

УДК 62-553.3

**Е.П. Величко, П.Ю. Сокольник**Пермский национальный исследовательский  
политехнический университет, Пермь, Россия**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО РЕГУЛЯТОРА  
В СИСТЕМАХ ПОЗИЦИОННОГО РЕГУЛИРОВАНИЯ**

*Посвящена анализу возможностей перевода типовой системы автоматического регулирования по отклонению на аппарат формальных нейронных сетей. Для анализа такой возможности произведено моделирование САР с двухпозиционным регулятором для одной из реальных систем регулирования, обеспечивающей поддержание уровня воды в накопительном баке. Разработанная модель была использована для получения обучающей выборки для нейросетевого регулятора, а также для сравнения с ней показателей регулирования модели с нейросетевым регулятором.*

*Современные программно-технические средства автоматизации позволяют реализовывать сложные алгоритмы управления вплоть до алгоритмов, связанных с элементами искусственного интеллекта, в том числе нейросетевые алгоритмы. При этом появляется возможность не только решать новые задачи управления, но по-новому организовывать и формулировать классические, традиционные задачи способами, удобными в некоторых других случаях, например при комбинации традиционных способов управления и способов управления на основе элементов искусственного интеллекта, в частности на основе применения нейросетевого подхода. В качестве нейросетевого позиционного регулятора использована классическая формальная полносвязная нейронная сеть с алгоритмом обучения методом обратного распространения ошибки и с выходным нейроном со знаковой функцией активации. Проведено модельное исследование с обученными разными методами и имеющими разные парадигмы нейросетевыми позиционными регуляторами. В качестве входов использовалось рассогласование регулируемой величины и задания, а также выполнялась проверка работоспособности при дополнительном использовании других входов – регулируемой величины и ее производной. Проведен анализ показателей качества регулирования для каждого из этих регуляторов в сравнении с классической двухпозиционной САР. Ис-*

следование показало фактическую возможность заменить двухпозиционный регулятор нейросетевой моделью без изменений. Модельные эксперименты проводились в математическом пакете MATLAB с применением среды моделирования Simulink.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, автоматическая система регулирования, объект управления, двухпозиционный регулятор, пороговая функция активации.

**E.P. Velichko, P.Yu. Sokolchik**

Perm National Research Polytechnic University,  
Perm, Russian Federation

## **NEURAL NETWORK CONTROLLERS IN THE SYSTEM POSITION CONTROL**

*Article is devoted to the analysis of opportunities of the replacement of standard system of automatic control with a deviation for the device of the formal neural networks. For the analysis of such an opportunity simulation of SAR with the on-off regulator is made for one of real systems of regulation providing maintenance of water level in an accumulative tank. The developed model was used for receiving educating selection for the neural network regulator, and also for comparing it with indexes of regulation of model with the neural network regulator.*

*The modern program technical means of automation allow us to realize complex control algorithms up to the algorithms connected with elements of artificial intelligence, including, for example, neural network algorithms. Thus there appear opportunities which not only solve new problems of control, but in a new way organize and formulate classical, traditional tasks by means of methods convenient in some other cases, for example in case of combination traditional methods of control and methods of control on the basis of elements of artificial intelligence, in particular on the basis of application of neural network approach. As the neural network positional regulator the classical formal full-meshed neural network with algorithm of training by method of the reverse distribution of an error and with output neuron with sign function of activation is used. Model research into the neural network positional regulators trained by different methods and having different paradigms is conducted. As inputs the mismatch of adjustable value and the tasks were used, and also the working capacity in case of additional use of other inputs – adjustable value and its derivative was executed. The analysis of figures of quality of regulation for each of these regulators*

*in comparison with classical on-off SAR is carried out. Research showed the actual opportunity to replace the on-off regulator with neural network model without changes. Model experiments are made in a mathematical packet of MATLAB using the environment of simulation of Simulink.*

**Keywords:** *neural network, automatic control system, the control object, two-position controller, the threshold activation function.*

Одной из самых распространенных функций управления является стабилизирующее регулирование технологических параметров (по отклонению). При этом закон регулирования определяется математическим описанием объекта, требуемыми показателями качества САР и типом исполнительской части.

