

Раздел I. Эволюционное моделирование, генетические и бионические алгоритмы

УДК 004.896

В.В. Курейчик, Д.В. Заруба, Д.Ю. Запорожец

АЛГОРИТМ ПАРАМЕТРИЧЕСКОЙ ОПТИМИЗАЦИИ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИ ПОВЕДЕНИЯ РОЯ СВЕТЛЯЧКОВ*

В настоящее время задачи параметрической оптимизации активно используются в различных областях науки и техники. К таким задачам относится прогнозирование погоды, расчет различных параметров электродвигателей, а также поиск весовых коэффициентов в нейронной сети. Задача относится к классу NP-трудных и не имеет детерминированных алгоритмов ее решения. Поэтому необходима разработка перспективных эвристических методов получения квазиоптимальных решений за полиномиальное время. Рассматривается решение задачи параметрической оптимизации технических объектов. С математической точки зрения процесс параметрической оптимизации сводится к решению задачи глобальной условной непрерывной оптимизации. Приведена постановка задачи параметрической оптимизации. Для решения поставленной задачи разработан стохастический алгоритм, основанный на модели поведения роя светлячков. Рой рассматривается как многоагентная система, в которой каждый агент функционирует автономно по довольно примитивным правилам. Основу поведения роя составляет самоорганизация, обеспечивающая достижения общих целей роя на основе низкоуровневого взаимодействия. Рой не имеет централизованного управления. Его особенностями являются прямой и непрямой обмен локальной информацией между отдельными особями. Совокупность сравнительно простых агентов конструирует стратегию своего поведения без наличия глобального управления. Разработанный метод основан на создании динамической области принятия решений каждого агента, что гарантирует нахождение всех локальных оптимумов целевой функции за полиномиальное время. Для анализа разработанного метода была проведена серия экспериментов. Полученные данные подтвердили теоретические оценки, а также позволили установить оптимальные значения параметров алгоритма. Проведенные серии тестов и экспериментов показали перспективность применения такого подхода.

Параметрическая оптимизация; роевые методы оптимизации; биоинспирированный поиск.

V.V. Kureichik, D.V. Zaruba, D.Y. Zaporozhets

PARAMETRIC OPTIMIZATION ALGORITHM BASED ON THE MODEL OF GLOWWORM SWARM BEHAVIOR

Currently, the problem of parametric optimization are widely used in various fields of science and technology. These problems include weather forecasting, the calculation of various parameters of electric motors, as well as finding the weight coefficients in the neural network. The problem relates to the class of NP-hard and is not deterministic algorithms to solve it. Therefore, the development of promising heuristic methods to obtain quasi-optimal solutions in polynomial time. The article deals with the problem of parametric optimization of technical objects. From a

* Работа выполнена при поддержке Министерства образования и науки РФ. Проект № 8.823.2014.

mathematical point of view the process of parametric optimization is reduced to the problem of global conventional continuous optimization. Shows the formulation of the problem of parametric optimization. To solve this problem developed a stochastic algorithm based on the model of behavior of the swarm of fireflies. Roy is regarded as a multi-agent system where each agent operates autonomously on a fairly primitive rules. The basis of the behavior of a swarm of self-organization, ensuring the achievement of common objectives based on a swarm of low-level interaction. Roy does not have a centralized management. Its features include direct and indirect exchange of information between local individuals. The set of relatively simple agents strategy builds its behavior without global governance. The developed method is based on creating a dynamic decision-making of each agent that is guaranteed to find all the local optima of the objective function in polynomial time. For the analysis of this method, a series of experiments. The data obtained confirmed the theoretical evaluation, and possible to establish the optimal parameters of the algorithm. Conducted a series of tests and experiments have shown promising application of this approach.

Parametric optimization; swarm optimization methods; bioinspired search.

