

УДК 004.85:681.51.01

Нейросетевая реализация и настройка ШИМ-элементов в автоматических системах*

И.В. ИГУМНОВ¹, Н.Н. КУЦЫЙ²

¹ 664074, РФ, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 83, Иркутский национальный исследовательский технический университет, аспирант кафедры «Автоматизированные системы». E-mail: rtif555@gmail.com

² 664074, РФ, г. Иркутск, ул. Лермонтова, 83, Иркутский национальный исследовательский технический университет, доктор технических наук, профессор кафедры «Автоматизированные системы». E-mail: kucyinn@mail.ru

Рассмотрена задача обучения нейронной сети (ОНС) применительно к дискретным автоматическим системам регулирования, содержащим звенья с ШИМ-элементом, имеющим в своем составе искусственную нейронную сеть.

Как известно, системы с ШИМ относятся к существенно нелинейным, и тем самым решение задачи параметрической оптимизации, т. е. вычисление оптимальных исходя из принятого критерия значений настраиваемых параметров, наталкивается на значительные трудности.

Алгоритмические методы оптимизации позволяют уменьшить эти трудности, но они требуют приложения специального математического аппарата и тем самым специалистов достаточно высокого уровня.

Требования достаточно высокой степени полноты априорных знаний об условиях функционирования автоматических систем при применении алгоритмических методов можно снизить за счет нечеткого управления, которое в последнее время формируется на основе нейронных сетей.

В данной работе решена задача параметрической оптимизации автоматической системы с ШИМ с помощью алгоритма ОНС, сформированного на основе метода Нелдера-Мида.

Представлены структурная схема исследуемой автоматической системы и ее математическое описание. Показана архитектура нейронной сети, определяющая скажность выходных импульсов ШИМ-элемента.

Достаточно подробно описаны те особенности метода Нелдера-Мида, которые определяют реализацию алгоритма решения задачи параметрической оптимизации рассмотренной автоматической системы, при этом особое внимание уделено построению начальных симплексов и способу уменьшения числа, что в значительной мере определяет успешность применения такого алгоритма.

Представлена блок-схема этого алгоритма, позволяющая перейти к его реализации с последующими исследованиями, цель которых – выдача конкретных рекомендаций при создании программного модуля «Оптимизация» для конкретных промышленных автоматических систем.

*Статья получена 27 апреля 2015 г.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, широтно-импульсная модуляция, параметрическая оптимизация, обучение нейронной сети, метод Нелдера-Мида, модуляционная характеристика, интегральный критерий качества, блок-схема

DOI: 10.17212/1814-1196-2015-3-23-31

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время в практике автоматического регулирования распространены системы с широтно-импульсной модуляцией с их известными преимуществами [1]. Но так как такие системы относятся к существенно нелинейным, то тем самым решение задачи параметрической оптимизации, т. е. вычисление оптимальных исходя из принятого критерия значений настраиваемых параметров, наталкивается на значительные трудности. Последнее заставляет обращаться к различного рода упрощениям, к приближенным методам, что в конечном итоге сводит на нет преимущества автоматических систем с ШИМ.

Сохранить преимущества таких автоматических систем при решении задачи параметрической оптимизации позволяют алгоритмические методы, но, с одной стороны, они требуют приложения специального математического аппарата, выходящего за рамки традиционного курса математики технических вузов, а с другой стороны, при формировании и реализации соответствующего программного обеспечения необходимы специалисты как достаточно высокой квалификации, так и различных направлений.

Применение алгоритмических методов требует достаточно высокой степени полноты априорных знаний об условиях функционирования автоматической системы, а в большинстве случаев из-за невозможности обеспечить эту высокую степень приходится прибегать к методам нечеткого управления [2]. В последнее время применение этих методов значительно расширилось за счет использования нейронных сетей [3–8].

В настоящей работе рассматривается задача параметрической оптимизации автоматической системы, в которой ШИМ-элемент реализован на основе искусственной нейронной сети (ИНС). Указанная задача решается за счет обучения нейронной сети (ОНС) с помощью алгоритма, сформированного на базе метода Нелдера-Мида с его известными преимуществами [9–11].

1. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Структурная схема исследуемой автоматической системы представлена на рис. 1.

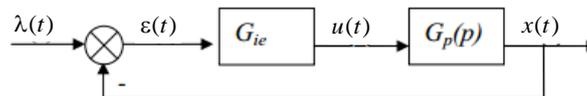


Рис. 1. Структурная схема автоматической системы

Здесь $G_p(p)$ – оператор объекта регулирования; $u(t)$ – выход ШИМ-элемента; G_{ie} – оператор ШИМ-элемента с нейронной сетью; $p = d/dt$ – оператор дифференцирования; $\lambda(t)$ – задающее воздействие; $x(t)$ – регулируемая величина; $\varepsilon(t)$ – ошибка регулирования.

Процессы, протекающие в автоматической системе регулирования (АСР), можно представить в следующем виде:

$$\begin{aligned} \varepsilon(t) &= \lambda(t) - x(t), \\ u(t) &= G_{ie}\varepsilon(t), \\ x(t) &= G_p(p)u(t). \end{aligned} \tag{1}$$

Оператор объекта регулирования $G_p(p)$ в настоящей работе представлен в символическом виде [12] и описывает значительное количество промышленных объектов:

$$G_p(p) = \frac{k_{и.м}}{p} \frac{k_{об}}{(T_{об1}p + 1)(T_{об2}p + 1)} e^{-\tau_{об}p}, \tag{2}$$

где $k_{об}$ – коэффициент передачи объекта, $k_{и.м}$ – коэффициент передачи исполнительного механизма; $T_{об1}$, $T_{об2}$ – постоянные времени объекта, $\tau_{об}$ – время запаздывания.

Характеристика ШИМ-элемента представлена в виде

$$u(t) = \begin{cases} +1 & \text{при } \varepsilon[kT] > 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k, \\ -1 & \text{при } \varepsilon[kT] < 0 \text{ и при } kT \leq t < kT + t_k, \\ 0 & \text{при } kT + t_k \leq (k+1)T, \end{cases} \tag{3}$$

$$t_k = \gamma_k T, \tag{4}$$

$$k = 1, 2, \dots,$$

где T – период цикла работы ШИМ-элемента; t_k – длительность (ширина) k -го импульса; λ_k – скважность k -го импульса, которая находится с помощью нейронной сети [13], изображенной на рис. 2.

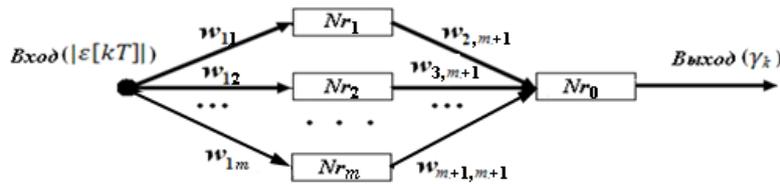


Рис. 2. Архитектура нейронной сети

Здесь Nr_i – нейроны скрытого слоя ($i = 1, \dots, m$), $w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1m}, w_{2,m+1}, w_{3,m+1}, \dots, w_{m+1,m+1}$ – весовые коэффициенты, образующие матрицу весовых коэффициентов \mathbf{W} . Данная ИНС сформирована на основе модуляционной характеристики вида [14, 15]

$$\gamma_k = q_1 |\varepsilon[kT]|^1 + q_2 |\varepsilon[kT]|^2 + q_3 |\varepsilon[kT]|^3 + \dots + q_m |\varepsilon[kT]|^m = \sum_{j=1}^m q_j |\varepsilon[kT]|^j. \tag{5}$$

В качестве оценки работы автоматической системы принят интегральный критерий вида:

$$I(\mathbf{W}) = \int_0^{\infty} F(x(t, \mathbf{W}), \varepsilon(t, \mathbf{W})) dt. \quad (6)$$

Здесь $x(t, \mathbf{W})$ – выходная координата системы, $\varepsilon(t, \mathbf{W})$ – ошибка системы, F – некоторая выпуклая функция.