Одним из распространенных видов регуляторов по отклонению является двухпозиционный регулятор. Его выходная величина может принимать только два значения: минимальное или максимальное. Для работы логического устройства в режиме двухпозиционного регулятора требуется выходное устройство ключевого типа (электромагнитное реле, транзисторная оптопара или оптосимистор), которое используется для управления (включение-выключение) нагрузкой или непосредственно, или через более мощные элементы, такие как пускатели, твердотельное реле, тиристоры или симисторы. Характерной особенностью системы регулирования, в которой присутствует двухпозиционный регулятор, является то, что регулируемая величина совершает устойчивые колебания с постоянной частотой и амплитудой (автоколебания) [1]. Регуляторы такого типа применяются, например, в случаях, если нет высоких требований к точности поддержания параметра или исполнительное устройство САР носит однозначный релейный характер (ТЭН, насос с электроприводом и электромагнитным пускателем и др.). Важными параметрами САР с позиционным регулятором являются амплитуда и частота автоколебаний системы. Амплитуда колебаний регулируемой величины не должна превышать некоторое разрешенное технологическими особенностями объекта управления значениями. Частота автоколебаний системы определяется, как правило, допустимой частотой переключения состояний исполнительного устройства – частые переключения ведут к быстрому износу оборудования [2].

В современных программно-технических средствах автоматизации использованы большие библиотеки алгоритмов различной сложности, в том числе нейросетевые. Практически любую задачу аппроксимации можно свести к задаче, решаемой нейросетью [3]. Нейросете-

вые модели могут заменять классические регуляторы, использоваться в управлении по моделям и др. [4]. В зависимости от решаемой задачи и свойств получаемой модели для нейронных сетей (НС) выбирается: 1) парадигма (сеть прямого распространения, сети с обратными связями и др.); 2) количество слоев нейронной сети и нейронов в каждом слое; 3) для отдельных нейронов выбирается функция активации; 4) выбирается алгоритм обучения. При подготовке обучения необходимо сгенерировать обучающую выборку, для проверки качества обучения – тестовую. Нейросетевые регуляторы хорошо реализуются с применением нейронной сети прямого распространения, использующие алгоритм обучения обратного распространения ошибки. Алгоритм обратного распространения – итеративный градиентный алгоритм обучения, использующий минимизацию среднеквадратичного отклонения текущего выхода и желаемого выхода многослойных нейронных сетей. Используется для обучения многослойных нейронных сетей с последовательными связями [3].

### Экспериментальная часть

Для модельного эксперимента по замене позиционного регулятора на нейросетевой алгоритм разработана имитационная модель системы автоматического регулирования (САР). Объектом управления является накопительный бак, в котором центробежным насосом подается вода. Регулируемый параметр – уровень воды в баке. В рассматриваемом объекте не нужна высокая точность поддержания уровня (достаточно того, чтобы уровень в баке не превышал заданных граничных значений уровня). Исполнительная часть САР представляет собой насос с электродвигателем, который управляется электромагнитным пускателем, т.е. исполнительное устройство (ИУ) носит явно выраженный двухпозиционный характер. Схема управления представлена на рис. 1.

Рассматриваемый объект управления (ОУ), который состоит из бака, трубы и насоса, можно с некоторыми допущениями описать передаточной функцией [5]:

$$W_{об}(s) = \frac{K}{T_2 s^2 + T_1 s + 1} \cdot e^{-\tau} = \frac{57,635}{1583,57 s^2 + 168,357 s + 1} \cdot e^{-11,312 s},$$

где  $\tau$  – время запаздывания;  $K$  – коэффициент передачи объекта;  $T_1$ ,  $T_2$  – постоянные времени.

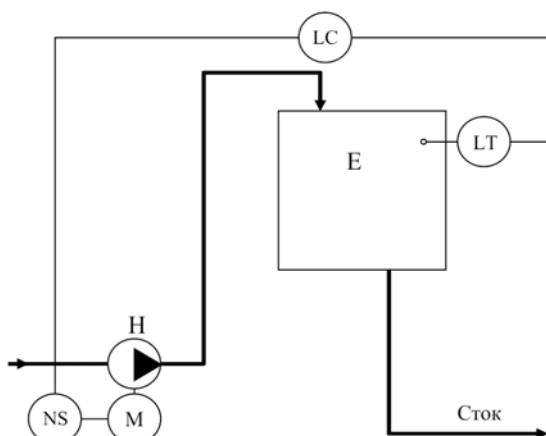


Рис. 1. Система управления накопительного бака: Е – накопительный бак; М – электродвигатель; Н – насос; NS – магнитный пускатель; LT – датчик уровня; LC – двухпозиционный регулятор

Структурная схема САР представлена на рис. 2.

