

УДК 519.876.2

DOI: [10.26102/2310-6018/2019.27.4.016](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2019.27.4.016)

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ УПРАВЛЕНИЯ ГЕНЕТИЧЕСКИМ АЛГОРИТМОМ

Д.А. Петросов¹, Р.А. Ващенко², А.А. Степовой², Н.В. Петросова³,
А.Н. Зеленина⁴

¹Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации – Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования,
Москва, Российская Федерация

²Белгородский государственный технологический университет имени В.Г. Шухова –
Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования,
Белгород, Российская Федерация

³Белгородский государственный аграрный университет имени В.Я. Горина –
Федеральное государственное бюджетное учреждение высшего образования,
Белгород, Российская Федерация

⁴Воронежский институт высоких технологий – автономная некоммерческая
образовательная организация высшего образования, Воронеж, Российская Федерация

¹e-mail: scorpions2002@mail.ru

²e-mail: madrid.59@mail.ru

³e-mail: petrosova.nat@mail.ru

⁴e-mail: snakeans@gmail.com

Резюме: В современных интеллектуальных системах поддержки принятия решений по-прежнему сохраняется проблема, связанная с повышением быстродействия в задачах структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением на основе генетических алгоритмов. В настоящее время существует два основных направления исследований, которые рассчитаны на математическое или аппаратное повышение быстродействия. Одним из способов аппаратного повышения быстродействия является применение параллельных вычислений, к которым относится технология GPGPU (General-purpose computing on graphics processing units). В данной работе рассматривается возможность повышения быстродействия интеллектуальных систем с использованием математического инструмента искусственных нейронных сетей за счет введения модуля управления генетическим алгоритмом непосредственно при выполнении синтеза решений. Управление процессом структурно-параметрического синтеза достигается путем прогноза и оценки состояния генетического алгоритма (сходимости, затухания, нахождения популяции в локальных экстремумах) с применением искусственных нейронных сетей. Это позволяет изменять параметры работы операторов непосредственно в процессе синтеза решений, изменяя их разрушающую способность относительно бинарной строки, что приводит к изменению траектории движения популяции в пространстве решений, и как следствие, должно способствовать повышению быстродействия интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

Ключевые слова: генетический алгоритм, интеллектуальные информационные системы, искусственные нейронные сети, системный анализ.

Для цитирования: Петросов Д.А., Ващенко Р.А., Степовой А.А., Петросова Н.В., Зеленина А.Н. Применение искусственных нейронных сетей в задачах управления генетическим алгоритмом. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019;7(4): 1-9. Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/11/PetrosovSoavtori_4_19_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.016

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS IN THE PROBLEMS OF MANAGING A GENETIC ALGORITHM

D.A. Petrosov¹, R.A. Vashchenko², A.A. Stepovoi², N.V. Petrosova, A.N. Zelenina⁴

¹*Financial University under the Government of the Russian Federation – Federal state budgetary institution of higher education, Moscow, Russian Federation,*

²*Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov – Federal state budgetary institution of higher education, Belgorod, Russian Federation*

³*Belgorod State Agrarian University named after V.Ya. Gorina – Federal state budgetary institution of higher education, Belgorod, Russian Federation*

⁴*Voronezh Institute of High Technologies – an autonomous non-profit educational organization of higher education, Voronezh, Russian Federation*

Annotation: In modern intelligent decision support systems, there is still a problem associated with improving performance in structural and parametric synthesis of large discrete systems with specified behavior based on genetic algorithms. Currently, there are two main areas of research that are designed for mathematical or hardware-based performance improvements. One of the ways to increase hardware performance is to use parallel computing, which includes GPGPU (General-purpose computing on graphics processing units) technology. In this paper, we consider the possibility of increasing the speed of intelligent systems using a mathematical tool of artificial neural networks by introducing a control module for the genetic algorithm directly when performing decision synthesis. The process of structural-parametric synthesis is controlled by predicting and assessing the state of the genetic algorithm (convergence, attenuation, finding the population at local extremes) using artificial neural networks. This allows you to change the parameters of the operators directly in the process of decision synthesis, changing their destructive ability relative to the binary string, which leads to a change in the trajectory of the population in the decision space, and as a result, should increase the speed of intelligent decision support systems.