Введение. В настоящее время для решения задач параметрической оптимизации все чаще применяются вероятностные методы, основаны на моделировании социального поведения насекомых в живой природе. Как показала практика, роевые методы выступают в качестве эффективного инструмента для решения задач оптимизации в различных областях науки и техники. Для нахождения результативных механизмов решения конкретных оптимизационных задач целесообразна разработка перспективных методов, инспирированных природными системами. К таким методам можно отнести алгоритмы, основанные на эволюционном моделировании, а также муравьиный и метод роя частиц [1–5].

В данной работе для решения задачи параметрической оптимизации авторы предлагают вероятностный алгоритм на базе разработанной концепции роевого интеллекта, а именно поведения роя светлячков в живой природе. Основной идеей, положенной в основу функционирования модели, является совместное исследование перспективных областей пространства допустимых решений и их окрестностей, что позволяет разнообразить популяцию решений на последующих итерациях и увеличивает вероятность обнаружения близких к оптимальным решений. Разработанный метод основан на создании динамической области принятия решений каждого агента, что гарантирует нахождение всех локальных оптимумов целевой функции за полиномиальное время. Ранее отмечалось, что рой можно рассматривать как многоагентную систему, в которой каждый агент функционирует автономно по довольно примитивным правилам, однако поведение всей системы получается вполне разумным. В соответствии с базовым циклом ЭВ она включает последовательность шагов, связанных с созданием исходной популяции, расчётом целевой функции для каждого индивидуума, лучший из которых объявляется «центром притяжения», к которому устремляются все остальные с ускорением, зависящим от расстояния до «центра». Далее процесс итерационно повторяется заданное число раз.

Последний «центр тяжести» соответствует найденному локальному оптимуму. В процессе выполнения алгоритма рой не знает, где именно находится цель, но на каждой итерации рой знает, как далеко она находится. Наиболее эффективной стратегией поиска оптимальных решений в данном случае можно считать следование за индивидуумом, который на данный момент находится к цели ближе всего.

Для оценки качества работы алгоритма и сравнения полученных результатов с существующими алгоритмами роевого интеллекта был проведен вычислительный эксперимент. На основе полученных данных можно утверждать, что временная сложность разработанного алгоритма не выходит из области полиномиальной сложности.

1. Постановка задачи параметрической оптимизации. При оптимальном проектировании технического объекта его математическая модель (ММ) представляет формализованное описание критерия качества, обеспечивающего выполнение заданных функций, предъявляемых требований и др. [6, 7].

Задача параметрической оптимизации схемотехнического решения заключается в нахождении таких внутренних параметров схемы, при которых выходные параметры имели бы заданные характеристики, а элементы схемы и способ их соединения оставались бы неизменными.

Пусть в проектируемом объекте имеется n управляемых параметров, образующих вектор $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$. Обозначим целевую функцию через $F(X)$, а область ее определения – через XO . Вектор X определяет координаты точки в области определения XO . Если элементы вектора X принимают только дискретные значения, то XO является дискретным множеством точек и задача оптимизации относится к области дискретного программирования.

Цель алгоритмов решения задачи параметрической оптимизации – определить такой вектор управляющих параметров, при котором заданная целевая функция принимает минимальное значение.

В процессе разработки математической модели необходимо определить параметры объекта, оказывающие влияние на критерий оптимальности. Далее определяются параметрические, дискретизирующие и функциональные ограничения, накладываемые на параметры технического объекта [5, 6].

Параметрическими называют ограничения следующего вида:

$$x'_i \leq x_i \leq x''_i,$$

где x_i – i -й параметр объекта; x'_i и x''_i – соответственно \min и \max значения i -го параметра.

Дискретизирующие ограничения имеют вид:

$$x_j = \{x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jm}\},$$

где x_j – j -й параметр технического объекта; x_{jk} – допустимые значения j -го параметра ($k=1, 2, \dots, m$). Такие ограничения накладывают на значение параметров либо в связи с их физической сущностью.

