

Н. П. Деменков, канд. техн. наук, доц., dnp@bmstu.ru,

И. А. Мочалов, д-р техн. наук, проф., intelsyst@mail.ru,

Московский государственный технический университет им. Н. Э. Баумана

Нейросетевая оценка динамики системы автоматической оптимизации

Рассматривается система автоматической оптимизации нелинейного объекта управления на основе алгоритма поиска экстремума нелинейности и запоминания экстремума. Для оценки динамики выхода объекта предложен нейросетевой метод в виде трехслойной персептронной сети с функцией активации сигмоидального типа. Неизвестные параметры сети находятся из решения нелинейной оптимизационной задачи. Приведены результаты моделирования переходного процесса поиска экстремума нелинейности нейросетевым методом.

Ключевые слова: система автоматической оптимизации, объект управления нелинейность—линейность, нейросетевой метод решения нелинейного дифференциального уравнения

Введение

В автоматизированных системах управления технологическими процессами (АСУТП) в энергетике, химии, черной металлургии и в других отраслях важное место занимают системы автоматической оптимизации (CAO), которые, как правило, реализуются на уровне локальной автоматики при управлении электроприводами, входящими в состав соответствующих мехатронных систем или робототехнических комплексов.

Системы автоматической оптимизации целесообразно применять в следующих случаях:

1) если существует показатель качества, с изменением которого происходит достаточно ощутимое изменение технико-экономической эффективности;

2) когда выгоды от увеличения технико-экономической эффективности существенно компенсируют затраты, обусловленные применением принципа экстремального управления;

3) если существуют возможности определения экстремума функционала качества и воздействия на регулирующие органы объекта в целях получения экстремального режима его работы.

Экстремальное управление применяют также в сложных системах комплексной автоматизации. При этом ставится задача определения оптимальных настроек локальных регуляторов автоматических систем из условия экстремума некоторого показателя качества в статических или установившихся режимах при различных возмущениях, нарушающих экстремальный режим.

В промышленных системах обычно используются поисковые CAO, в состав которых входит экстремальный регулятор (ЭР). Применение поисковых систем обусловлено воздействием на нелинейную часть, представленную виде экстремальной статической характеристики, различного рода возмущений в виде монотонных и случайных помех, а также наличием у объекта значительной инерционности. Эти обстоятельства исключают применение классических следящих или стабилизирующих

систем управления и приводят к необходимости использования поисковых CAO.

В настоящее время теория и практика адаптивных систем, в частности CAO с ЭР, достаточно хорошо изучена, и ее элементы входят в состав классических дисциплин по автоматическому управлению [1–3]. Однако в это же время достигнуты значительные успехи в теоретических исследованиях интеллектуальных систем управления, в частности, разработаны элементы теории нечеткого управления, нейронных сетей [4], предложены нечеткие нейросетевые методы решения обыкновенных дифференциальных уравнений и уравнений в частных производных [5–7] и т. д. Поэтому возникает потребность в решении традиционных задач управления путем использования новых методов, реализуемых в интеллектуальных системах. Актуальность исследования таких направлений обусловлена тем фактом, что традиционные методы регулирования, требуя построения математических моделей, реализуемых на основе теории линейных и линеаризуемых систем, не в состоянии обеспечить требуемое качество регулирования технологических параметров многих промышленных объектов, являющихся по своей природе нелинейными.

Усовершенствование существующих алгоритмов управления с внедрением современных методов обработки информации и, в частности, методов искусственного интеллекта является перспективным направлением научно-прикладной деятельности. Одним из таких методов является применение нейронных сетей, возможность использования которых связана, прежде всего, с их универсальной аппроксимирующей способностью. Нейронные сети широко используются для решения как инженерных, так и научных задач. Поскольку они оказались весьма эффективным средством обработки информации, постоянно делаются попытки расширить область их применения или найти новые принципы их построения и работы.

В данной статье решается традиционная задача построения переходных процессов в координатах выход — время (z, t) и выход — вход (z, x) объекта с использованием нейросетевого метода приближенного решения нелинейного дифференциального уравнения, которое возникает при описании процесса экстремального управления по алгоритму с запоминанием экстремума. По сравнению с известными численными методами Эйлера, Рунге—Кутты и другими предложенный нейросетевой метод отличается значительной простотой, относительно высокой точностью за счет выбора числа нейронов в скрытом слое, возможностью использования нейроконтроллера, обеспечивающего значительное быстродействие [8, 9], и другими свойствами.