Keywords: genetic algorithm, intelligent information systems, artificial neural networks, system analysis.

For citation: Petrosov D.A., Vashchenko R.A., Stepovoi A.A., Petrosova N.V., Zelenina A.N. Application of artificial neural networks in the problems of managing a genetic algorithm. *Modeling, optimization and information technology*, [online]. 2019;7(4). Available by: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/11/PetrosovSoavtori_4_19_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2019.27.4.016 (In Russ.).

Введение

Современные интеллектуальные информационные системы поддержки принятия решений на основе эволюционных процедур в задачах структурно-параметрического синтеза больших дискретных систем с заданным поведением нуждаются в повышении быстродействия.

При структурно-параметрическом синтезе большой дискретной системы с заданным поведением количество элементов и параметров их функционирования настолько велико, что решение данной задачи путем перебора является невозможным даже при использовании современных вычислительных систем. Поэтому целесообразно применение методов направленного перебора. Спектр таких методов достаточно широк:

- генетические алгоритмы;
- метод имитации отжига;
- комплекс алгоритмов, основанных на методе муравьиной колонии;
- грубый случайный поиск (Метод Монте-Карло);
- алгоритм с парной пробой;

- алгоритм с возвратом при неудачном шаге;
- алгоритм с пересчетом при неудачном шаге;
- поиск с запретами.

Генетические алгоритмы хорошо зарекомендовали себя в области структурно-параметрического синтеза, но при решении задач синтеза с большим количеством элементов и связей между ними, зачастую приходится корректировать параметры функционирования операторов, что бывает связано с:

- попаданием популяции в локальный экстремум;
- затуханием генетического алгоритма;
- медленной сходимости.

Поэтому целесообразно разрабатывать методы, способные прогнозировать и оценивать состояние генетического алгоритма непосредственно в процессе работы.

Материалы и методы

В качестве основного инструментального средства в работе предлагается использование искусственных нейронных сетей. Которые хорошо зарекомендовали себя при решении задач прогнозирования, управления и анализа.

Результаты

Рассмотрим более подробно использование и применение генетического алгоритма [1].

Генетический алгоритм можно представить в виде кортежа операторов:

$$GA = \langle SEL, CROSS, MUT, RED \rangle,$$

где *SEL* – оператор отбора; *CROSS* – оператор скрещивания; *MUT* – оператор мутации; *RED* – оператор редукции.

Каждый элемент кортежа представляется в виде множества возможных параметров функционирования:

$$SEL = \{Psel_i\}_{i=1}^M,$$

где *Psel* – *i*-й параметр функционирования оператора отбора (рулеточная, турнирная и т. д.). Например: *Psel*₁ – турнирный отбор; *Psel*₂ – рулеточный отбор.

$$CROSS = \{Pcross_j\}_{j=1}^L,$$

где *Pcross*_{*j*} – *j*-й параметр функционирования оператора скрещивания (одноточечный, двухточечный и т. д.). Например: *Pcross*₁ – одноточечное скрещивание; *Pcross*₂ – двухточечное скрещивание; *Pcross*₃ – многоточечное скрещивание.

$$MUT = \{Pmut_f\}_{f=1}^K,$$

где *Pmut*_{*f*} – *f*-й параметр функционирования оператора мутации (различные вероятности срабатывания оператора). Например: *Pmut*₁ – вероятность мутации 0,1; *Pmut*₂ – вероятность мутации 0,3; *Pmut*₃ – вероятность мутации 0,5.

$$RED = \{Pred_o\}_o = I_r,$$

где *Pred*_{*o*} – *o*-й параметр функционирования оператора редукции (зависит от подхода к количеству и качеству оставляемых в поколении особей по значению целевой функции). Например: *Pred*₁ – количество особей в поколении 50 % в соответствии с лучшим значением целевой функции; *Pred*₂ – количество особей в поколении 40 % в соответствии с лучшим значением целевой функции; *Pred*₃ – количество особей в поколении 60 % в соответствии с лучшим значением целевой функции.