2. ФОРМИРОВАНИЕ АЛГОРИТМА РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ

На основе метода Нелдера-Мида разработан алгоритм, позволяющий решать задачу, указанную выше. Исходя из специфики данной задачи представим достаточно подробно те моменты, которые требуют дальнейшего рассмотрения.

Во-первых, формируется набор начальных симплексов, у которых координаты n ($n = 2m$) точек (в нашем случае значения весовых коэффициентов) подобраны таким образом, чтобы выход нейронной сети отражал реакцию на значения от отдельного синаптического веса w_{lk} ($w_{k+1, m+1}$), тогда исходя из архитектуры нейронной сети (рис. 2) $w_{k+1, m+1}$ (w_{lk}) = 1, а остальные веса $w_{ij} = 0$, где при $i = 1$ $j = 1, 2, \dots, k-1, k+1, \dots, m$ и при $j = m+1$ $i = 2, \dots, k, k+2, \dots, m$. Исходя из [10] в $n+1$ точке значения всех синаптических весов принимаются равными нулю. Также в точках симплекса используется варьирование знака синаптических весов всего множества их возможных значений и, как результат предварительных исследований, конкретизированы в виде $\pm 1, \pm 10, \pm 100, \pm 1000$. Таким образом, при $n = 4$ для одного значения будем иметь 16 начальных симплексов (размещение с повторением двух элементов по четырем позициям), а при использовании всех значений – 64 начальных симплекса.

Такое количество начальных симплексов определяет соответствующий объем исследований. С целью его уменьшения для всех начальных симплексов выполняются следующие операции. В каждом симплексе для всех точек вычисляется значение критерия (6), в данном случае обозначается как I_{ij} , где $i = 1, 2, \dots$ – номер симплекса, $j = 1, 2, \dots$ – точка i -го симплекса. Затем определяется \hat{I} – характеристическое число симплекса как $\hat{I} = \min(I_{ij})$. Далее

рассматриваются только те симплексы, для которых $\frac{\hat{I}}{\min(\hat{I})} \leq \mu$ (где μ –

произвольное натуральное число > 1).

Затем с отобранными симплексами выполняются следующие операции.

1. Сортировка – из вершин симплекса (векторов значений весовых коэффициентов z) выбираются три точки: z_h с наибольшим (из выбранных) значением критерия I , точка z_g со следующим по величине значением критерия и точка z_l с наименьшим значением критерия (h, g, l – индексы точек z_h, z_g и z_l в вершинах симплекса).

2. Отражение – проектирование z_h через центр тяжести в соответствии с соотношением

$$z_r = (1 + \alpha)z_c - \alpha z_h, \quad (7)$$

где $\alpha > 0$ является коэффициентом отражения; z_r – точка отражения; z_c – центр тяжести, вычисляемый по формуле $z_c = \sum_{i=1}^{n+1} \frac{z_i}{n+1}, i \neq h$.

3. Растяжение. Если $I(z_r) < I(z_l)$, то направление отражения признается удачным и делается попытка растянуть симплекс в этом направлении.

$$z_e = (1 - d)z_c - dz_r, \quad (8)$$

где $d > 1$ представляет собой коэффициент растяжения; z_e – точка растяжения. Если $I(z_e) < I(z_l)$, то z_h заменяется на z_e , проходит проверка на критерий окончания поиска и в случае неуспеха процедура продолжается с новой итерации с операции «сортировка». В противном случае z_h заменяется на z_r и также проходит проверка на критерий окончания поиска (12), и в случае неуспеха продолжается с операции «сортировка».

4. Сжатие. Если $I(z_g) < I(z_r)$, то считается, что симплекс слишком велик и его надо сжать. Сжатие может быть внутренним и внешним.

