

Kazorin Viktor Ivanovich – e-mail: kazorin1@yandex.ru; 12, Tsvetoch'naya street, Essentuki, Stavropol area, 357633, Russia; phone: +79282666496; graduate student.

Drovesokova Tatiana Ivanovna – North-Caucasus Federal University (Branch in Pyatigorsk); e-mail: tatyana0706@gmail.com; 12, Verhnevorzal'naya street, Zeleznovodsk, Stavropol area, 357431, Russia; phone: +79283250605; the department of control in engineering systems; cand. of eng. sc.; associate professor.

Tsapleva Valentina Viktorovna – e-mail: val-ryazanova@yandex.ru; 9, Uzhiniy allay, Stanitca Zol'skaya, Stavropol area, 357324, Russia; phone: +79614888039; the department of control in engineering systems; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 004.021

DOI 10.23683/2311-3103-2018-5-26-34

В.М. Курейчик, Т.Г. Каплунов**АДАПТИВНЫЙ ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ НА ОСНОВЕ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ***

Рассмотрен подход к увеличению поисковых способностей генетического алгоритма. Цель данной работы заключается в нахождении путей ускорения работы генетических алгоритмов используемых для оптимизации и поиска глобальных экстремумов функций. Актуальность работы состоит в том, что на сегодняшний день увеличение поисковых способностей генетических алгоритмов составляет основную проблему при использовании таких алгоритмов. Зачастую при манипуляциях с алгоритмом повышается вероятность попадания в локальный экстремум исследуемой функции. Постановка задачи в данной работе выглядит следующим образом: дан некоторый набор тестовых функций, необходимо найти глобальные экстремумы этих функций, сделав это за полиномиальное время, меньшее чем время, затрачиваемое классическим генетическим алгоритмом. Классический генетический алгоритм реализует действие естественного отбора (ЕО) на уровне индивидов. Однако в микробиологии естественный отбор представляется как отбор генов, эта точка зрения в теории генетических алгоритмов не получила широкого распространения. В данной работе представлен алгоритм реализующий естественный отбор на уровне генов. За меру оценки приспособленности гена в работе принимается его стабильность в процессе смены поколений, которая прослеживается на основе карт Шухарта. В алгоритме используется набор нечетких правил, с помощью которых происходит управление динамически изменяемыми параметрами алгоритма, в частности, вероятность попадания в следующее поколение. На основе заключения о том, что гены являются статистически управляемыми – в алгоритм внедрен блок прогнозирования. Для повышения скорости работы алгоритма можно ввести внутреннее прогнозирование генома. Решение о прогнозировании вносится на основе нечеткого правила: если временной ряд i -го представителя популяции управляем по Шухарту за последние L поколений, то добавить в популяцию особь, геном которой состоит из предсказанных значений генов на K поколений вперед. Таким образом в алгоритме происходит управление динамически изменяемыми параметрами (мутация, размер популяции), а также реализовано прогнозирование наиболее приспособленных генов на основе стороннего ГА. Результаты работы подтверждаются экспериментом, проведенном на тестовых функциях для алгоритмов оптимизации. На основе проведенных экспериментов можно сделать вывод о практической применимости данного алгоритма в поисковых и оптимизационных задачах.

Генетический алгоритм; оптимизация; прогнозирование; контрольные карты Шухарта; нечеткие правила.

* Работа выполнена за счет частичного финансирования по гранту РФФИ № 18-07-00050 и № 18-29-22019/18.