Таким образом, генетический алгоритм с параметрами функционирования операторов при решении задачи структурно параметрического синтеза больших дискретных систем можно представить в следующем виде:

$$GA = Pseli, Pcrossj, Pmutf Predo.$$

В задачах структурно-параметрического синтеза моделей больших дискретных систем возможно изменение элементной базы или параметров функционирования элементов, при этом, как показывает практика, параметры работы операторов генетического алгоритма требуют корректировки, так как учащается затухание. Возникает задача управления генетическим алгоритмом непосредственно в процессе поиска решений, то есть изменения параметров работы его операторов, что позволит увеличить быстродействие интеллектуальной системы поддержки принятия решений и повысить качество синтеза решений.

В этом случае предлагается рассматривать параметры операторов с точки зрения разрушающей способности, так как каждый оператор выполняет изменение в бинарной строке, разрушая ее относительно первоначального состояния. При проявлении признаков затухания целесообразно увеличить разрушающую способность операторов, тем самым получить большее количество особей, обладающих новыми качествами.

На Рисунке 1 показан пример затухания генетического алгоритма при решении задачи структурно-параметрического синтеза большой дискретной системы размерностью 18x18 (на базе элементной базы элементов памяти: *RS*, *D* и *T* триггерах [2]), при следующих параметрах:

$$GA = \langle Psel1 Pcross1, Pmut1 Pred2 \rangle.$$

На обработке 140 поколений образовалось затухание, при котором минимальное значение целевой функции не изменяется на протяжении нескольких поколений и количество особей с этим значением функции увеличивалось, без использования нейронной сети алгоритм обработал 300 поколений и не нашел решений.

В связи с этим для решения задачи управления генетическим алгоритмом предлагается использовать искусственные нейронные сети.

Технология совместного использования генетических алгоритмов и нейронных сетей весьма популярна в различных научных исследованиях. Используется применение генетических алгоритмов для поиска структуры и обучения нейронных сетей, так и нейронных сетей для работы «внутри» генетического алгоритма. Более распространенным является первый подход. В данной статье рассмотрим, как раз применение второго подхода – использование нейронных сетей для настройки работы генетического алгоритма [3].