Постановка задачи

Рассматривается объект управления (ОУ), который имеет нелинейную часть в виде статической характеристики $f(x)$ экстремального типа и линейную часть, представляемую апериодическим звеном первого порядка с известной постоянной времени T . Для нахождения точки (x^*, y^*) оптимума зависимости $y = f(x)$ используется экстремальный регулятор с запоминанием экстремума [3].

Управляющее воздействие на ОУ формируется в результате выявления разности между текущим значением показателя качества и его экстремальным значением. В качестве регулятора чаще всего используется сервопривод. Для определения экстремального значения показателя качества используют запоминающее устройство (ЗУ), включаемое параллельно каналу, через который проходит сигнал текущего значения показателя качества (рис. 1).

ЗУ реагирует только на увеличение сигнала z (при максимуме). До тех пор, пока максимум не достигнут, сигналы, поступающие на элемент сравнения, равны, и их разность равна нулю. После достижения экстремального значения z_m показатель качества при дальнейшем увеличении сигнала x на входе экстре-

мального звена будет уменьшаться. В результате этого появится сигнал на входе логического устройства (реле Р), формирующий сигнал управления $u = k_1 \text{sign}(z - z_m)$ и воздействующий на систему так, чтобы происходило уменьшение сигнала x и возрастание показателя качества z . После срабатывания логического устройства поступает сигнал на стирающие z_m в ЗУ. Далее процесс поиска экстремума повторяется. Система с запоминанием экстремума является релейной, поэтому протекающие в ней процессы будут иметь колебательный характер. Амплитуда колебаний показателя качества определяется зоной нечувствительности z_n релейного элемента, формирующего сигнал управления как функцию разности $z - z_m$.

Достоинством систем с запоминанием экстремума является сравнительно небольшая амплитуда колебаний параметров в процессе поиска. Применение их наиболее целесообразно для малоинерционных объектов, имеющих высокочастотные помехи.

Для простоты дальнейшего рассмотрения будем полагать отсутствие каких-либо возмущений, воздействующих на объект управления.

Системы с запоминанием экстремума обычно имеют исполнительные механизмы с постоянной скоростью перемещения. На вход объекта управления с помощью исполнительного механизма (ИМ) подается линейно изменяющийся во времени сигнал

$$x(t) = x_0 \pm k_1 t,$$

где $k_1 = \text{const}$ — скорость изменения входа; x_0 — начальная координата входа; знак " $\pm$ " характеризует направление скорости, определяемое реле с зоной нечувствительности z_n (рис. 1). Очевидно, что

$$\frac{dx}{dt} = \pm k_1.$$

Будем полагать, что в начальный момент времени t_0 вход $x_0 > 0$ и принадлежит левой ветви зависимости $y = f(x)$ (рис. 2, а).

Тогда с увеличением входа $x(t)$ также будет увеличиваться с учетом инерционности объекта управления его выход $z(t)$. В момент $t = t_1$ выход $z(t)$ достигает точки M_1 (рис. 2, а, б), которая принадлежит правой ветви зависимости $y = f(x)$. Максимальное значение z_m фиксируется в ЗУ. При достижении в момент времени $t = t_2$ разностью $z(t_2) - z_m$ значения зоны нечувствительности z_n происходит переключение реле в противоположное состояние, что приводит к изменению направления скорости перемещения исполнительного механизма (рис. 2, в), и значение выхода $z(t > t_2)$ начинает увеличиваться до тех пор, пока $z(t)$ в момент $t = t_3$ не достигнет своего максимума z_m в точке M_3 , принадлежащей левой ветви зависимости $y = f(x)$. При $t > t_3$ величина $z(t)$ уменьшается и т. д. до тех пор, пока в системе не установится периодический режим относительно точки (x^*, y^*) .