V.M. Kureichik, T.G. Kaplunov

ADAPTIVE GENETIC ALGORITHM BASED ON FUZZY RULES

The article describes the methods of increasing the search capabilities of the genetic algorithm. The purpose of this work is to find ways to accelerate the work of genetic algorithms. The relevance of the work lies in the fact that today the increase in the search capabilities of genetic algorithms is the main problem when using such algorithms. Often, with manipulations with an algorithm, the probability of getting into the local extremum of the function under investigation increases. The method described in the paper is to change the point of view of the natural selection process. The classical genetic algorithm implements the action of natural selection (EO) at the level of individuals. However, in microbiology, natural selection is presented as a selection of genes; this viewpoint is not widely used in the theory of genetic algorithms. This paper presents an algorithm that implements natural selection at the level of genes. The measure of the fitness of a gene in its work is taken as its stability in the process of changing generations, which can be traced based on the Shewhart maps. The algorithm uses a set of fuzzy rules, with the help of which the dynamically changing parameters of the algorithm are controlled, in particular, the probability of hitting the next generation. Based on the conclusion that genes are statistically manageable, a prediction block has been implemented in the algorithm. To increase the speed of the algorithm, you can enter the internal prediction of the genome. The prediction decision is made on the basis of a fuzzy rule: if the time series of the i -th representative of the population is controlled according to Shewhart over the last L generations, then add an individual to the population whose genome consists of the predicted values of the genes for K generations ahead. Thus, the algorithm manages dynamically changing parameters (mutation, population size), and also predicts the most adapted genes based on third-party GA. The results are confirmed by an experiment conducted on test functions for optimization algorithms. On the basis of the conducted experiments, it can be concluded that the algorithm is practically applicable in search and optimization problems.

Genetic algorithm; optimization; prediction; Shewhart control charts; fuzzy rules.

Введение. Мягкие вычисления – это понятие, введенное Лорди Заде в 1994 г., объединило в общий класс неточные и приближенные методы решения задач, зачастую не имеющие решения за полиномиальное время. В настоящее время такие методы получили широкое распространение для решения плохо формализуемых задач. И среди этих методов генетические алгоритмы (ГА). Однако при использовании в оптимизационных задачах стандартный ГА подвержен попаданию в локальные оптимумы, что значительно увеличивает время, необходимое на поиск решения. Для того что бы этого избежать, применяется методика разделения пространства решения на под-популяции, которые существуют параллельно. Другой подход заключается в использовании дополнительного блока управления алгоритмом.

Описанные выше методики повышают способность ГА к этапу поиска области оптимума. С другой стороны, поисковые способности алгоритма на этапе отыскания точного значения снижаются. Новизна данной работы заключается в том, что для увеличения скорости оптимизации используется управление популяцией на основе внесения в популяцию особей, геном которых состоит из спрогнозированных на K -поколений вперед генов.

Разделение этапов во времени соответствует соотношению Парето 20/80. В теории ГА это соотношение известно, как правило Рехенберга.

Результатом работы стал генетический алгоритм с динамически управляемыми параметрами, который в ряде экспериментов показал большую скорость оптимизации чем у классического генетического алгоритма.

Основная часть. Классический ГА реализует действие естественного отбора (ЕО) на уровне индивидов [1]. Однако в микробиологии ЕО представляется как отбор генов, эта точка зрения в теории ГА не получила распространения. Если рассматривать конкуренцию между генами за попадание в следующее поколение, как основу для отбора на уровне генов, то мерой оценки генов будем считать стабильность значения гена в процессе смены поколений на основе статистически накапливаемых данных. Историческую стабильность гена можно определять по контрольным картам Шухарта, предназначенным для статистического анализа и управления качеством технологических процессов.

Данный алгоритм является нечетким ГА с вещественным кодированием. Повышение производительности алгоритма достигается за счет сбора статистики по аллелям лучшего представителя, а не по всей популяции. Представленный в работе алгоритм реализует второй подход, описанный во введении – использование дополнительного блока управления алгоритмом. В алгоритме используется ряд нечетких правил [2] для управления динамически изменяемыми параметрами алгоритма.

Данные нечеткие правила формулируются следующим образом:

П1: Если статистика гена за предыдущие периоды времени имеет существенные колебания, то вероятность его наследования невелика

П2: Если ген имеет хорошую приспособленность, то вероятность его наследования достаточно велика.