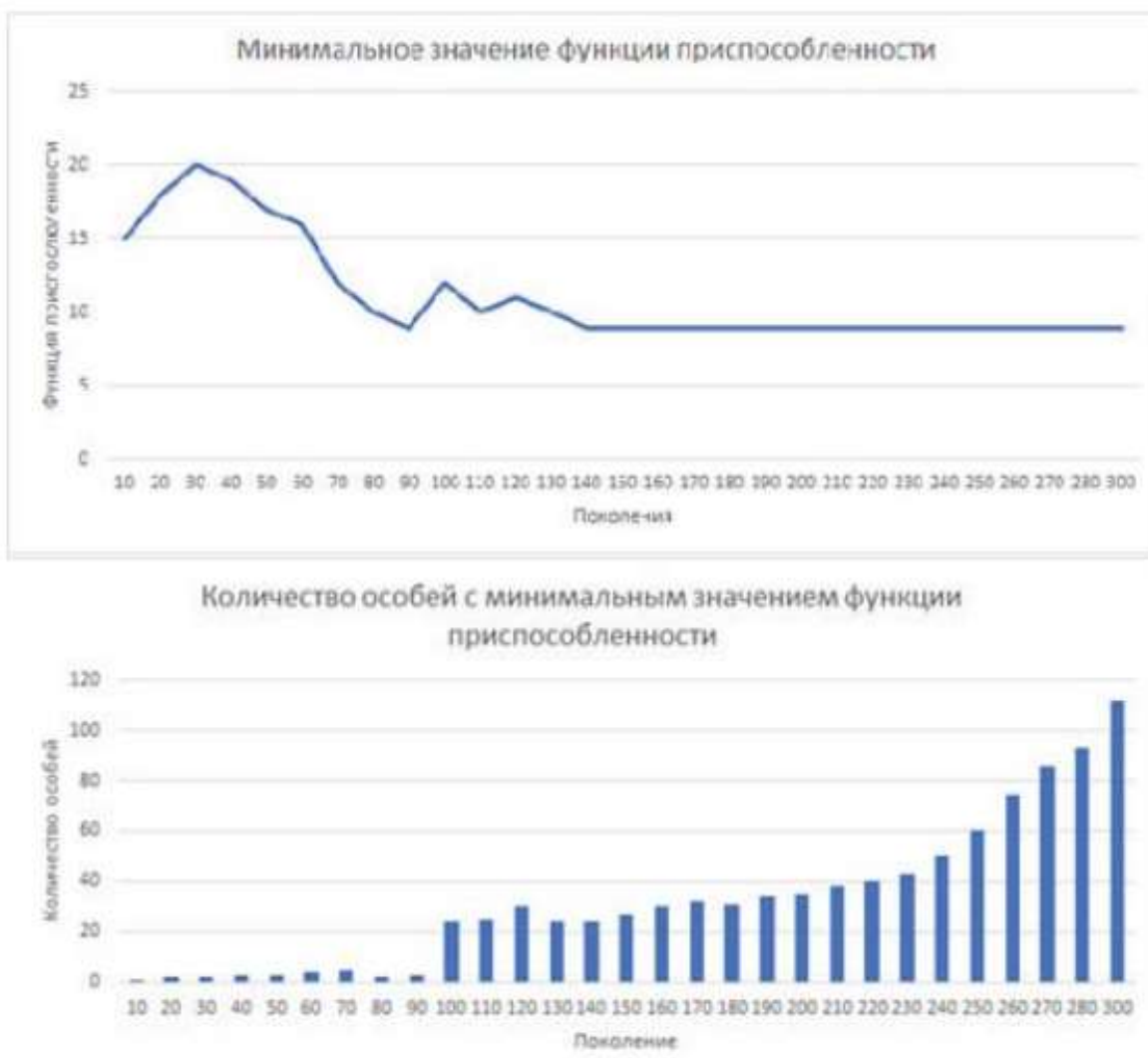


Рисунок 1 – Пример затухания генетического алгоритма дискретных систем
 Figure 1 – An example of the attenuation of the genetic algorithm of discrete systems

Первый этап – это выбор структуры нейронной сети. Выделяют два класса наиболее часто применяемых структур нейронных сетей [4]. Это нейронные сети без обратных связей, так называемые «сети с однонаправленным распространением сигнала» и нейронные сети, в которых имеется обратная связь (рекуррентные нейронные сети). Для решаемой задачи экспериментальным путем было установлено, что использование сетей с обратными связями в сравнении с сетями прямого распространения не приводит к значительному увеличению точности. Для анализа изменения функции приспособленности было выбрано пятьдесят ее последних значений. Соответственно, количество входов нейронной сети будет так же равняться пятидесяти. Поэтому была выбрана многослойная сеть прямого распространения с одним скрытым слоем и выходным слоем (Рисунок 2). Количество нейронов выходного слоя совпадает с количеством выходных параметров.

Обучение производилось с помощью алгоритма Левенберга – Марквардта. Каждый выход нейронной сети соответствует количеству операторов генетического алгоритма [5].

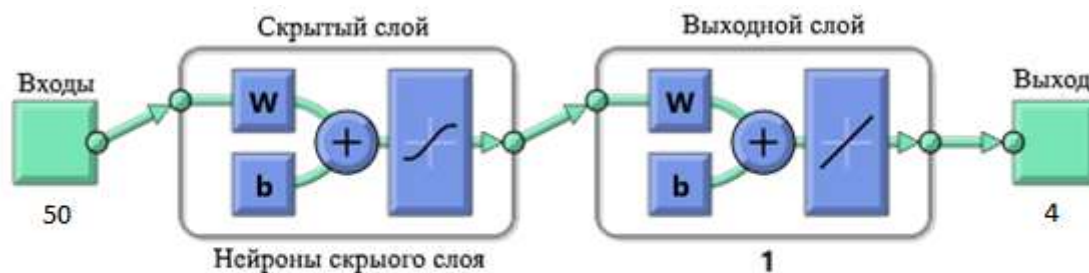


Рисунок 2 – Структура нейронной сети
 Figure 2 – The structure of the neural network

После определения общей структуры сети, необходимо выбрать число нейронов в скрытом слое. С одной стороны, слишком малое количество скрытых нейронов приводит к недостаточной точности модели. В то же время слишком большое количество нейронов может привести к низкой обобщающей способности, когда она выдает хорошие результаты на примерах, входящих в обучающую выборку, но практически не работает на других примерах. Для выбора рационального количества нейронов в скрытом слое было протестировано несколько нейронных сетей с количеством нейронов в скрытом слое от 2 до 200.