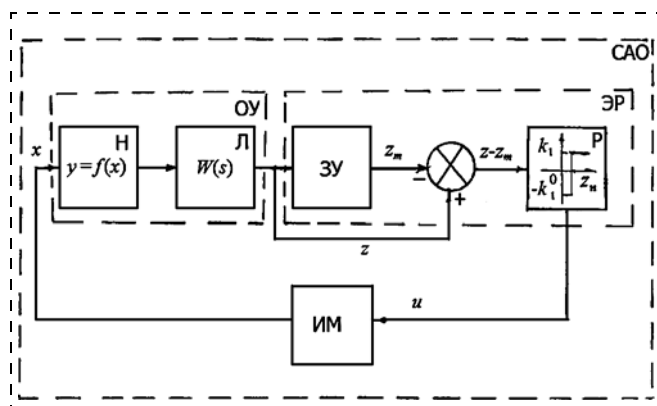


Рис. 1. Структурно-функциональная схема САО:

ОУ — объект управления, Н — нелинейная, Л — линейная части ОУ, ЭР — экстремальный регулятор, ЗУ — запоминающее устройство, Р — реле с зоной нечувствительности, ИМ — исполнительный механизм

Цель работы состоит в приближенной оценке переходных процессов (например, участок M_1M_2 и другие) с использованием нейронной сети персептронного типа в координатах выход—время (z, t) объекта. Это даст возможность построить приближенную оценку фазовой траектории процесса в координатах (z, x).

Метод решения

Для САО, структурная схема которой изображена на рис. 1, справедлива следующая нелинейная система обыкновенных дифференциальных уравнений:

$$T\dot{z}(t) + z(t) = f(x(t)) \text{ при } z(t_0) = z_0; \tag{1a}$$

$$u = k_1 \text{sign}(z - z_m + z_n); \tag{1б}$$

$$\frac{dx}{dt} = \pm k_1 \text{ при } x(t_0) = x_0. \tag{1в}$$

Здесь уравнение (1a) — модель объекта управления типа нелинейность—линейность с постоянной времени T ; соотношение (1б) — модель экстремального регулятора; уравнение (1в) — модель исполнительного механизма.

Аппроксимируем выход объекта $z(t)$ функцией

$$z_a(t) = \alpha(t) + \beta(t, N(t, p)),$$

где $\alpha(t)$ — настраиваемый параметр по начальному условию; $\beta(t, N(t, p))$ — функция, зависящая от трехслойной нейросети $N(t, p)$ с настраиваемым вектором параметров p и смещением B (рис. 3).

Число слоев в многослойной нейронной сети характеризует то, каким образом входное пространство может быть разбито на подпространства меньшей размерности. Трехслойная нейронная сеть, где в качестве двух последних слоев используются нейронные элементы с нелинейной функцией активации, позволяет формировать любые выпуклые области в пространстве решений.

Функция активации $\varphi(t)$ нейросети должна быть нелинейной и монотонной с вещественным выходным сигналом. Таким требованиям удовлетворяет функция сигмоидального типа

$$\varphi(t) = (1 - e^{-t})^{-1},$$

для которой выполняется очевидное свойство

$$\frac{d\varphi}{dt} = \varphi(t)(1 - \varphi(t)).$$

Введение функции сигмоидального типа обусловлено ограниченностью нейронных сетей с пороговой функцией активации нейронов, при которой любой из выходов сети равен либо нулю, либо единице, что ограничивает использование нейросетей в задачах идентификации. Использование сигмоидальной функции позволяет перейти от бинарных выходов нейрона к аналоговым. Функции передачи такого типа, как правило, присущи нейронам, находящимся во внутренних слоях нейронной сети.