Историческая стабильность гена определяется по картам Шухарта. Эти карты применяются для определения, находится ли процесс в статистически управляемом состоянии. Для достаточно надежного расчета требуется около 20–30 параметров – членов временного ряда исследуемого процесса. Практическое использование карт Шухарта основывается на утверждении, что чем более статистически управляем процесс, тем выше его качество и тем меньше ошибок в течение процесса [3]. Если какой-то параметр выходит за контрольные пределы, то это свидетельствует об особой причине. Если параметр лежит внутри этих пределов, то отклонения обусловлены общими свойствами самой систем. Для описываемого ГА выход значения гена за контрольные пределы понижает вероятность его попадания в следующую популяцию.

Формула для вычисления контрольных пределов выглядит следующим образом:

$$\bar{\bar{X}} = A_2 \bar{R}.$$

где $\bar{\bar{X}}$ – среднее значение средних значений по подгруппе, \bar{R} – средний размах, A_2 – некоторый инженерный коэффициент, зависящий от размера подгруппы. Все коэффициенты и формулы описаны в ГОСТ 50779.42-99.

Приведем пример. Дан временной ряд значений гена из 20 наблюдений (рис. 1), тогда значение $A_2 = 0,671$.

Центральной линией контрольной карты будет являться среднее значение групповых средних, т.е. $\bar{\bar{X}} = 29,14$, а средний размах ряда $\bar{R} = 21$.

Тогда нижний контрольный предел ряда будет:

$$\bar{\bar{X}} - A_2 R = 15,049.$$

Аналогично верхний контрольный предел:

$$\bar{\bar{X}} + A_2 R = 43,231.$$

Нанесем на график (рис. 2) центральную линию, верхнюю и нижнюю.

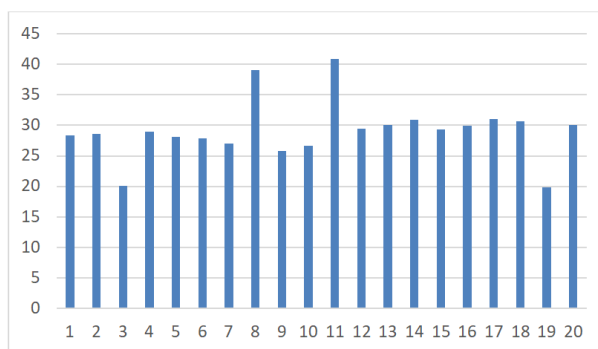


Рис. 1. Значения гена, представленные в виде временных рядов

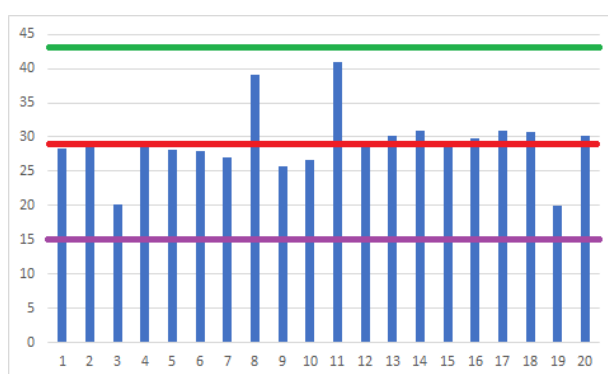


Рис. 2. Визуализация контрольной карты Шухарта

Если в полосу допуска не попадает более чем 0,7 %, то процесс считается статистически неуправляемым и требует внешнего управления для повышения его качества.

Из примера видно, что взятый нами ген является исторически стабильным, что повышает его шансы на попадание в следующее поколение. Сильные отклонения от среднего внутри контрольных границ в данном случае принято считать погрешностью самой системы. В ином случае, если значения гена выходят за пределы верхней или нижней контрольной границы, ген считается не стабильным и попадать в следующее поколение не будет.

Использование данной методики предполагает управление процессом. В предлагаемом алгоритме используется следующая последовательность действий:

Если временной ряд гена является статистически неуправляемым, то скачкообразно повысить коэффициент мутации до значения $M \cdot K$, затем динамически снижать его до прежнего уровня:

$$M_{t+1} = M_t + \frac{M_0 \cdot K - M_0}{N}$$

Иначе понижать коэффициент мутации до значения:

$$M_{t+1} = M_t + \frac{M_0 \cdot 1/K - M_0}{N},$$

где K – эмпирически выбрано равным 2, N – длина временного ряда, M_t – коэффициент мутации в момент времени t . Управление коэффициентом мутации производится раз в N поколений, т.е. для примера выше, раз в 20 поколений.