Функциональные ограничения, накладываемые на параметры объектов, представляют собой условия связи их значений. Эти ограничения имеют вид:

$$g_i(x) \leq 0; g_j(x) = 0; g_k(x) < 0.$$

Функциональными ограничениями при оптимальном проектировании технического объекта могут быть условия прочности, жесткости, устойчивости. Эти условия обеспечивают желаемые значения тех или иных технических характеристик [7–9].

2. Биологические основы поведения роя светлячков. Существует около двух тысяч видов светлячков, которые способны светиться, производя ритмичные и короткие вспышки. Изучая поведение светлячков в естественной среде обитания, было замечено, что структура вспышек у каждого вида уникальна. Свечение у светлячков служит для коммуникации между особями. Каждая особь выделяет люциферин (особый пигмент, способствующий свечению), от количества которого зависит интенсивность свечения. Они используются для привлечения особей противоположного пола, а также для привлечения потенциальной добычи. Кроме того, вспышки света могут выступать в качестве защитного механизма [10–12].

Модель поведения светлячков можно представить следующим образом: все виды светлячков имеют возможность привлекать друг друга вне зависимости от пола; чем больше яркость светлячка, тем привлекательнее он для других особей; светлячки, с меньшей степенью привлекательности, притягиваются к более при-

влекательным особям; яркость излучения каждого светлячка, видимая другим светлячком, сокращается при увеличении расстояния между особями; если в окружении светлячка нет более ярких особей, то он перемещается произвольным образом [11, 12].

3. Модель алгоритма, основанного на поведении роя светлячков. В ходе разработки модели алгоритма не моделировалась жизнь роя светлячков, однозначно копирующая существующую природную экосистему, а использовалась имитация колонии, как средство оптимизации, при котором система несколько отличается от естественной. Поэтому далее для формального описания модели используем вместо понятия «светлячок» понятие «агент». При инициализации поиска все агенты произвольным образом распределены в поисковом пространстве целевой функции. Каждый агент выделяет определенное количество люциферина и имеет свою собственную область принятия решений. Агент i рассматривает другого агента j как соседа, если он находится в пределах радиуса окрестности поиска агента i и уровень люциферина агента j выше, чем агента i , т.е. $I_j > I_i$. Локальная область принятия решений задается радиусом окрестности поиска r_i для каждого i -го агента. Используя вероятностный механизм, каждый агент выбирает соседнего агента, у которого уровень люциферина выше, чем его собственный, и движется в его направлении. Иными словами, каждый агент движется в направлении того агента, у которого уровень свечения выше. Интенсивность свечения каждого агента определяется значением целевой функции в текущем положении. Чем выше интенсивность свечения, тем больше значение целевой функции [13]. Кроме того, радиус окрестности поиска каждого агента зависит от количества агентов в этой области. Если в окрестности поиска находится малое количество агентов, то ее радиус увеличивается. В противном случае, радиус окрестности поиска сокращается. Иными словами, данный алгоритм имеет 4 глобальных этапа: начальное распределение агентов в пространстве поиска, обновление уровня люциферина, перемещение агентов в более перспективную область поиска, обновление радиуса окрестности поиска каждого агента [14–16].

3. Разработка и описание алгоритма. Приведем укрупненную структурную схему разработанного алгоритма, ориентированную на решение задачи параметрической оптимизации.

Структурная схема алгоритма, инспирированного поведением роя светлячков, приведена на рис. 1.

Процесс размещения фрагментов СБИС графовой модели коммутационной схемы осуществляется в 4 этапа.

Шаг 1. Инициализация входных параметров.

Шаг 2. Размещение в поисковом пространстве начальной (текущей) популяции решений задачи параметрической оптимизации, состоящей из n агентов. Изначально, все агенты имеют одинаковое количество люциферина. На каждой итерации происходит обновление уровня люциферина, а затем изменение положения агента в пространстве на основе заданных правил.