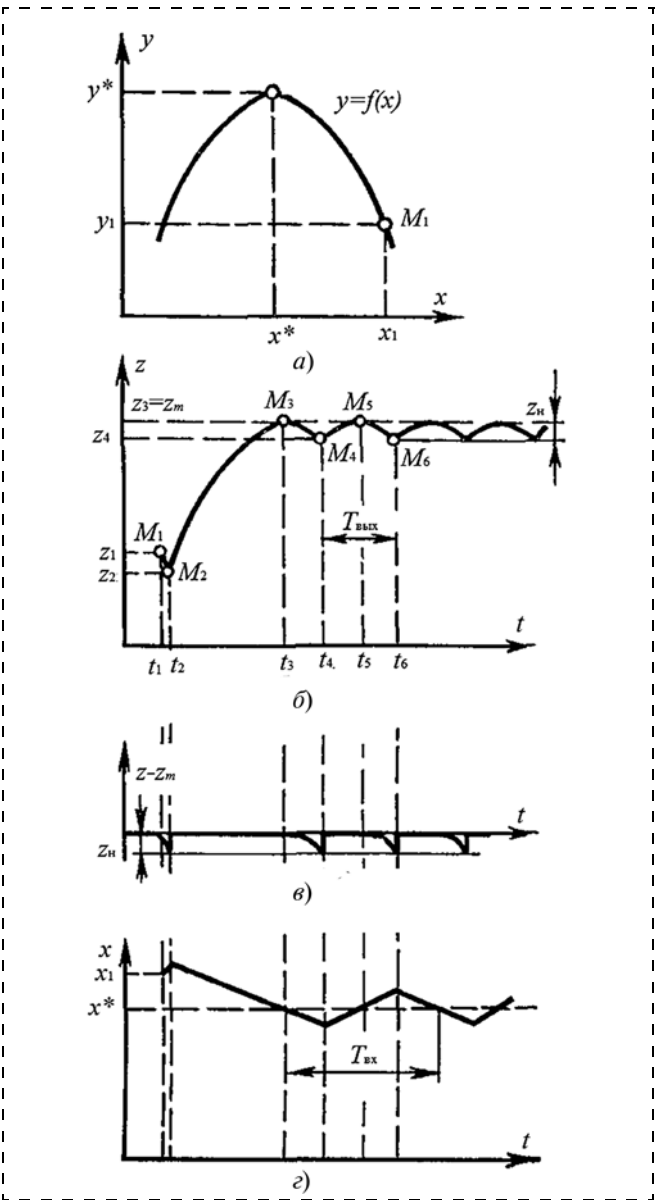


Рис. 2. Динамика $z(t)$ объекта управления типа нелинейность—линейность с запоминанием экстремума

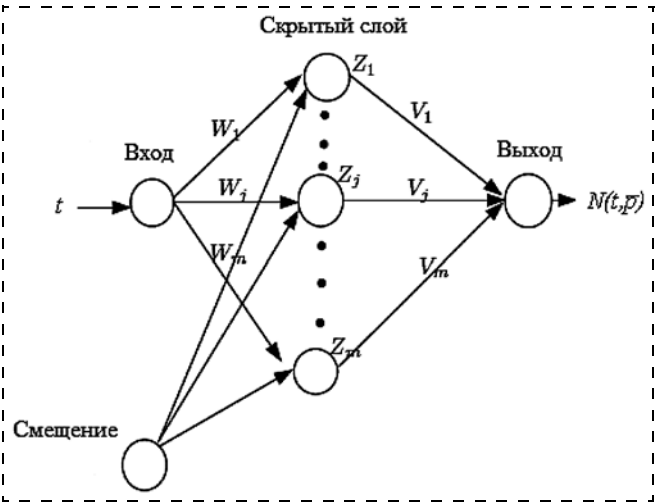


Рис. 3. Нейросеть оценки переходного процесса $z(t)$ в САО с запоминанием экстремума

Для входа x входной нейрон не делает никаких изменений, поэтому вход t для скрытых нейронов равен

$$(Net)_j = tW_j + B_j, j = 1, \dots, m,$$

где W_j — веса параметров входного слоя для j -го нейрона в скрытом слое; B_j — вес смещения для j -го нейрона в скрытом слое; m — число нейронов.

Выход скрытого слоя равен

$$z_j = S(Net)_j, j = 1, \dots, m,$$

где S — функция активации, которая является обычной нелинейной функцией. Поэтому выход для нейрона равен

$$N = V_1 z_1 + \dots + V_j z_j + \dots + V_m z_m,$$

где V_j — вес параметра для j -го выхода в скрытом слое.

Таким образом, первое слагаемое в формуле (1а) задается в виде

$$\begin{aligned} T\dot{z}(t) &= T \frac{d(tN(t, p))}{dt} = T[1 \cdot N(t, p) + t \dot{N}(t, p)] = \\ &= T[N(t, p) + t \sum_{i=1}^m V_i z_i (1 - z_i) W_i] = \\ &= TN(t, p) + Tt \frac{d}{dt} \left(\sum_{i=1}^m V_i (1 + \exp(-W_i t + B_i))^{-1} \right) = \\ &= TN(t, p) + Tt \left(\sum_{i=1}^m V_i z_i (1 - z_i) W_i \right). \end{aligned}$$

Сигнал ошибки решения нейронной сети определяется как разность между желаемым и действительным выходными сигналами в дискретные моменты времени t_i .

Суммарная ошибка сети выбрана в качестве функционала оптимизации, минимум которого необходимо найти. В качестве таких функционалов можно использовать минимум суммы квадратов функции ошибки.