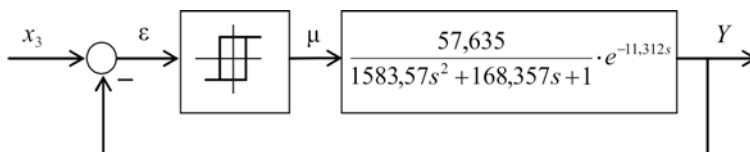


Рис. 2. Структурная схема САР с позиционным регулятором:  $x_3$  – входное воздействие;  $\epsilon$  – рассогласование;  $\mu$  – управляющее воздействие;  $y$  – выход системы

С двухпозиционным регулятором переходная характеристика САР представлена на рис. 3.

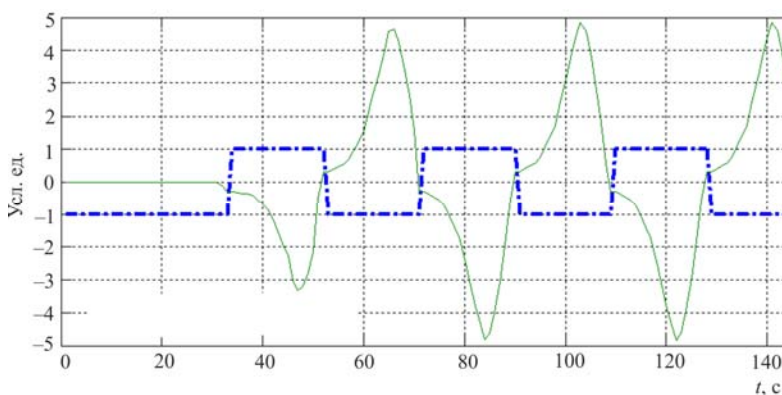


Рис. 3. Переходная характеристика САР: — выход двухпозиционного регулятора; — выход САР

Уровень в баке измеряется в метрах, но для моделирования целесообразней всего перейти к нормированным безразмерным величинам по формуле

$$y^* = \frac{y - y_{\min}}{y_{\max} - y_{\min}},$$

где  $y$  – текущее значение;  $y_{\min}, y_{\max}$  – минимальное и максимальное значения регулируемой величины.

Поскольку рассматривается задача заменить двухпозиционный регулятор его нейросетевой моделью, для которой важны форма и частота автоколебаний, в дальнейшем значение регулируемой величины – уровня воды в накопительном баке – будет приводиться только в нормированном виде.

Амплитуда автоколебаний регулируемой величины  $A = 4,83$  (в нормированных единицах), а частота включений насоса  $\nu = 0,0125$  Гц.

В качестве нейронной сети (НС), которая должна имитировать работу двухпозиционного регулятора, выбрана классическая нейронная сеть, работающая по алгоритму обратного распространения ошибки [6]. Поскольку НС должна заменить двухпозиционный регулятор, у нейрона выходного слоя использована знаковая (сигнатурная) функция активации (1). Для остальных нейронов использована тангенциальная функция активации (2) – рис. 4 и 5 [5, 7].

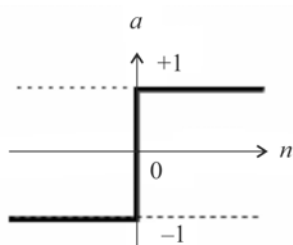


Рис. 4. Знаковая (сигнатурная) функция активации

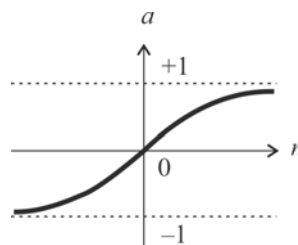


Рис. 5. Тангенциальная функция активации

$$F(S) = \begin{cases} -1 & \text{при } S < \theta; \\ 1 & \text{при } S \geq \theta. \end{cases} \quad (1)$$

$$F(S) = \frac{e^S - e^{-S}}{e^S + e^{-S}}. \quad (2)$$

Для нейронного регулятора взята сеть с двумя слоями и с тремя входными величинами – рассогласование, выход объекта, производная выхода объекта ( $\varepsilon, y_{об}, dy_{об}/dt$ ) и одной выходной величиной  $\varepsilon$ . Выходная величина во всех обучающих выборках – выход позиционного регулятора  $\mu$ , которая принимает два значения:  $-1$  и  $1$ . Моделирование проводится в среде MATLAB с применением пакета Simulink [8, 9]. Обучающая выборка содержит 500 точек. Для всех нейронных сетей она получена при помощи модели САР с позиционным регулятором (рис. 6).