Шаг 3. Обновление уровня люциферина зависит от позиции агента в пространстве (значения его целевой функции). Все агенты на начальной итерации имеют одинаковый уровень люциферина, поэтому значение целевой функции каждого агента зависит от его положения в пространстве поиска. Уровень люциферина каждого агента увеличивается пропорционально измеряемым характеристикам агента (температура, уровень излучения). С точки зрения оптимизации это и является целевой функцией. Для моделирования процесса распада флуорисцирующего вещества производится вычитание части люциферина.

Вычисление уровня люциферина $l_i(t)$ (уровня свечения) i -го агента в момент времени t показано ниже:

$$l_j(t + 1) = (1 - \rho)l_j(t) + \gamma J_j(t + 1),$$

где ρ – коэффициент ослабления уровня люциферина для моделирования процесса распада флуорисцирующего вещества ($0 < \rho < 1$), γ – коэффициент привлекательности светлячка, J_j – значение целевой функции j -го агента в момент времени t .

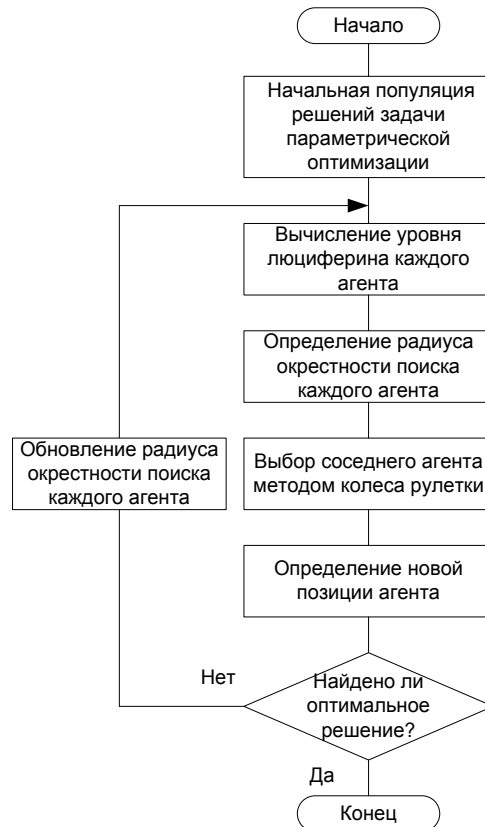


Рис. 1. Структура алгоритма, инспирированного поведением роя светлячков

Шаг 4. Каждый агент выбирает того агента внутри радиуса окрестности поиска r_i , у которого уровень люциферина выше, чем его собственный. Задание $N_i(t)$ – множества соседей i -го агента в момент времени t , r_i – радиуса окрестности поиска i -го светлячка в момент времени t .

Шаг 5. При обновлении своего положения в пространстве поиска каждый агент на основе вероятностного механизма передвигается в направлении того агента, у которого уровень люциферина выше, чем его собственный.

На рис. 2 приведен направленный граф на 6 вершин, отражающий зависимость движения каждого агента от уровня люциферина, от которого зависит размер локальной области принятия решения. Агенты ранжируются в порядке возрастания уровня люциферина. В данном случае у агентов a , b , c и d уровень люциферина больше, чем у агента e , который расположен в пределах области локального принятия решений только агентов c и d , т.е. агент e имеет только два направления для перемещения [15].

Для каждого i -го агента вероятность перемещения в направлении агента j определяется по формуле:

$$p_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} l_k(t) - l_i(t)},$$

где $j \in N_i(t)$, $N_i(t) = \{j: d_{ij}(t) < r_d^i(t)\}$; $l_i(t) < l_j(t)$, $d_{ij}(t)$ – эвклидово расстояние между агентами i и j в момент времени t ; $l_j(t)$ – уровень люциферина агента j в момент времени t ; $r_d^i(t)$ – изменяемая локальная область принятия решений агента i в момент времени t .