В силу того, что на результаты обучения огромное влияние оказывает подбор начальных значений весов сети и применяется случайный подбор начальных значений весов (из-за отсутствия универсального метода подбора весов), каждая из нейронных сетей обучалась и тестировалась 25 раз и среди них выбиралась лучшая, обеспечивающая наименьшую ошибку. В качестве показателя точности было выбрано значение функции приспособленности.

На Рисунке 3 приведены зависимости точности нейронной сети от количества нейронов в скрытом слое на тренировочных данных и подтверждающем множестве.

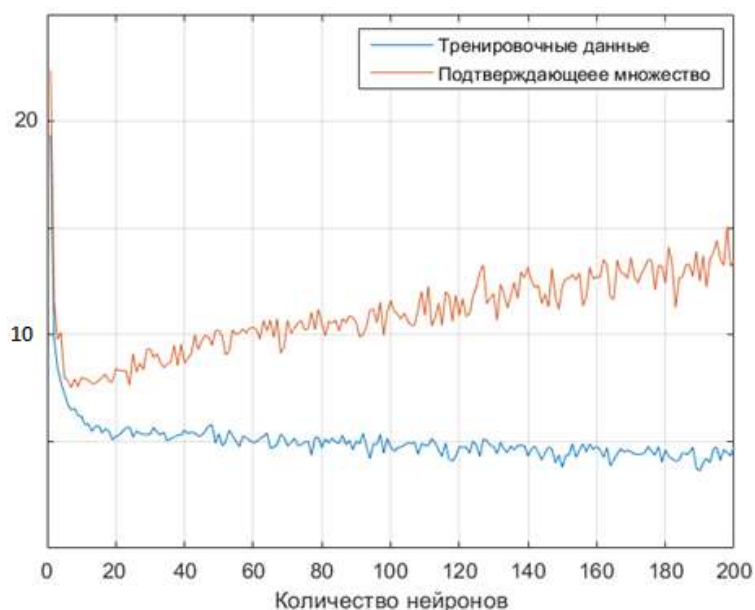


Рисунок 3 – Зависимость точности нейронной сети от количества нейронов в скрытом слое

Figure 3 – Dependence of the accuracy of the neural network on the number of neurons

in a hidden layer

Как можно видеть из приведенного графика (Рисунок 3), с увеличением количества нейронов в скрытом слое ошибка на выборке, используемой при обучении, падает, а на данных, не участвовавших в обучении, растет.

Лучшей была выбрана сеть, демонстрирующая минимум ошибки, полученной как среднее между ошибкой на новых и тренировочных данных, что говорит о её высокой обобщающей способности. Такой результат был достигнут нейронной сетью с 19-ю нейронами в скрытом слое.

Для оценки целесообразности применения искусственных нейронных сетей проведен вычислительный эксперимент с использованием моделей генетического алгоритма на базе вложенных сетей Петри [6; 7].

В ходе проведенного эксперимента нейронная сеть распознала затухание генетического алгоритма на 180 поколении и выполнила изменения параметров работы операторов:

$$GA = \langle Psel1 Pcross2, Pmut2, Pred3 \rangle.$$

Данное изменение привело к нахождению решения в 270 поколении и сходимости генетического алгоритма (Рисунок 4).