Внешнее сжатие. Если $I(z_r) < I(z_h)$, то вычисляется

$$z_s = z_c + \beta(z_r - z_c), \quad (9)$$

где $\beta < 1$ представляет собой коэффициент сжатия; z_s – точка сжатия. Если $I(z_s) < I(z_l)$, добавляем точку z_s в множество точек симплекса вместо z_h и заканчиваем итерацию (проверяем условие сходимости (12)), иначе проводим операцию усечения, о которой сказано ниже.

Внутреннее сжатие. Если $I(z_h) < I(z_r)$, вычисляется

$$z_s = \beta z_h + (1 - \beta)z_c. \quad (10)$$

Затем поступаем аналогичным образом, что и при внешнем сжатии.

5. Усечение (редукция). Вычисляется новый симплекс:

$$z_i = z_l + \frac{(z_i - z_l)}{2}, \quad i = 1..n+1, \quad i \neq l. \quad (11)$$

Критерий окончания поиска (условие сходимости) [10], примененный в данной работе, с учетом конкретики решаемой задачи определяется выражением

$$\left\{ \frac{1}{n+1} \sum_{i=1}^{n+1} \left[I(\mathbf{w}_i^{(k)}) - I(\mathbf{w}_c^{(k)}) \right]^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \leq \bar{\varepsilon}, \quad (12)$$

где $\bar{\varepsilon}$ – произвольное малое число, $I(\mathbf{W}_c^{\bar{k}})$ – значение целевой функции в центре тяжести симплекса, $\bar{k} = (1, 2, 3, \dots)$ – номер итерации (рис. 3).