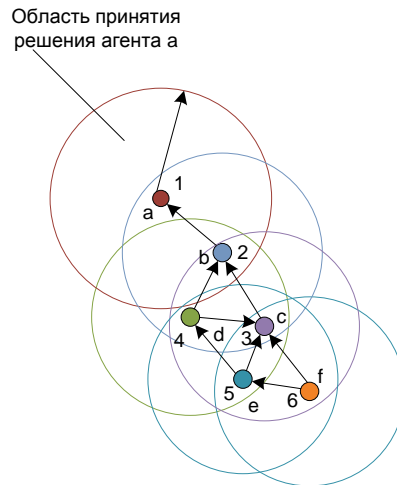


Рис. 2. Пример перемещения агента в пространстве поиска

Шаг 6. Агент i , используя метод колеса рулетки, выбирает агента j и перемещается в его направлении. Далее определяется обновленная позиция агента i по формуле

$$x_i(t+1) = x_i(t) + st * \left\{ \frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} \right\},$$

где st – размер шага.

Шаг 7. Обновление радиуса окрестности поиска r_d^i по формуле

$$r_d^i(t+1) = \min \left\{ r_s, \max \{ 0, r_d^i(t) + \beta(n_t - |N_i(t)|) \} \right\},$$

где β – постоянный параметр и n_t – параметр для управления количеством соседних агентов.

Величины ρ , γ , st , β , n_t - параметры алгоритма, значение которых определяется экспериментальным путем.

4. Экспериментальные исследования. Разработан программный продукт в среде объектно-ориентированного проектирования Borland C++ Builder™ 6.0. Тестирование разработанных алгоритмов выполнялось на компьютере AMD FX(tm)-8121 Eight-Core Processor 3.10 GHz, ОЗУ 4,00 Гб.

Для проведения вычислительного эксперимента была разработана программная среда для поиска весовых коэффициентов нейронной сети. Данная задача сводится к решению системы линейных алгебраических уравнений [17, 18].

Результаты экспериментальных исследований позволили определить зависимость времени работы алгоритма от входных параметров. График зависимости времени работы алгоритма от количества входных данных представлен на рис. 3.



Рис. 3. Временная сложность алгоритма в зависимости от числа входных параметров

Временная сложность алгоритма составила $O(n^2)$, где n – число входных данных.

Также была рассмотрена зависимость времени работы алгоритма от количества итераций. Результаты эксперимента приведены на рис. 4.

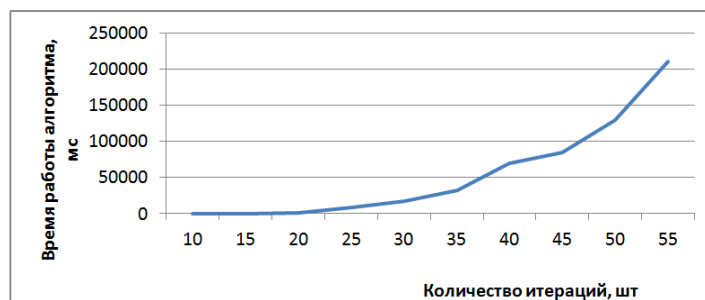


Рис. 4. Зависимость времени решения задачи от числа итераций

Данная зависимость равна $O(n^4)$, где n – число итераций.

Для определения эффективности работы предложенного метода (GSO) были проведены исследования по сравнению с другими роевыми методами, а именно с муравьиным алгоритмом (ACO) и методом оптимизации роем частиц (PSO). Результаты экспериментов приведены на рис. 5.

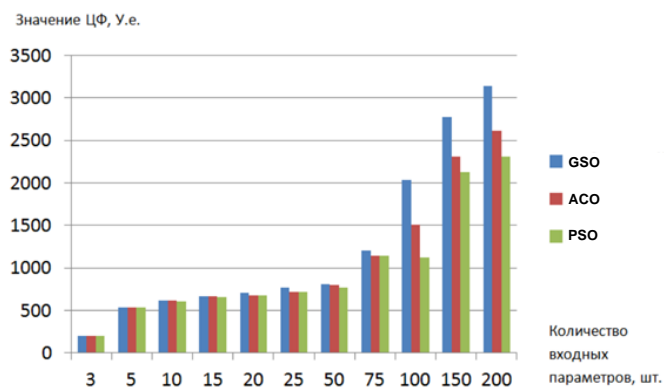


Рис. 5. Сравнение с аналогами

Из рисунков видно, что разработанный алгоритм превосходит алгоритмы ACO и PSO по качеству получаемых решений. Кроме того он оперирует меньшим числом параметров, и, соответственно, не требует больших вычислительных затрат.