Так же раз в N поколений можно управлять размером популяции. Однако необходимо отметить, что использование переменной K в данных вычислениях может ощутимо повлиять на сходимость алгоритма. Чтобы этого избежать в некоторых источниках предлагается использование ряда нечетких правил для управления мутацией и размером популяции [7].

Таким образом, правила управления преобразуются к виду [4]:

- ♦ если временной ряд гена является значительно статистически неуправляемым, то скачкообразно повысить коэффициент мутации на значительно большую величину с последующим динамически плавным снижением до прежнего уровня в течение N поколений;

- ♦ если временной ряд гена является полностью статистически управляемым, то динамически плавно понижать коэффициент мутации до небольшого значения в течение N поколений.

Управление коэффициентом мутации проводится раз в N поколений. Для управления же размером популяции можно предложить следующие нечеткие правила управления ГА на основе карт Шухарта [4]:

- ♦ если временной ряд приспособленности лучшего представителя популяции является значительно статистически неуправляемым, то скачкообразно повысить размер популяции на значительно большую величину с последующим динамически плавным снижением до прежнего уровня в течение N поколений;

- ♦ если временной ряд приспособленности лучшего представителя популяции является полностью статистически управляемым, то динамически плавно понижать размер популяции до небольшого значения в течение N поколений.

Управление размером популяции проводится раз в N поколений.

На основе заключения о статистической управляемости гена, для повышения скорости работы алгоритма можно ввести внутреннее прогнозирование генома.

Решение о прогнозировании вносится на основе нечеткого правила:

- ♦ если временной ряд i -го представителя популяции управляем по Шухарту за последние L поколений, то добавить в популяцию особь, геном которой состоит из предсказанных значений генов на K поколений вперед.

В данном правиле значения L и K выбираются пользователем вручную. В качестве алгоритма для прогнозирования можно выбрать любой метод. В алгоритме, описываемом в данной статье используется метод построенный на основе ГА [5].

Данный алгоритм формирует начальную популяцию из статистических данных о предшествующих значениях генов, точность прогнозирования будет повышаться с ростом количества накопленных статистических данных. Далее каждому альтернативному решению из популяции присваивается некоторый ранг, который тем больше, чем больше оно соответствует целевой функции.

В качестве родителей берутся сперва альтернативные решения с наибольшим рангом в рамках одного блока ГА, далее два следующие по рангу и так далее, пока в исходной популяции есть альтернативные решения, не прошедшие скрещивание. Данный метод выбран, на основе предположения, что особи с наибольшим рангом, дадут при скрещивании наиболее приспособленное потомство. Если в популяции нечетное количество альтернативных решений (AP), то последнее AP , имеющее наименьший ранг, будет проходить скрещивание с AP , имеющим наибольший ранг. Важной особенностью данного метода является то, что при этом методе каждый член первого поколения сможет распространить свой генетический материал на последнее. Структурная схема алгоритма прогнозирования представлена на рис. 3.



Рис. 3. Структурная схема блока прогнозирования на основе генетического алгоритма

Эксперимент. Для экспериментального подтверждения описываемых выше положений приведем подбор оптимальных значений для тестовой функции Розенброка [23] (рис. 4) вида:

$$f(x_1, x_2) = 100(x_2 - x_1^2)^2 + (1 - x_1)^2$$

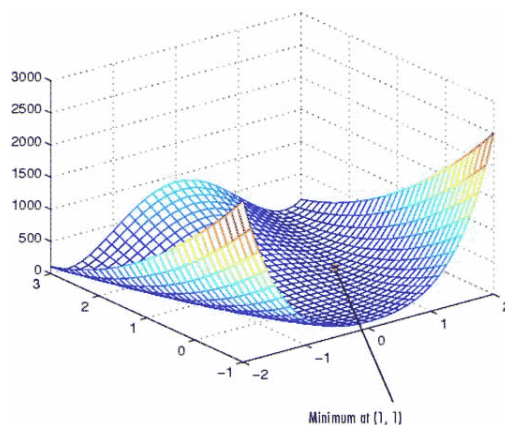


Рис. 4. Тестовая функция Розенброка

Длина генома принимается равной 32, размер популяции 20. В данном эксперименте количество поколений составило 212 и 154 для классического ГА и для ГА, описанного в работе соответственно.

Проведем эксперимент на функции Растригина [24] (рис. 5) вида:

$$f(x_1, x_2) = An + x_1^2 + x_1^2 * A(\cos 2\pi x_1 + \cos 2\pi x_2),$$

где $A = 10$.

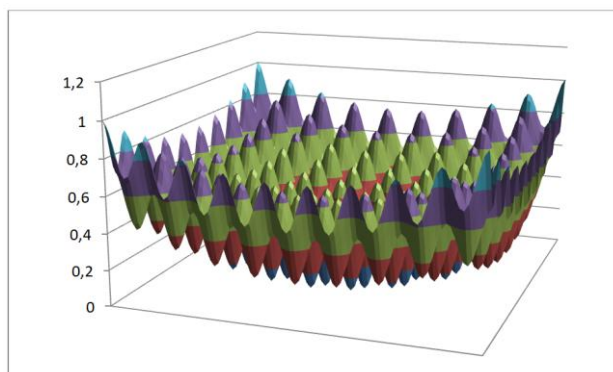


Рис. 5. Тестовая функция Растригина для 2х переменных

В результате эксперимента оптимум функции был найден на 6134 и 4756 поколениях для классического ГА и ГА, описанного в работе соответственно.

Заключение. В данной работе описан адаптивный ГА, использующий ряд нечетких правил и внутреннее прогнозирование для того, чтобы понизить вероятность схождения к локальным оптимумам функции.

В алгоритме происходит управление динамически изменяемыми параметрами (мутация, размер популяции), а также реализовано прогнозирование наиболее приспособленных генов на основе стороннего ГА.

На основе проведенных экспериментов можно сделать вывод о практической применимости данного алгоритма в поисковых и оптимизационных задачах.

Ряд экспериментов показал, что такой алгоритм обладает большей скоростью сходимости в сравнении с существующими. Скорость сходимости повысилась в среднем на 25 %.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. и др. Бионспирированные методы в оптимизации: монография. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
2. Рутковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. – 2-е изд. – М.: Горячая линия-Телеком, 2008. – 452 с.
3. Уилер Дональд, Чамберс Дэвид. Статистическое управление процессами: Оптимизация бизнеса с использованием контрольных карт. – М.: Альпина Паблишер, 2009. – 410 с.
4. Синюк В. Г., Акопов В.Н. Управляемые статистические генетические алгоритмы // Программные продукты и системы. – 2008. – № 4.
5. Курейчик В.М., Синютин В.Г., Каплунов Т.Г. Прогнозирование состояний технических систем при помощи генетических алгоритмов // Вестник рязанского государственного радиотехнического университета. – 2018. – № 3. – С. 107-113.
6. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов: учеб. пособие. – М.: Изд. дом «ФОРУМ»: ИНФРА-М, 2012. – 315 с.
7. Holland J.H. Hidden Order: how adaptation builds complexity. – Addison-Wesley, 1995. – 204 p.
8. Baeck T., Fogel D., Michalewicz Z. Evolutionary computation. Basic algorithms and operators. – Bristol&Philadelphia: IOP publishing LTD, 2000. – 304 p.
9. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы: учеб. пособие. – 2-е изд. – М.: Физматлит, 2006. – 320 с.
10. Uziel Sandler, Lev Tsitlovsky. Neural Cell Behavior and Fuzzy Logic. – Springer, 2008. – 478 p.
11. Тэрано Т., Асаи К., Сугэно М. Прикладные нечеткие системы. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
12. Рутковский Лешек. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия - Телеком, 2010. – 452 с.