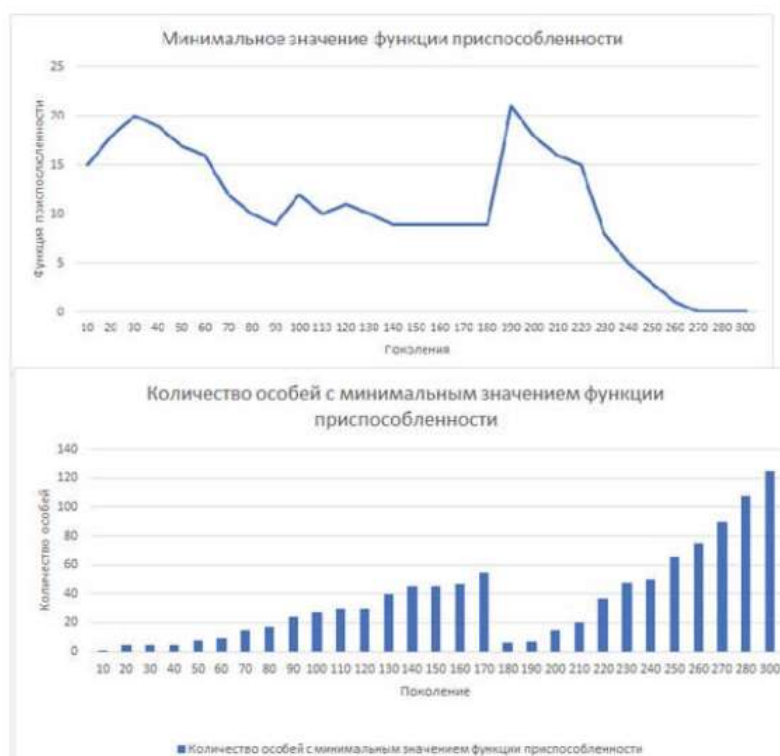


Рисунок 4 – Сходимость генетического алгоритма после управления искусственной нейронной сетью

Figure 4 – Convergence of a genetic algorithm after controlling an artificial neural network

Обсуждение

Таким образом, можно говорить о том, что изменение параметров работы операторов генетического алгоритма в процессе поиска решений может привести к выходу из состояния затухания и способствует его сходимости. В целом данный подход может не только распознавать затухание генетического алгоритма, но и способствовать уменьшению времени нахождения решений. Для этого следует изучить все возможные

состояния генетического алгоритма, при которых изменение параметров работы операторов может дать положительный эффект, а также определить данные параметры, выполнить их визуализацию и обучить искусственную нейронную сеть.

Заключение

Нейросетевой подход в задачах управления генетическим алгоритмом является перспективным направлением в области искусственного интеллекта. В рамках проводимого исследования целесообразно выполнить моделирование искусственной нейронной сети математическим аппаратом сетей Петри, что позволит объединить модель генетического алгоритма на основе вложенных сетей Петри и модель искусственной нейронной сети. Благодаря свойству параллелизма, которым обладают эволюционные методы и теория сетей Петри возможно применение технологии GPGPU при выполнении программной реализации интеллектуальной информационной системы.

Работа выполнена при поддержке гранта РФФИ: № 18-07-00634-А.

ЛИТЕРАТУРА

1. Орлов А.Н., Курейчик В.В., Глущенко А.Е. Комбинированный генетический алгоритм решения задачи раскроя. *Известия ЮФУ. Технические науки.* 2016;6(179):5-13.
2. Петросов Д.А. Математическая модель формирования конфигурации вычислительной техники на основе триггеров. *Вестник Ижевского государственного технического университета.* 2009;3:139-143.
3. Манжула В.Г., Федяшов Д.С. Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных. *Фундаментальные исследования.* 2011; 4: 108-114.
4. Хайкин С. Нейронные сети полный курс, 2-е издание: Пер. с англ. М.: Издательский дом «Вильямс». 2006: 1104.
5. Степовой А.А., Рубанов В.Г. Повышение живучести мобильного робота с использованием аппарата нейронных сетей. *Математические методы в технике и технологиях: сб. тр. междунар. науч. конф.* в 12 т.; под общ. ред. А.А. Большакова. СПб.: Изд-во Политехн. ун-та. 2019;3:26-29.
6. Петросов Д.А., Игнатенко В.А. Применение информационных сетей Петри для моделирования нейронной сети в задаче управления адаптированным генетическим алгоритмом при решении задач структурно-параметрического синтеза дискретных систем. *Успехи современной науки и образования.* 2016;5(12):138-141.
7. Петросов Д.А. Адаптация генетического алгоритма при моделировании вычислительной техники с изменяющейся структурой и набором компонентов на основе сетей Петри. *Вопросы современной науки и практики. Университет им. В.И. Вернадского.* 2009;6(20):151-160.