Основным преимуществом алгоритма, основанного на поведении роя светлячков, является то, что при его использовании резко снижается вероятность попадания в локальный оптимум, а за счет распараллеливания уменьшается время. На каждой итерации оно равно времени поиска в самом перспективном блоке.

Заключение. В данной работе была определена постановка задачи параметрической оптимизации. Для решения поставленной задачи был предложен метод оптимизации, инспирированный поведением роя светлячков. Данный алгоритм позволяет эффективно распараллеливать процесс поиска оптимального решения, что частично устраняет проблему предварительной сходимости алгоритма, а также управлять процессом поиска для нахождения оптимальных и квазиоптимальных решений. Разработана программная среда на языке C++. Для оценки временной сложности разработанного алгоритма был проведен вычислительный эксперимент. В ходе проведения вычислительного эксперимента были установлены эмпирические зависимости, диапазоны изменения входных параметров и выработан ряд рекомендаций по их оптимальному выбору. Полученные данные позволили сделать вывод, что временная сложность алгоритма не выходит за пределы полиномиальной сложности.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М., Сороколетов П.В.* Биоинспирированные методы в оптимизации. – М.: Физматлит, 2009. – 384 с.
2. *Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М.* Генетические алгоритмы. – М.: Физматлит, 2010. – 368 с.
3. *Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И.* Теория эволюционных вычислений. – М.: Физматлит, 2012. – 260 с.
4. *Abraham A., Grosan G., Ramos V.* Swarm Intelligence in Data Mining. – Berlin. Heidelberg: Springer Verlag, 2006. – 267 p.
5. *Dorigo M., Maniezzo V., Colomi A.* Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B. – 1996. – № 26 (1). – P. 29-41.
6. *Курейчик В.В., Запорожец Д.Ю.* Роевой алгоритм в задачах оптимизации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 28-32.
7. *Бельков В.Н., Ланишаков В.Л.* Автоматизированное проектирование технических систем: Учебное пособие. – М.: Изд-во "Академия естествознания", 2009. – 143 с.
8. *Курейчик В.В., Запорожец Д.Ю.* Современные проблемы при размещении элементов СБИС // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 68-73.
9. *Курейчик В.В., Курейчик Вл.Вл.* Архитектура гибридного поиска при проектировании // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 7 (132). – С. 22-27.
10. *Krishnanand K.N. and Ghose D.* Multimodal Function Optimization Using a Glowworm Metaphor with Applications to Collective Robotics // Proceedings of the Second Indian International Conference on Artificial Intelligence, Pune, India, December 2005. – P. 328-346.
11. *Krishnanand K.N., Ghose D.* Glowworm swarm optimisation: A new method for optimizing multimodal functions // Int. J. Computational Intelligence Studies. – 2009. – № 1 (1). – P. 93-119.
12. *Tyler J.* Glow-worms. [http:// website.lineone.net/~galaxypix/ Tylerbookpt1.html](http://website.lineone.net/~galaxypix/Tylerbookpt1.html).
13. *Hongxia Liu, Shiliang Chen, Yongquan Zhou.* A novel hybrid optimization algorithm based on glowworm swarm and fish school // Journal of Computational Information Systems. – 2010. – № 6 (13). – P. 4533-4542.
14. *Piotr and Oramus.* Improvements to glowworm swarm optimization algorithm // Computer Science. – 2010. – № 11. – P. 7-20.
15. *Карпенко А.П.* Популяционные алгоритмы глобальной поисковой оптимизации. Обзор новых и малоизвестных алгоритмов // Информационные технологии. – 2012. – № 7. – С. 1-32.

