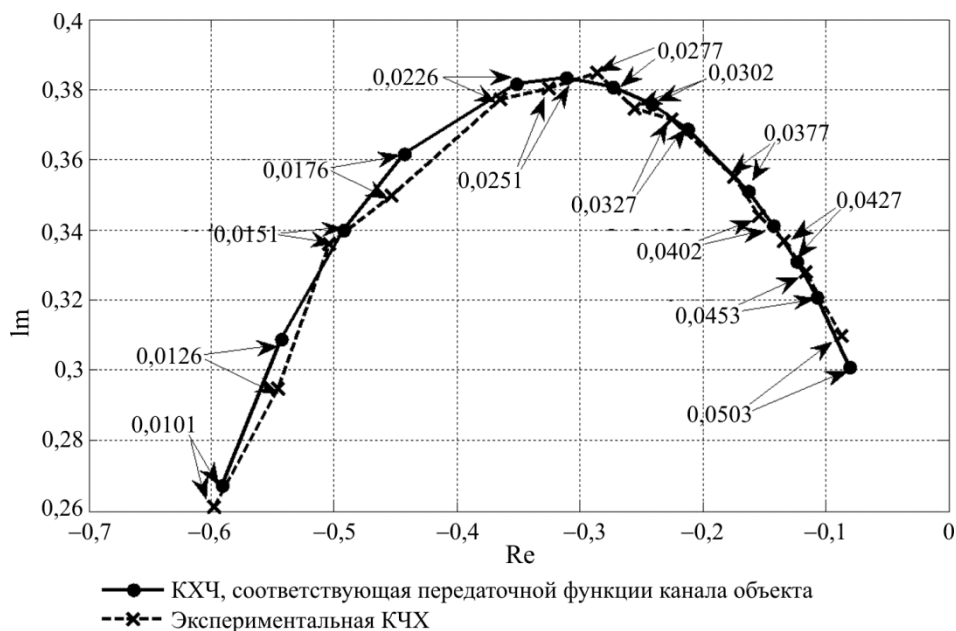


Рис. 6. Комплексные частотные характеристики, полученные во второй серии экспериментов

Полученная экспериментальная комплексная частотная характеристика близка к реальной комплексной частотной характеристике. Результаты эксперимента показывают, что рассмотренный метод позволяет определить оптимальные характеристики периодических испытательных сигналов для проведения опытов на нейросетевой модели динамического объекта.

Заключение

В ходе проведения серий опытов с использованием спектрального анализа испытательных сигналов не удалось сформулировать количественный критерий однозначного выбора амплитуды данных сигналов методом подбора их среднего значения. Однако было выявлено, что наилучшую сходимость с комплексной частотной характеристикой имитационного объекта дают комплексные частотные характеристики со средними значения входных сигналов, близкими к средним значениям сигналов обучающей выборки.

Определение амплитуд испытательных сигналов путем разложения сигналов в ряд Фурье дает достаточно точные результаты. Экспериментальная комплексная частотная характеристика оказалась наиболее близкой к реальной комплексной частотной характеристике. Такой подход позволяет установить оптимальные характеристики периодических испытательных сигналов, необходимые в проведении исследований на нейросетевой модели динамического объекта.

Список литературы

1. Габитов Р.Ф. Многомерное модельно-предикторное управление прокалкой катализаторов крекинга, основанное на алгоритме с интервальной неопределенностью: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Уфа, 2012. – 16 с.
2. Автоматизация синтеза и обучение интеллектуальных систем управления / под ред. И.М. Макарова, В.М. Лохина. – М.: Наука, 2009. – 228 с.
3. Идрисов И.И. Алгоритмы адаптации и обеспечения отказоустойчивости систем управления газотурбинными двигателями на основе нейросетевых технологий: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Уфа, 2009. – 16 с.
4. C. Lee Giles, Steve Lawrance, Ah Chung Tsoi. Noisy time series prediction using a recurrent neural network and grammatical interface // Machine Learning. – 2001. – Vol. 44, no. 1 / 2. – P. 161–183.

5. Howard Demuth, Mark Beale, Martin T. Hagan. Neural Network Toolbox. For use with Matlab. User's Guide. – Natick, 2017. – 512 p.

6. Гартман Т.Н., Клушин Д.В. Основы компьютерного моделирования химико-технологических процессов: учеб. пособие. – М.: Академкнига, 2006. – 416 с.

7. Работников М.А., Бояршинова А.С., Шумихин А.Г. Автоматизация поиска значений параметров передаточной функции канала передачи по экспериментальной комплексной частотной характеристике // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Химическая технология и биотехнология. – 2017. – № 2. – С. 63–76.

8. 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.

9. Шумихин А.Г., Бояршинова А.С. Параметрическая идентификация систем управления с обратной связью на основе нейросетевого моделирования процессов их функционирования [Электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона. – 2017. – № 2. – URL: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n2y2017/4124> (дата обращения: 27.02.2017).

10. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы. – 2-е изд. – М.: Высшая школа, 1998. – 446 с.

11. Каханер Д., Моулер К., Нэш С. Численные методы и программное обеспечение. – М.: Мир, 2001. – 575 с.

12. Выгодский М.Я. Справочник по высшей математике. – М.: АСТ, 2003. – 991 с.

13. Турчак Л.И., Плотников П.В. Основы численных методов. – М.: Физматлит, 2003. – 304 с.

14. 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.

15. Пархоменко С.С., Леденева Т.М. Обучение нейронных сетей методом Левенберга–Марквардта в условиях большого количества данных [Электронный ресурс] // Вестник ВГУ. – 2014. – № 2. – С. 98–104. – URL: <http://elibrary.ru/item.asp?id=21834126> (дата обращения: 27.02.2017).