Суммарная ошибка E аппроксимации для системы уравнений (1) равна

$$E(p) = \sum_{i=1}^n e_i^2(p) = 0,5 \sum_{i=1}^n [T\dot{z}(t_i, p) + z(t_i, p) - f(x(t_i))]^2,$$

где $\{t_i\}_{i=1}^n$ — дискретные точки промежутка времени $[0, T]$, соответствующего дискретному множеству $\{M_1 M_2, M_2 M_3$ и т. д.} (рис. 2, б), $n = T/\delta$ — число обучающих выборок, δ — шаг по времени t .

Вектор p неизвестных параметров находится из решения нелинейной относительно p оптимизационной задачи

$$\min_p E(p),$$

в которой составляющие вектора p имеют вид $p^T = (V_1, W_1, B_1; V_2, W_2, B_2; \dots, V_m, W_m, B_m)$.

В качестве метода поиска экстремума функционала оптимизации можно использовать модифицированный метод градиентного спуска. Выбор начальных условий осуществляется случайным образом из диапазона значений входного сигнала.

Вычислительный эксперимент

Исследовали САО с объектом управления со статической характеристикой $y = f(x(t)) = x^2$ и передаточной функцией инерционного звена на выходе объекта управления

$$W(s) = \frac{1}{Ts + 1} \Big|_{T=100c} = \frac{1}{100s + 1}.$$

Исполнительный механизм описывали уравнением (1в), в котором $k_1 = 0,1$. Зона нечувствительности z_n реле задавалась равной $z_n = 0,65$. Шаг по времени $\Delta t = \delta = 10$ с, полное время $T = 150$ с. Поэтому за один шаг по времени δ исполнительный механизм переместится на величину $\Delta x = \pm k_1 \Delta t = \pm 1$.

Для моделирования нейросети число нейронов m было принято равным трем, а суммарная ошибка E — равной 10^{-2} .

По результатам расчетов построена нейросетевая аппроксимация переходного процесса $z(t)$ выхода объекта управления (рис. 4).

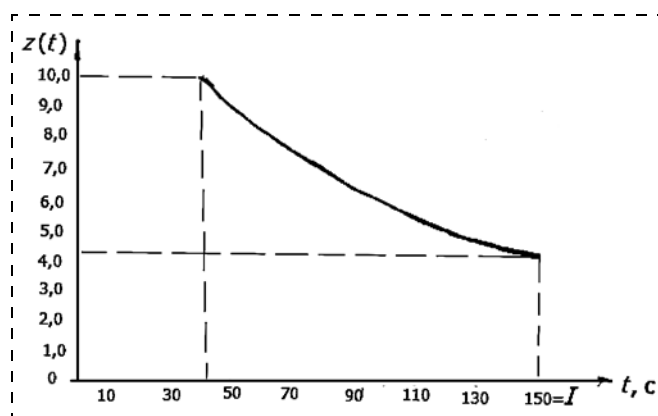


Рис. 4. Нейросетевая аппроксимация зависимости выхода $z(t)$ для объекта управления

Результаты эксперимента показали, что нейросеть из трех нейронов обеспечила возможность построения приближенной оценки фазовой траектории процесса в координатах (z, x) с заданной точностью.

Выводы

Рассмотрена классическая система автоматической оптимизации линейного объекта управления с нелинейностью и алгоритм поиска экстремума нелинейности с запоминанием экстремума.

Динамику выхода объекта оценивали приближенным методом, в качестве которого предложено использовать нейросетевой метод в виде трехслойной персептронной сети с функцией активации сигмоидального типа.

Неизвестные параметры сети находятся из решения нелинейной оптимизационной задачи.

Результаты расчета переходного процесса поиска экстремума нелинейности нейросетевым методом показывают эффективность предложенного нейросетевого метода по сравнению с известными численными методами, отличаясь значительной простотой и относительно высокой точностью за счет выбора числа нейронов в скрытом слое, а также значительным быстрым действием.

Список литературы

1. Бесекерский В. А., Попов Е. П. Теория систем автоматического управления. М.: Наука, 1975.

2. Растринин Л. А. Системы экстремального управления. М.: Наука, 1974.
3. Казакевич В. В., Родов А. Б. Системы автоматической оптимизации. М.: Энергия, 1977.
4. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под ред. К. А. Пупкова. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2001.
5. Otadi M., Mosleh M. Numerical solution of quadratic Riccati differential equation by neural network // Mathematical sciences. 2011. Vol. 5, No. 3. P. 249–257.
6. Buckley J. J., Feuring T. Fuzzy differential equations // Fuzzy sets and systems. 2000. No. 11. P. 43–54.
7. Buckley J. J., Feuring T. Introduction to fuzzy partial differential equations // Fuzzy sets and systems. 1999. No. 5. P. 241–248.
8. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры. М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2004.
9. Галушкин А. И. Нейросетевые технологии в перспективных суперЭВМ. Концепция развития высокопроизводительных вычислений на базе супернейрокомпьютеров (2012–2020 гг.) // Информационные технологии. 2013. № 9. 32 с.