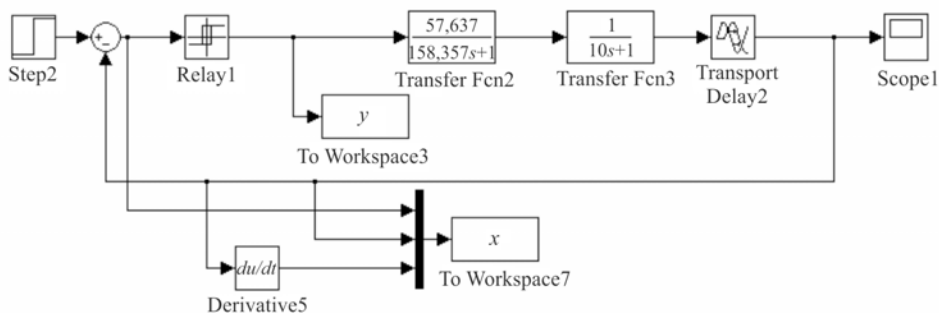


Рис. 6. Структурная схема модели САР с позиционным регулятором для получения обучающей выборки

Для исследования взяты нейронные сети со следующими парадигмами:

- двухслойная нейронная сеть. Первый слой сети состоит из трех нейронов, второй слой выходной, состоит из одного нейрона. Обозначено как  $\{3, 1\}$ ;

- трехслойная нейронная сеть. Входной слой состоит из трех нейронов, скрытый слой из четырех, выходной из одного нейрона. Обозначено как  $\{3, 4, 1\}$ ;

- двухслойная сеть. Первый слой (входной) состоит из одного нейрона, и второй слой (выходной) состоит из одного нейрона. Обозначено как  $\{1, 1\}$ ;

- трехслойная нейронная сеть. Входной слой состоит из одного нейрона, скрытый слой из четырех, выходной из одного нейрона. Обозначено как  $\{1, 4, 1\}$ .

Как указано в работе [10] применение нейронных сетей с количеством слоев больше, чем три, использовать нецелесообразно.

Для обучения НС использовались следующие методы обучения:

- классический алгоритм обратного распространения ошибки. Обозначен как `traingd`;
- модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки с введенной «итерационностью» коррекции весов и смещений. Обозначен как `traingdm`;
- разновидность алгоритма обратного распространения ошибки с использованием метода секущих. Обозначен как `trainoss` [3].

Структура модели САР с нейросетевым регулятором приведена на рис. 7.

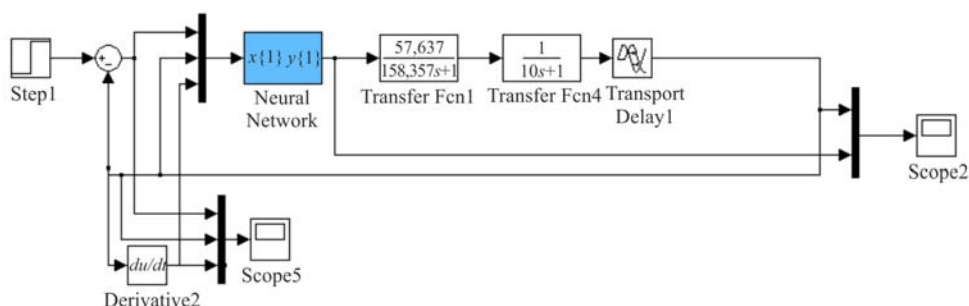


Рис. 7. Структурная схема модели САР с нейросетевым регулятором

Пример выхода нейросетевого позиционного регулятора и его сравнение с двухпозиционным представлены на рис. 8.