16. Карпенко А.П. Гибридные популяционные алгоритмы параметрической оптимизации проектных решений // Информационные технологии. – 2013. – № 12. – С. 6-15.
17. Gladkov L.A., Kureichik V.V., Kravchenko Y.A. Evolutionary algorithm for extremal subsets comprehension in graphs // World Applied Sciences Journal. – 2013. – P. 1212-1217.
18. Kasprzyk J., Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S. Experimental investigation of algorithms developed // Studies in Computational Intelligence. – 2009. – № 212. – P. 211-223+227-236.
19. Parsopoulos K.E. and Vrahatis M.N. Modification of the particle swarm optimizer for locating all the global minima, in: Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms, V. Kurkova, N. Steele, R. Neruda and M. Karny, eds, Wien, Germany: Springer-Verlag, 2001. – P. 324-327.
20. Stutzle T. and Dorigo M. A short convergence proof for a class of ant colony optimization algorithms // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. – 2002. – № 6. – P. 358-365.

REFERENCES

1. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M., Sorokoletov P.V. Bioinspirirovannyye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
2. Gladkov L.A., Kureychik V.V., Kureychik V.M. Geneticheskie algoritmy [Genetic algorithms]. Moscow: Fizmatlit, 2010, 368 p.
3. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I. Teoriya evolyutsionnykh vychisleniy [The theory of evolutionary computation]. Moscow: Fizmatlit, 2012, 260 p.
4. Abraham A., Grosan G., Ramos V. Swarm Intelligence in Data Mining. Berlin. Heidelberg: Springer Verlag, 2006, 267 p.
5. Dorigo M., Maniezzo V., Colomi A. Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B*, 1996, No. 26 (1), pp. 29-41.
6. Kureychik V.V., Zaporozhets D.Yu. Roeffoy algoritm v zadachakh optimizatsii [Swarm algorithm in optimisation problems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 28-32.
7. Bel'kov V.N., Lanshakov V.L. Avtomatizirovannoe proektirovanie tekhnicheskikh sistem: Uchebnoe posobie [Automated design of technical systems: a tutorial]. Moscow: Izd-vo "Akademiya estestvoznaniya", 2009, 143 p.
8. Kureychik V.V., Zaporozhets D.Yu. Sovremennyye problemy pri razmeshchenii elementov SBIS [Modern placement's problems of VLSI], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 7 (120), pp. 68-73.
9. Kureychik V.V., Kureychik V.I. Arkhitektura gibridnogo poiska pri proektirovanii [The architecture of hybrid search for design], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 7 (132), pp. 22-27.
10. Krishnanand K.N. and Ghose D. Multimodal Function Optimization Using a Glowworm Metaphor with Applications to Collective Robotics, *Proceedings of the Second Indian International Conference on Artificial Intelligence, Pune, India, December 2005*, pp. 328-346.
11. Krishnanand K.N., Ghose D. Glowworm swarm optimisation: A new method for optimizing multimodal functions, *Int. J. Computational Intelligence Studies*, 2009, No. 1 (1), pp. 93-119.
12. Tyler J. Glow-worms. Available at: [http:// website.lineone.net/~galaxypix/Tylerbookpt1.html](http://website.lineone.net/~galaxypix/Tylerbookpt1.html).
13. Hongxia Liu, Shiliang Chen, Yongquan Zhou. A novel hybrid optimization algorithm based on glowworm swarm and fish school, *Journal of Computational Information Systems*, 2010, No. 6 (13), pp. 4533-4542.
14. Piotr and Oramus. Improvements to glowworm swarm optimization algorithm, *Computer Science*, 2010, No. 11, pp. 7-20.
15. Karpenko A.P. Populyatsionnye algoritmy global'noy poiskovoy optimizatsii. Obzor novykh i maloizvestnykh algoritmov [Population Algorithms for Global Continuous Optimization. Review of New and Little-Known Algorithms], *Informatsionnye tekhnologii* [Information Technologies], 2012, No. 7, pp. 1-32.
16. Karpenko A.P. Gibridnye populyatsionnye algoritmy parametriceskoy optimizatsii proektnykh resheniy [Hybrid population-based algorithms for parametric optimization of design solutions], *Informatsionnye tekhnologii* [Information Technologies], 2013, No. 12, pp. 6-15.
17. Gladkov L.A., Kureichik V.V., Kravchenko Y.A. Evolutionary algorithm for extremal subsets comprehension in graphs, *World Applied Sciences Journal*, 2013, pp. 1212-1217.