13. *Новак В., Перфильева И., Мочкрож И.* Математические принципы нечёткой. – М.: Физматлит, 2006. – 352 с.
14. *Латидус В.А.* Система Шухарта. – Н. Новгород: ООО СМЦ «Приоритет», 2004. – 65 с. – ISBN 5-98366-010-1.
15. *Барабанова О.А.* Семь инструментов контроля качества. – М.: ИЦ «МАТИ» - РГТУ им. Циолковского, 2001. – 88 с.
16. *Spears W.M.* Adapting crossover in a genetic algorithm. – The University of Michigan Press, 1988.
17. *Donald J. Wheeler.* Advanced Topics in Statistical Process Control: The Power of Shewhart's Charts. – SPC Press, 1995.
18. *Романов В.Н.* Нечеткие модели принятия решений // Альманах современной науки и образования. – 2013. – № 5 (72). – С. 144-147.
19. *Грант В.* Эволюционный процесс: Критический обзор эволюционной теории: пер. с англ. – М.: Мир, 1991. – 488 с.
20. *Шмальгаузен И.И.* Избранные труды. Организм как целое в индивидуальном и историческом развитии. – М.: Наука, 1982. – С. 348-372.
21. *Goldberg D.E., Sastry K.* A Practical Schema Theorem for Genetic Algorithm Design and Tuning / Illinois Genetic Algorithms Laboratory, 2001.
22. *Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L.* Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis, 1996. – Department of Computer Science and Artificial Intelligence University of Granada, Spain.
23. *Rosenbrock H.H.* An automatic method for finding the greatest or least value of a function // The Computer Journal. – 1960. – No. 3. – P. 175-184.
24. *Rastrigin L.A.* Systems of extremal control. – Moscow: Mir, 1974.

REFERENCES

1. *Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. i dr.* Bioinspirirovannye metody v optimizatsii: monografiya [Bioinspired methods in optimization: monograph]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
2. *Rutkovskaya D., Pilin'skiy M., Rutkovskiy L.* Neyronnye seti, geneticheskie algoritmy i nechetkie sistemy [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems]. 2nd ed. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2008, 452 p.
3. *Uiler Donald'd, Chambers Devid.* Statisticheskoe upravlenie protsessami: Optimizatsiya biznesa s ispol'zovaniem kontrol'nykh kart [Statistical process management: business Optimization using control charts]. Moscow: Al'pina Pablisher, 2009, 410 p.
4. *Sinyuk V. G., Akopov V.N.* Upravlyaemye statisticheskie geneticheskie algoritmy [Managed statistical genetic algorithms], *Programmnye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2008, No. 4.
5. *Kureychik V.M., Sinyutin V.G., Kaplunov T.G.* Prognozirovanie sostoyaniy tekhnicheskikh sistem pri pomoshchi geneticheskikh algoritmov [Prediction of the state of technical systems using genetic algorithms], *Vestnik ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Ryazan State Radio Engineering University], 2018, No. 3, pp. 107-113.
6. *Yarushkina N.G., Afanas'eva T.V., Perfil'eva I.G.* Intel'ektual'nyy analiz vremennykh ryadov: ucheb. posobie [Intellectual analysis of time series: textbook]. Moscow: Izd. dom «FORUM»: INFRA-M, 2012, 315 p.
7. *Holland J.H.* Hidden Order: how adaptation builds complexity. Addison-Wesley, 1995, 204 p.
8. *Baeck T., Fogel D., Michalewicz Z.* Evolutionary computation. Basic algorithms and operators. Bristol&Philadelphia: IOP publishing LTD, 2000, 304 p.
9. *Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M.* Geneticheskie algoritmy: ucheb. posobie [Genetic Algorithms: Study Guide]. 2nd ed. Moscow: Fizmatlit, 2006, 320 p.
10. *Uziel Sandler, Lev Tsitolovsky.* Neural Cell Behavior and Fuzzy Logic. Springer, 2008, 478 p.
11. *Terano T., Asai K., Sugeno M.* Prikladnye nechetkie sistemy [Applied fuzzy systems]. Moscow: Mir, 1993, 368 p.
12. *Rutkovskiy Leshek.* Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika [Artificial neural networks. Theory and practice]. Moscow: Goryachaya liniya - Telekom, 2010, 452 p.