REFERENCES

1. Orlov, A.N. Kombinirovannyj geneticheskij algoritm resheniya zadachi raskroya / A.N. Orlov, V.V. Kurejchik, A.E. Glushchenko. 2016;6(179):5-13.
2. Petrosov D.A. Matematicheskaya model' formirovaniya konfiguracii vychislitel'noj tekhniki na osnove triggerov. Vestnik Izhevskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. 2009;3:139-143.
3. Manzhula V.G., Fedyashov D.S. Nejronnye seti Kohonena i nechetkie nejronnye seti v

- интеллектуал'ном анализе данных. *Fundamental'nye issledovaniya*. 2011;4:108-114.
4. Hajkin S. Nejronnye seti polnyj kurs, 2-e izdanie: Per. s angl. M.: Izdatel'skij dom «Vil'yams». 2006:1104.
 5. Stepovoj A.A., Rubanov V.G. Povyshenie zhivuchesti mobil'nogo robota s ispol'zovaniem apparata nejronnyh setej. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiyah: sb. tr. mezhdunar. nauch. konf.: v 12 t. pod obshch. red. A. A. Bol'shakova*. SPb.: Izd-vo Politekhn. un-ta. 2019;3:26-29.
 6. Petrosov D.A., Ignatenko V.A. Primenenie informacionnyh setej Petri dlya modelirovaniya nejronnoj seti v zadache upravleniya adaptirovannym geneticheskim algoritmom pri reshenii zadach strukturno-parametricheskogo sinteza diskretnyh system. *Uspekhi sovremennoj nauki i obrazovaniya*. 2016;5(12):138-141.
 7. Petrosov D.A. Adaptaciya geneticheskogo algoritma pri modelirovanii vychislitel'noj tekhniki s izmenyayushchejsya strukturoj i naborom komponentov na osnove setej Petri. *Voprosy sovremennoj nauki i praktiki. Universitet im. V.I. Vernadskogo*. 2009;6(20):151-160.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Петросов Давид Арегович, кандидат технических наук, доцент, доцент департамента анализа данных, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация.

David A. Petrosov, Candidate of Engineering Sciences, Docent, Associate Professor Data Analysis Department, Financial University under the Government of the Russian Federation – Federal state budgetary institution of higher education, Moscow, Russian Federation.

Ващенко Роман Александрович, кандидат технических наук, старший преподаватель кафедры технической кибернетики, Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, Белгород, Российская Федерация.

Roman A. Vashchenko, Candidate of Engineering Sciences, Senior Lecturer Department of Technical Cybernetics, Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov – Federal state budgetary institution of higher education, Belgorod, Russian Federation.

Степовой Алексей Александрович, ассистент кафедры технической кибернетики, Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова, Белгород, Российская Федерация.

Alexei A. Stepovoi, Assistant Department of Technical Cybernetics, Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov – Federal state budgetary institution of higher education, Belgorod, Russian Federation.

Петросова Наталья Владимировна, преподаватель СПО кафедры информатики и информационных технологий, Белгородский государственный аграрный университет им. В.Я. Горина, Белгород, Российская Федерация.

Natalya V. Petrosova, Lecturer in the Department of Informatics and Information Technology, Belgorod State Agrarian University named after V.Ya. Gorina – Federal state budgetary institution of higher education, Belgorod, Russian Federation.

Зеленина Анна Николаевна, кандидат технических наук, доцент, ведущий специалист проектного отдела, Воронежский институт высоких технологий – автономная некоммерческая образовательная организация высшего образования, Воронеж, Российская Федерация.

Anna N. Zelenina, Candidate of Engineering Sciences, Docent, design specialist, Voronezh Institute of High Technologies – an autonomous non-profit educational organization of higher education, Voronezh, Russian Federation.