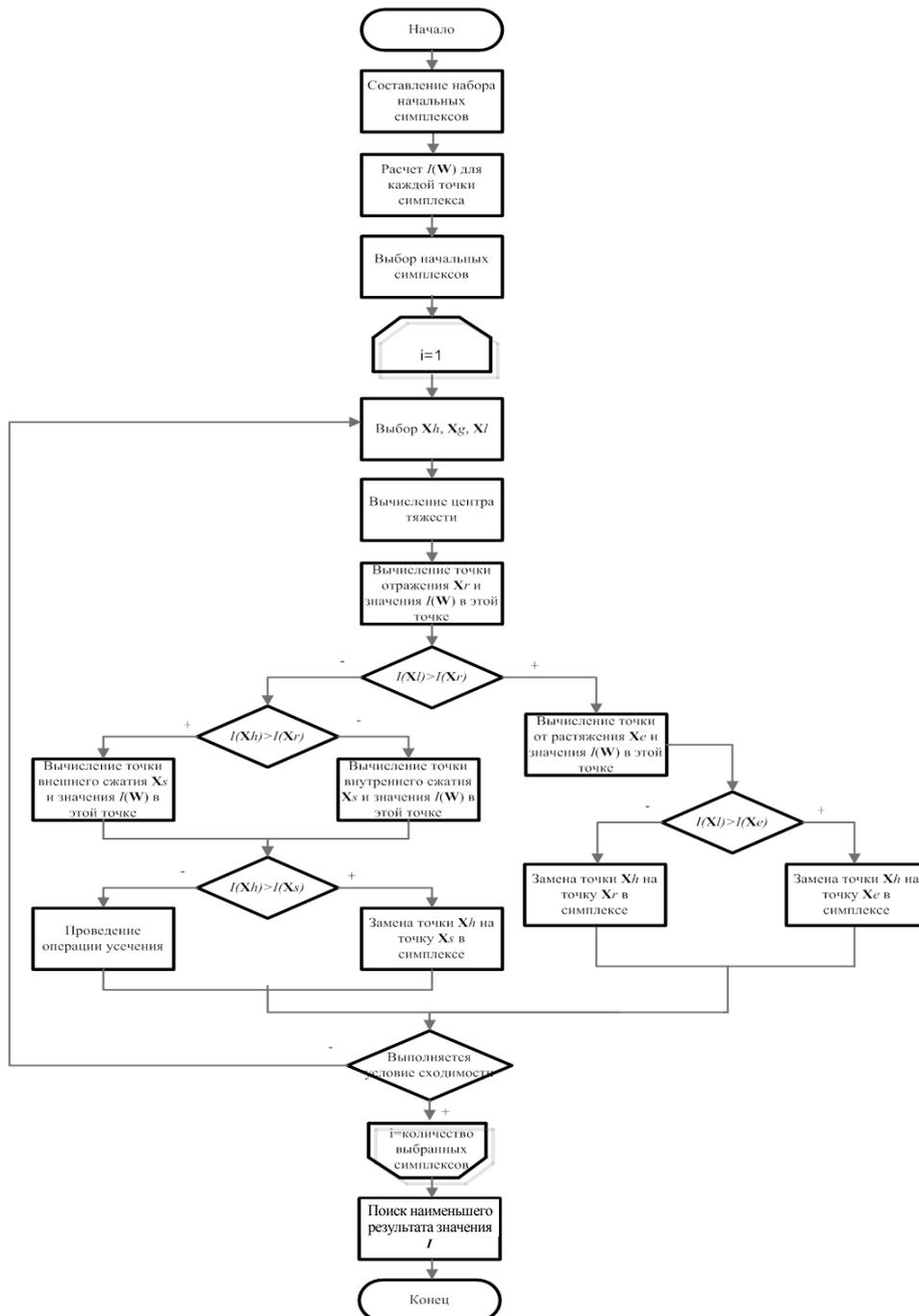


Рис. 3. Блок-схема алгоритма

После выполнения критерия окончания поиска из двух точек, z_l и z_c , выбирается точка с наименьшим значением критерия I , которая и будет считаться решением (экстремумом) по данному симплексу.

Затем происходит сравнение результатов работы алгоритма по каждому симплексу. Путем нахождения расстояния между этими точками формируется набор локальных экстремумов. Среди этого набора выбирается точка с наименьшим значением критерия I , и ее значения синаптических весов и считаются оптимальными.

ВЫВОДЫ

Рассмотрена нейросетевая реализация ШИМ-элемента в автоматической системе, для которой выполнена постановка задачи параметрической оптимизации относительно интегрального критерия качества. Показано применение метода Нелдера-Мида, на основе которого выполнено формирование алгоритма решения поставленной задачи параметрической оптимизации. Представленная блок-схема этого алгоритма позволяет перейти к его реализации с последующими исследованиями, цель которых – выдача конкретных рекомендаций при создании программного модуля «Оптимизация» для конкретных промышленных автоматических систем

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Юлиус Ю.Т. Цифровые и импульсные системы автоматического управления: пер. с англ. О.Д. Богомоллова, Ю.И. Бородина. – М.: Машиностроение, 1964. – 698 с.
2. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление: пер. с англ. А.Г. Подвесовского, Ю.В. Тюменцева; под ред. Ю.В. Тюменцева. – М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2013. – 798 с.
3. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления: искусственные нейронные сети и нечеткая логика. – М.: Горячая линия–Телеком, 2004. – 143 с.
4. Сабанин В.Р., Смирнов Н.И., Ретин А.И. Автоматические системы регулирования на основе нейросетевых технологий // Вестник Московского энергетического института. – 2005. – № 3. – С. 10–18.
5. Шаровин И.М., Смирнов Н.И., Ретин А.И. Применение искусственных нейронных сетей для адаптации САР в процессе их эксплуатации // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2012. – № 4. – С. 27–32.
6. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. – М.: ИПРЖР, 2002. – 480 с.
7. Локтюхин В.Н., Челебаев С.В., Антоненко А.В. Нейросетевые аналого-цифровые преобразователи / под общ. ред. А.И. Галушкина. – М.: Горячая линия-Телеком, 2010. – 128 с.
8. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели: учебное пособие к курсу «Нейронные сети» для студентов 5 курса магистратуры. – Воронеж: Изд-во Воронеж. гос. ун-та, 1999. – 76 с.
9. Ловецкий К.П., Севастьянов Л.А., Бикеев О.Н. Математический синтез оптических наноструктур. – М.: РУДН, 2008. – 143 с.
10. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. – М.: Мир, 1975. – 536 с.
11. Рыков А.С. Системный анализ: модели и методы принятия решений и поисковой оптимизации. – М.: МИСиС, 2009. – 608 с.
12. Бесекерский В.А., Попов Е.П. Теория систем автоматического управления. – СПб: Профессия, 2003. – 752 с.
13. Игумнов И.В., Куцый Н.Н. Формирование ШИМ-элемента с использованием искусственных нейронных сетей // Вестник Иркутского государственного технического университета. – 2014. – № 6 (89). – С. 31–35.