Neural Network Estimation of the Dynamics of the Automatic Optimization System

N. P. Demenkov, dnp@bmstu.ru✉, I. A. Mochalov, intelsyst@mail.ru,
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russian Federation

Corresponding author: Demenkov Nikolay P., Ph. D., Associate Professor
of the Department of Automatic Control Systems, Faculty of Information and Control Systems,
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, 105005, Russian Federation, e-mail: dnp@bmstu.ru

Received on April 01, 2015

Accepted on April 24, 2015

The topic of the article is a search engine for an automatic optimization of the nonlinear object of control with algorithm for search of the extremum of nonlinearity and storing of the extremum. The traditional methods of regulation realized on the basis of the theory of the linear and linearized systems cannot ensure the demanded quality of regulation of the technological parameters of many industrial facilities, which are inherently nonlinear. There is a need for solution to the traditional problems of control with the use of the new methods implemented in smart systems, in particular, the neural network methods. The aim of the work is to solve the problem of an approximate assessment of the transition processes with the use of a neural network of perceptron type in coordinates, the exit time (z, t) of the control object, which gives a chance to construct an approximate assessment of the phase trajectory of the process in coordinates of the exit entrance (z, x) of the control object. For the solution of the problem of assessment of the dynamics of the exit of an object the neural network method is offered in the form of a three-layer network of perceptron type with a function of activation of the sigmoidal type. Use of the sigmoidal function allows us to transfer from the binary exits of neurons to the analog ones. The unknown parameters of a network result from the solution of the nonlinear optimizing problem of a minimal total error. The signal of an error of the solution of a neural network is defined as a difference between the desirable and valid output signals in the discrete time points. Results of the computing experiment of calculation of the transition process of search for the extremum of nonlinearity by a neural network method show efficiency of the offered neural network method in comparison with the known numerical methods of the solution of the differential equations, differing in considerable simplicity and rather high precision due to the choice of the number of neurons in the hidden layer, and also considerable speed.

Keywords: automatic optimization system, object control, nonlinearity-linearity, neural network method for solving of the nonlinear differential equations

For citation:

Demenkov N. P., Mochalov I. A. Neural Network Estimation of the Dynamics of the Automatic Optimization System, *Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie*, 2015, vol. 16, no. 10, pp. 659–663.

DOI: 10.17587/mau.16.659-663

References

1. Besekersky V. A., Popov E. P. *Teoria sistem avtomaticheskogo upravleniya* (The theory of automatic control systems), Moscow, Nauka, 1975 (in Russian).
2. Rastrigin L. A. *Sistemy ekstremal'nogo upravleniya* (Extreme control system), Moscow, Nauka, 1974 (in Russian).
3. Kazakevitch V. V., Rodov A. B. *Sistemy avtomaticheskoi optimizatsii* (System of automatic optimization), Moscow, Energy, 1977 (in Russian).

4. Pupkov K. A. ed. *Metody robastnogo, neyro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya* (Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control), Moscow, Publishing House of the Bauman MSTU, 2001 (in Russian).
5. Otadi M., Mosleh M. Numerical solution of quadratic Riccati differential equation by neural network, *Mathematical Sciences*, 2011, vol. 5, no. 3, pp. 249–257.
6. Buckley J. J., Feuring T. Fuzzy differential equations, *Fuzzy Sets and Systems*, 2000, no. 11, pp. 43–54.
7. Buckley J. J., Feuring T. Introduction to fuzzy partial differential equations, *Fuzzy Sets and Systems*, 1999, no. 5, pp. 241–248.
8. Komartsova L. G., Maximov A. V. *Neirokomp'yutery* (Neurocomputers), Moscow, Publishing House of the Bauman MSTU, 2004 (in Russian).
9. Galushkin A. I. Neural network technology in the promising supercomputers. The concept of high-performance computing based superneurocomputers (2012–2020 gg.), *Informatsionnye Tekhnologii*, 2013, no. 9, 32 p. (in Russian).