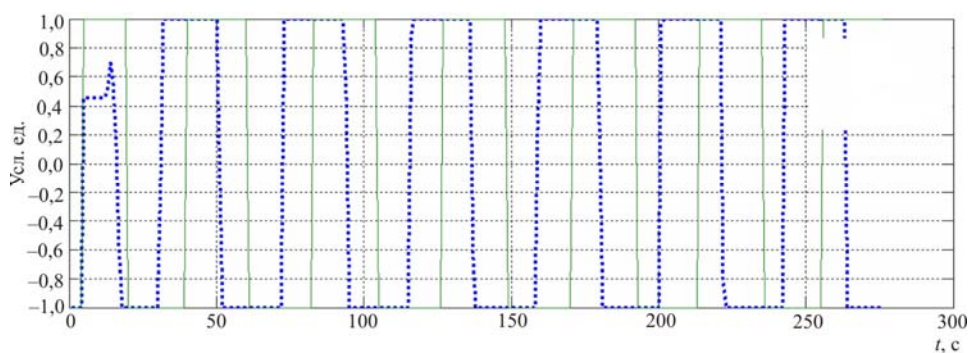


Рис. 8. Отклики нейросетевого и двухпозиционного регуляторов: ..... выход нейросетевого регулятора; — выход двухпозиционного регулятора

Для остальных нейросетевых регуляторов выходы будут аналогичны и отличаются только частотой переключений (таблица).



Графики регулируемой величины (в нормированном виде) для САР с нейросетевым регулятором и САР с классическим двухпозиционным регулятором представлены на рис. 9.

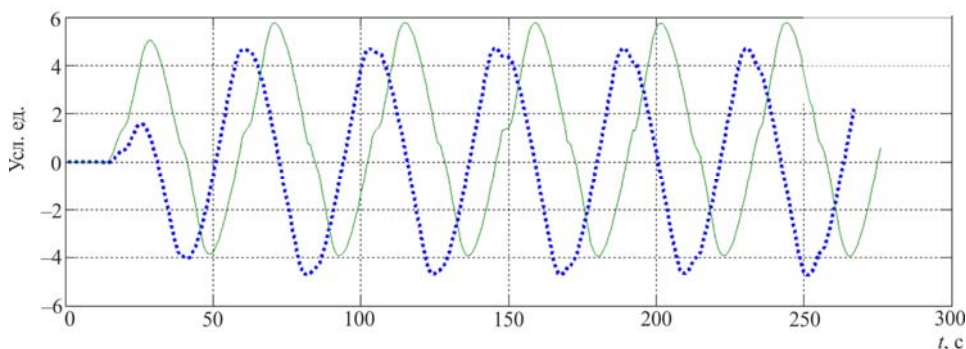


Рис. 9. Отклики САР с нейросетевым и двухпозиционным регуляторами: ..... выход САР с нейросетевым регулятором; — выход САР с двухпозиционным регулятором

Для остальных САР графики будут аналогичны и отличаются только амплитудой и частотой колебаний (см. таблицу).

### Результаты и их обсуждение

Показатели качества позиционной САР основаны на классическом позиционном регуляторе и нейронных системах различных парадигм, обученных различными способами (таблица).

#### Показатели качества регулирования

№ п/п	Парадигма нейронной сети / модели	Метод обучения	Амплитуда регулируемой величины, $A$ , отн.ед.	Отклонение от классической САР, %	Частота переключений $\nu$ , Гц	Отклонение от классической САР, %
1	Модель с позиционным регулятором (классическая САР)	—	4,83	—	0,0125	—
2	{3, 1}	Traingdm	4,4	9,0	0,014	10,7
3	{3, 1}	Traingd	5,2	7,0	0,013	3,8
4	{3, 1}	Trainoss	5,54	12,8	0,012	4,2
5	{3, 4, 1}	Traingdm	5,32	9,2	0,012	4,2
6	{3, 4, 1}	Traingd	5,05	4,4	0,012	4,2
7	{3, 4, 1}	Trainoss	5,115	5,6	0,013	3,8
8	{1, 1}	Traingdm	5,37	10,0	0,013	3,8
9	{1, 1}	Traingd	5,37	10,0	0,012	4,2

Окончание таблицы

№ п/п	Парадигма нейронной сети / модели	Метод обучения	Амплитуда регулиру- емой величины, $A$ , отн.ед.	Отклонение от класси- ческой САР, %	Частота переключе- ний $\nu$ , Гц	Отклонение от класси- ческой САР, %
10	{1, 1}	Trainoss	5,36	9,9	0,013	3,8
11	{1, 4, 1}	Traingdm	5,39	10,4	0,013	3,8
12	{1, 4, 1}	Traingd	5,39	10,4	0,013	3,8
13	{1, 4, 1}	Trainoss	5,36	9,9	0,013	3,8

Проведенное моделирование показывает, что в рассмотренном примере в качестве позиционного регулятора может выступать НС с тремя входами (рассогласование, регулируемая координата объекта, производная регулируемой координаты объекта).