References

1. Gabitov R.F. Mnogomernoe model'no-prediktornoe upravlenie prokalkoi katalizatorov krekinga, osnovannoe na algoritme s interval'noi neopredelennost'iu [Multidimensional model-predictor control of the cracking of cracking catalysts, based on an algorithm with interval uncertainty]. Abstract of Ph. D. thesis. Ufa, 2012, 16 p.

2. Makarov I.M., Lokhin V.M., Man'ko S.V., Romanov M.P. Avtomatizatsiia sinteza i obuchenie intellektual'nykh sistem upravleniia [Automation of synthesis and training of intelligent control systems]. Moscow, Nauka, 2009, 228 p.

3. Idrisov I.I. Algoritmy adaptatsii i obespecheniia otkazoustoichivosti sistem upravleniia gazoturbinnymi dvigateliami na osnove neurosetevykh tekhnologii [Algorithms for adapting and ensuring fault tolerance of gas turbine engine control systems based on neural network technologies]. Abstract of Ph. D. thesis. Ufa, 2009, 16 p.

4. C. Lee Giles, Steve Lawrence, Ah Chung Tsoi. Noisy time series prediction using a recurrent neural network and grammatical interface. *Machine Learning*, Vol. 44, no. 1 / 2, 2001, pp. 161-183.

5. Howard Demuth, Mark Beale. Neural Network Toolbox. For use with Matlab. User's Guide. Version 4. Release 13. July 2002. 340 pages, chapter 5. pp. 55-68.

6. Gartman T.N., Klushin D.V. Osnovy komp'iuternogo modelirovaniia khimiko-tekhnologicheskikh protsessov [Basics of computer modeling of chemical-technological processes]. Moscow, Akademkniga, 2006, 416 p.

7. Rabotnikov M.A., Boiarshinova A.S., Shumikhin A.G. Avtomatizatsiia poiska znachenii parametrov peredatochnoi funktsii kanala peredachi po eksperimental'noi kompleksnoi chastotnoi kharakteristike [Automation of the search for transmission parameter values of the transmission channel function from the experimental complex frequency response]. *Vestnik PNIPU. Khimicheskaiia tekhnologiia i biotekhnologiia*, 2017, no. 2, pp. 63-76.

8. Shumikhin A.G., Boiarshinova A.S. Identifikatsiia slozhnogo ob"ekta upravleniia po chastotnym kharakteristikam, poluchennym eksperimental'no na ego neurosetevoi dinamicheskoi modeli [Identification of a complex control object based on frequency characteristics obtained experimentally on neural network dynamic model]. *Avtomatika i telemekhanika*, 2015, no. 4, pp. 125 – 134.

9. Shumikhin A.G., Boiarshinova A.S. Parametricheskaia identifikatsiia sistem upravleniia s obratnoi sviaz'iu na osnove neirossetevogo modelirovaniia protsessov ikh funktsionirovaniia [Parametric identification of control systems with feedback based on neural network modeling of their functioning]. *Inzhenernyi vestnik Dona*, 2017, no. 2, available at: <http://ivdon.ru/magazine/archive/n2y2017/4124>

10. Baskakov S.I. Radiotekhnicheskie tsepi i signaly [Radio circuits and signals]. Moscow, Vysshiaia shkola, 446 p.

11. Kakhaner D., Mouler K., Nesh S. Chislennye metody i programmnoe obespechenie [Numerical methods and software]. Moscow, Mir, 2001, 575 p.

12. Vygodskii M. Ia. Spravochnik po vysshei matematike [Handbook of Higher Mathematics]. Moscow, AST, 2003, 991 p.

13. Turchak L.I., Plotnikov P.V. Osnovy chislennykh metodov [Bases of numerical methods]. Moscow, Fizmatlit, 2003, 304 p.

14. Shumikhin A.G., Boiarshinova A.S. Algoritm vybora strukturnykh parametrov iskusstvennoi neuronnoi seti i ob"ema obuchaiushchei vyborki pri approksimatsii povedeniia dinamicheskogo ob"ekta [Algorithm for selecting the structural parameters of an artificial neural network and the volume of a training sample in the approximation of the behavior of a dynamic object]. *Komp'iuternye issledovaniia i modelirovanie*, 2015, vol. 7, no. 2, pp. 243-251.

15. Parkhomenko S.S., Ledeneva T.M. Obuchenie neuronnykh setei metodom Levenberga-Markvardta v usloviakh bol'shogo kolichestva dannykh [Training neural networks of the method Levenberg-Marquardt in larger the amount of data]. *Vestnik VGU*, 2014, no. 2, pp. 98-104, available at: <http://elibrary.ru/item.asp?id=21834126> (accessed 27 February 2017).

Получено 17.10.2017

Об авторах

Исламов Рустам Рашидович (Пермь, Россия) – студент, кафедра автоматизации технологических процессов и производств Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29, e-mail: islamov.r.ra@yandex.ru).

Александрова Анна Сергеевна (Пермь, Россия) – старший преподаватель 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

Rustam R. Islamov (Perm, Russia) – Student of Department of Automation of technological processes, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., 614990, Perm, e-mail: islamov.r.ra@yandex.ru).

Anna S. Aleksandrova (Perm, Russian Federation) – Senior lecturer of, Department of Automation of technological processes, Perm National Research Polytechnic University (29, Komsomolsky av., 614990, Perm, 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 (29, Komsomolsky av., 614990, Perm, e-mail: shumichin@gmail.com).