14. Куцый Н.Н. Автоматическая параметрическая оптимизация дискретных систем регулирования: дис. ... д-ра техн. наук: 05.13.06. – М., 1997. – 386 с.

15. Слепов Н.Н., Дроздов Б.В. Широотно-импульсная модуляция: (анализ и применение в магнитной записи). – М.: Энергия, 1978. – 191 с.

Игумнов Иннокентий Васильевич, аспирант кафедры «Автоматизированные системы» Иркутского национального исследовательского технического университета. Основные направления научных исследований: автоматизация технологических процессов и производств, нейронные сети. Имеет одну публикацию. E-mail: rtif555@gmail.com

Куцый Николай Николаевич, доктор технических наук, профессор кафедры «Автоматизированные системы» Иркутского национального исследовательского технического университета. Основные направления научных исследований: автоматизация технологических процессов и производств, теория обратных матриц. Имеет более 200 публикаций. E-mail: kucyinn@mail.ru

Neural network implementation and adjustment of PWM elements in automatic systems*

I. IGUMNOV¹, N. KUCYI²

¹*Irkutsk State Technical University, 83, Lermontov St., Irkutsk, 664074, Russian Federation, graduate student. E-mail: rtif555@gmail.com*

²*Irkutsk State Technical University, 83, Lermontov St., Irkutsk, 664074, Russian Federation, PhD (Eng.), professor. E-mail: kucyinn@mail.ru*

The problem of neural network learning (NNL) is considered in relation to discrete automatic control systems containing PWM element links having an artificial neural network in their structure.

PWM systems are essentially nonlinear, and thus the solution of the parametric optimization problem, i.e. calculation of values of adjustable parameters based on an accepted criterion is quite difficult.

Algorithmic optimization methods can reduce these difficulties but they require the application of a special mathematical apparatus and thus experienced professionals.

Requirements of sufficiently high completeness of a priori knowledge about the conditions of automatic system operation in using algorithmic methods can be reduced by fuzzy control that has recently been formed on the basis of neural networks.

We present the solution to the problem of parametric optimization of the system with automatic PWM using the NNL algorithm formed on the basis of the Nelder-Mead method.

The structural diagram of the studied systems and its mathematical description are presented in the paper. The architecture of a neural network that determines the duty cycle of the PWM output element is shown.

The features of the Nelder-Mead method that determine the implementation of the algorithm for solving the problem of parametric optimization of a given automatic system are described in detail, with particular attention being paid to the construction of initial simplexes and reducing the number, which largely determines the success of this algorithm application.

A block diagram of the algorithm which makes possible its implementation with subsequent studies aimed at giving detailed recommendations when creating the Optimization program module for specific industrial automation systems.

Keywords: artificial neural network, pulse width modulation, parameter optimization, neural network training, Nelder-Mead method, modulation characteristic, integral quality criterion, block diagram

DOI: 10.17212/1814-1196-2015-3-23-31

* Received 27 April 2015.