### Список литературы

1. Беспалов А.В., Харитонов Н.И. Системы управления химико-технологическими процессами. – М.: Академкнига, 2007. – 696 с.
2. Наладка средств автоматизации и автоматических систем регулирования / А.С. Ключев, А.Т. Лебедев, С.А. Ключев, А.Г. Товарнов. – 3-е изд., стер. – М.: Альянс, 2009. – 368 с.
3. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2001. – 201 с.
4. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс: пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
5. Федоров А.Н. Справочник инженера по АСУТП: проектирование и разработка. – М.: Инфра-Инженерия, 2008. – 928 с.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / пер. с англ. Ю.А. Зуева, В.А. Точенова. – М.: Мир, 1992. – 118 с.
7. Кетков Ю.Л., Кетков А.Ю., Шульц М.М. MATLAB 7: программирование, численные методы. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 752 с.
8. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB6. Кн. 4. Пакеты прикладных программ / под общ. ред. В.Г. Потемкина. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
9. Ануфриев И.Е., Смирнов А.Б., Смирнова Е.Н. MATLAB 7. – СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 1104 с.
10. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польск. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 244 с.

## References

1. Beshpalov A.V., Kharitonov N.I. Sistemy upravleniya khimiko-tekhnologicheskimi protsessami [Management system of chemical-technological processes]. Moscow: Akademkniga, 2007. 696 p.
2. Klyuev A.S., Lebedev A.T., Klyuev S.A., Tovarnov A.G. Naladka sredstv avtomatizatsii i avtomaticheskikh sistem regulirovaniya [Commissioning of automation and automatic control systems]. Moscow: Alyans, 2009. 368 p.
3. Kruglov V.V., Dli M.I., Golunov R.Yu. Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moscow: FIZMATLIT, 2001. 201 p.
4. Khaykin, Saymon. Neyronnye seti [Neural networks]. Moscow: Vilyams, 2006. 1104 p.
5. Fedorov A.N. Spravochnik inzhenera po ASUTP: proektirovanie i razrabotka [Reference engineer PCS: design and development]. Moscow: Infra-Inzheneriya, 2008. 928 p.
6. Uossermen F. Neyrokompyuternaya tekhnika: teoriya i praktika [Neurocomputing technique: theory and practice]. Moscow, 1992. 118 p.
7. Ketkov Y.L., Ketkov A.Yu, Schults M.M. MATLAB 7: programmirovaniye, chislennyye metody [MATLAB 7: programming, numerical methods]. St.-Petersburg: BKhV-Peterburg, 2005. 752 p.
8. Medvedev V.S., Potemkin V.G. Neyronnye seti. MATLAB6. Kniga 4. Pakety prikladnykh programm [Neural networks. MATLAB6. Book 4. Application packages]. Ed. by V.G. Potemkin. Moscow: DIALOG-MIFI, 2002. 496 p.
9. Anufriev I.E., Smirnov A.B., Smirnova E.N. MATLAB 7 [MATLAB 7]. St.-Petersburg: BKhV-Peterburg, 2005. 1104 p.
10. Osovskiy S. Neyronnye seti dlya obrabotki informatsii [Neural networks for information processing]. Moscow: Finansy i statistika, 2002. 244 p.

## Об авторах

**Величко Екатерина Петровна** (Пермь, Россия) – магистр кафедры автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: Veli4ko.yekat@yandex.ru).

**Сокольчик Павел Юрьевич** (Пермь, Россия) – доцент, кандидат технических наук, кафедра автоматизации технологических процессов Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, г. Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: psokol@pstu.ru).

#### **About the authors**

**Ekaterina P. Velichko** (Perm, Russian Federation) – master, department of process automation, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: Veli4ko.yekat@yandex.ru).

**Pavel Yu. Sokolchik** (Perm, Russian Federation) – associate professor, Ph.D. of technical sciences, department of process automation, Perm National Research Polytechnic University (Komsomolsky av., 29, Perm, 614990, Russian Federation; e-mail: psokol@pstu.ru).

Получено 20.02.2015