13. Novak V., Perfil'eva I., Mochkroz I. Matematicheskie printsipy nechetkoy [Mochkroz I. Mathematical principles of fuzzy logic]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 352 p.
14. Lapidus V.A. Sistema Shukharta [Shukhart System]. Nizhniy Novgorod: OOO SMTs «Prioritet», 2004, 65 p. ISBN 5-98366-010-1.
15. Barabanova O.A. Sem' instrumentov kontrolya kachestva [Seven quality control tools]. Moscow: ITs «MATI» - RGTU im. Tsiolkovskogo, 2001, 88 p.
16. Spears W.M. Adapting crossover in a genetic algorithm. The University of Michigan Press, 1988.
17. Donald J. Wheeler. Advanced Topics in Statistical Process Control: The Power of Shewhart's Charts. SPC Press, 1995.
18. Romanov V.N. Nechetkie modeli prinyatiya resheniy [Fuzzy models of decision-making], *Al'manakh sovremennoy nauki i obrazovaniya* [Almanac of modern science and education], 2013, No. 5 (72), pp. 144-147.
19. Grant V. Evolyutsionnyy protsess: Kriticheskiy obzor evolyutsionnoy teorii [The evolutionary process: A critical review of evolutionary theory]: Transl. from English. Moscow: Mir, 1991, 488 p.
20. Shmal'gauzen I.I. Izbrannye trudy. Organizm kak tseloe v individual'nom i istoricheskom razvitiy [Selected Works. The organism as a whole in individual and historical development]. Moscow: Nauka, 1982, pp. 348-372.
21. Goldberg D.E., Sastry K. A Practical Schema Theorem for Genetic Algorithm Design and Tuning, Illinois Genetic Algorithms Laboratory, 2001.
22. Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L. Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis, 1996. Department of Computer Science and Artificial Intelligence University of Granada, Spain.
23. Rosenbrock H.H. An automatic method for finding the greatest or least value of a function, *The Computer Journal*, 1960, No. 3, pp. 175-184.
24. Rastrigin L.A. Systems of extremal control. Moscow: Mir, 1974.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. А.А. Кажаров.

Курейчик Виктор Михайлович – Южный федеральный университет; e-mail: vmkureychik@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634681887; кафедра САПР; г.н.с.; д.т.н.; профессор.

Каплунов Тимофей Геннадьевич – e-mail: tkaplunov@sfedu.ru; тел.: 89515359742; кафедра САПР; аспирант.

Kureichik Viktor Mikhaylovich – Southern Federal University; e-mail: vmkureychik@sfedu.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634681887; the department of CAD; chief researcher; dr. of eng. sc.; professor.

Kaplunov Timofey Gennadyevich – e-mail: tkaplunov@sfedu.ru; phone: +79515359742; the department of CAD; graduate student.

УДК 004.432.4

DOI 10.23683/2311-3103-2018-5-34-48

И.И. Левин, А.И. Дордопуло, И.В. Писаренко, А.К. Мельников

**ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА РЕШЕНИЯ СИСТЕМ ЛИНЕЙНЫХ
АЛГЕБРАИЧЕСКИХ УРАВНЕНИЙ МЕТОДОМ ЯКОБИ НА ЯЗЫКЕ
АРХИТЕКТУРНО-НЕЗАВИСИМОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ SET@L**

Для большинства существующих языков программирования характерна проблема архитектурной специализации, которая заключается в необходимости разработки нового кода при портировании параллельных программ между вычислительными системами с разными архитектурами. Эта проблема может быть решена с помощью разработанного языка архитектурно-независимого программирования Set@l, который основан на принципах теоре-