18. *Kacprzyk J., Kureichik V.M., Malioukov S.P., Kureichik V.V., Malioukov A.S.* Experimental investigation of algorithms developed, *Studies in Computational Intelligence*, 2009, No. 212, pp. 211-223+227-236.
19. *Parsopoulos K.E. and Vrahatis M.N.* Modification of the particle swarm optimizer for locating all the global minima, in: *Artificial Neural Networks and Genetic Algorithms*, V. Kurkova, N. Steele, R. Neruda and M. Karny, eds, Wien, Germany: Springer-Verlag, 2001, pp. 324-327.
20. *Stutzle T. and Dorigo M.* A short convergence proof for a class of ant colony optimization algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, No. 6, pp. 358-365.

Статью рекомендовала к опубликованию д.т.н., профессор Л.С. Лисицына.

Курейчик Владимир Викторович – Южный федеральный университет; e-mail: vkur@tsure.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; зав. кафедрой САПР; д.т.н.; профессор.

Заруба Дарья Викторовна – e-mail: daria.zaruba@gmail.ru; кафедра систем автоматизированного проектирования; аспирант.

Запорожец Дмитрий Юрьевич – e-mail: elpilasgsm@gmail.com; кафедра систем автоматизированного проектирования, ассистент.

Kureichik Vladimir Victorovich – Southern Federal University; e-mail: vkur@tsure.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; head of CAD department; dr. of eng. sci.; professor.

Zaruba Daria Viktorovna – e-mail: daria.zaruba@gmail.ru; the department of computer aided design; postgraduate student.

Zaporoghetz Dmitri Yurievich – e-mail: elpilasgsm@gmail.com; the department of computer aided design; teaching assistant.

УДК 519.688

С.Л. Беляков, А.В. Боженюк, И.Н. Розенберг

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ ПОДХОД К ИСПОЛЬЗОВАНИЮ ПРОСТРАНСТВЕННЫХ ДАННЫХ ГЕОИНФОРМАЦИОННЫМИ СЕРВИСАМИ*

Анализируется проблема адаптации геоинформационного сервиса к росту объема и модификации структуры базы пространственных данных. Необходимость учитывать факторы изменения информационной основы порождается визуальным способом поиска и анализа пространственных данных пользователями геоинформационного сервиса. Традиционно решение всякой прикладной задачи начинается с построения рабочей области карты. Конечный результат анализа определяется содержанием построенной рабочей области. Современные геоинформационные системы и сервисы относят к системам «больших данных», поэтому подготовка исходной рабочей области обладает трудоемкостью, превосходящей трудоемкость решения прикладной задачи. Без принятия специальных мер качество полученного решения становится низким. В работе предлагается способ решения проблемы, базирующийся на принципе эволюции технических систем. В данной задаче эволюционный принцип заключается в непрерывной генерации геоинформационным сервисом правил-продукций, содержащих знания о полезных для визуального анализа картографических объектах. Правила рассматриваются как гипотезы, требующие коллективного подтверждения со стороны клиентов сервиса. Подтверждение любого правила представляет собой селективный отбор полезных для дальнейшего использования знаний. Таким образом, предложенный механизм обеспечивает непрерывное приспособление к изменяющейся информационной среде за счет выработки и отбора правил-продукций. В работе анализиру-

* Работа поддержана грантами РФФИ, проекты № 15-01-00149, № 15-07-00185.