REFERENCES

1. Julius T. *Digital and sampled-data control system*. London, McGraw-Hill Book Company, 1950. 698 p. (Russ. ed.: Julius Yu.T. *Tsifrovyye i impul'snyye sistemy avtomaticheskogo upravleniya*. Translated from English O.D. Bogomolov, Yu.I. Borodin. Moscow, Mashinostroenie Publ., 1964. 698 p.).
2. Pegat A. *Fuzzy modeling and control*. Heidelberg, Physica-Verlag, 2001. 798 p. (Russ. ed.: Pegat A. *Nechetkoe modelirovanie i upravlenie*. Translated from English A.G. Podvesovskii, Yu.V. Tyumentsev. Moscow, BINOM. Laboratoriya znaniy Publ., 2013. 798 p.).
3. Uskov A.A., Kuz'min A.V. *Intellektual'nye tekhnologii upravleniya: iskusstvennyye neironnyye seti i nechetkaya logika* [Intelligent control technology: artificial neural networks and fuzzy logic]. Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2004. 143 p.
4. Sabanin V.R., Smirnov N.I., Repin A.I. Avtomaticheskie sistemy regulirovaniya na osnove neirosetevykh tekhnologii [The automatic control system based on neural network technology]. *Vestnik Moskovskogo energeticheskogo instituta – Bulletin of the Moscow Energy Institute*, 2005, no. 3, pp. 10–18.
5. Sharovin I.M., Smirnov N.I., Repin A.I. Primenenie iskusstvennykh neironnykh setei dlya adaptatsii SAR v protsesse ikh ekspluatatsii [The use of artificial neural networks to adapt the CAP in the process of operation]. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery – Industrial ACS and controllers*, 2012, no. 4, pp. 27–32.
6. Terekhov V.A., Efimov D.V., Tyukin I.Yu. *Neirosetevyye sistemy upravleniya* [Neural network management system]. Moscow, IPRZHR Publ., 2002. 480 p.
7. Loktyukhin V.N., Chelebaev S.V., Antonenko A.V. *Neirosetevyye analogo-tsifrovyye pre-obrazovateli* [Neural analogue-digital transformation, the adjustable]. Moscow, Goryachaya liniya-Telekom Publ., 2010. 128 p.
8. Zaentsev I.V. *Neironnyye seti: osnovnyye modeli* [Neural networks are basic models]. Voronezh, Voronezh State University Publ., 1999. 76 p.
9. Lovetskii K.P., Sevast'yanov L.A., Bikeev O.N. *Matematicheskii sintez opticheskikh nanostuktur* [Mathematical synthesis of optical nanostructures]. Moscow, RUDN Publ., 2008. 143 p.
10. Himmelblau D. *Applied Nonlinear Programming*. Texas, McGraw-Hill Book Company, 1972. 536 p. (Russ. ed.: Khimmel"blau D. *Prikladnoe nelineinoe programmirovaniye*. Moscow, Mir Publ., 2075. 536 p.).
11. Rykov A.S. *Sistemnyi analiz: modeli i metody prinyatiya reshenii i poiskovoi optimizatsii* [System analysis: models and methods of decision making and search engine optimization]. Moscow, Publishing House of MISiS, 2009. 608 p.
12. Besekerskii V.A., Popov E.P. *Teoriya sistem avtomaticheskogo upravleniya* [The theory of automatic control systems]. St. Petersburg, Professiya Publ., 2003. 752 p.
13. Igumnov I.V., Kucyi N.N. Formirovaniye ShIM-elementa s ispol'zovaniem iskusstvennykh neironnykh setei [Formation of the PWM cell using artificial neural networks]. *Vestnik Irkutskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta – Bulletin of Irkutsk State Technical University*, 2014, no. 6 (89), pp. 31–35.
14. Kucyi N.N. *Avtomaticheskaya parametricheskaya optimizatsiya diskretnykh sistem regulirovaniya*. Diss. doct. tekhn. nauk [Automatic parameter optimization of discrete systems regulation. Dr. eng. sci. diss.]. Moscow, 1997. 386 p.
15. Slepov N.N., Drozdov B.V. *Shirotno-impul'snaya modulyatsiya: (analiz i primenenie v magnitnoi zapisi)* [Pulse width modulation (analysis and application in the magnet. Recording)]. Moscow, Energiya Publ., 1978. 191 p.