

20. *Timoshevskaya N.E.* O numeratsii perestанovok i sochetaniy dlya organizatsii parallel'nykh vichisleniy v zadachakh proektirovaniya vichislitel'nykh sistem [On the numbering of permutations and combinations for the organization of parallel computations in problems of designing computer systems] *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo univiersiteta* [Bulletin of the Tomsk polytechnic university], 2004, Vol. 307, No. 6, pp. 18-20.
21. *Glushan V.M., Zubritskii A.V.* Teoreticheskoe obosnovanie algoritma formirovaniya uporyadochennykh razbieniy s ravnomoshchnymi bespovtornimi viborkami [Theoretical substantiation of the algorithm of formation of ordered divisions with equipped unbeatable selections], *Trudi kogressa po intellekrual'nykh sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «IS&IT'17». Nauchnoe izdanie v 3 t. T. 2* [Proceedings of the Congress on Intelligent Systems and Information Technologies «IS&IT'17». Scientific publication in 3 vol. Vol. 2]. Taganrog: Izdatel'stvo Stupina S.A., 2017, pp. 104-112.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.П. Карелин.

**Глушань Валентин Михайлович** – Южный федеральный университет; e-mail: gluval07@rambler.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; кафедра САПР; профессор.

**Зубрицкий Артур Валериевич** – e-mail: zubr\_artur@bk.ru; кафедра САПР; аспирант.

**Glushan Valentin Mihailovich** – Southern Federal University; e-mail: gluval07@rambler.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; the department of computer aided design; professor.

**Zubrickii Artur Valerievich** – e-mail: zubr\_artur@bk.ru; the department of computer aided design; postgraduate student.

УДК 004.896

DOI 10.23683/2311-3103-2018-4-66-74

**В.М. Курейчик, И.Б. Сафроненкова**

#### **МЕТОД ФОРМИРОВАНИЯ КЛАСТЕРОВ ЗАДАЧ КОМПОНОВКИ\***

*Стремительное развитие современных средств вычислительной техники обуславливает необходимость в разработке новых методов интеллектуальной обработки информации. В статье показана актуальность автоматической разработки онтологии предметной области, которая представляет собой «каркас» базы знаний в интеллектуальной системе поддержки принятия решений (ИСППР). Проблема сравнительного анализа инженерного программного обеспечения с целью подбора под тип задачи и вычислительные ресурсы является актуальным направлением в исследованиях отечественных и зарубежных ученых. Решение данной задачи во многих случаях осуществляется с использованием ИСППР. Ввиду большого разнообразия формулировок задач компоновки, кластеризация – необходимый этап автоматической разработки онтологии задач компоновки. Возникает проблема автоматической кластеризации задач компоновки в связи с необходимостью комплексного сравнения данных, представленных в виде структур разной размерности. Целью настоящей работы является разработка метода формирования кластеров задач компоновки конструктивных узлов на основе унификации матриц инцидентности. В качестве представления схемы выбрана гиперграфовая модель, формализована постановка задачи компоновки конструктивных узлов, рассмотрен случай кластеризации матриц инцидентности различной размерности. Новизна предложенного метода формирования кластеров задач компоновки конструктивных узлов заключается во введении процедуры унификации матриц различной размерности в типовой алгоритм кластеризации. Проведены эксперименты по формированию кластеров задач компоновки конструктивных узлов из представленной выборки. На настоящем этапе исследования можно сделать вывод о невысокой вычислительной сложности производимых расчетов и возможности эффективной обработки информации на ЭВМ. Принципиальным отличием разработанного метода от типовых методов кластерного анализа является возможность кластеризации задач компоновки*

\* Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ (проекты: № 18-07-00050, № 18-29-22019).

конструктивных узлов, содержащих в своем формализованном описании матрицы различной размерности, что позволяет произвести кластеризацию задач компоновки автоматически. Предложенный метод предполагает повысить эффективность проведения процедур, необходимых для автоматической разработки онтологии задач компоновки конструктивных узлов, которая в свою очередь выполняет роль «каркаса» базы знаний в ИСППР.

*Кластеризация; онтология; компоновка узлов; матрица; вектор-признаков; гиперграфовая модель; мера сходства.*

**V.M. Kureichik, I.B. Safronenkova**

## **CIRCUIT PARTITIONING PROBLEM CLUSTERING METHOD**

*The development of new intelligent information processing methods is caused by the onrush of computer equipment. The present article shows that an automated domain ontology development is important today. Domain ontology is often used as a knowledge base “frame” in Intelligent Decision Support Systems (IDSS). The problem of engineering software benchmarking study for the purpose of fitting for task type and computational resources is important today. This problem is often solved by IDSS. It's worth to remark that a manual ontology development is a time consuming and expensive process. Because of a great variety of circuit partitioning problem formalization, clustering is a necessary step of automated circuit partitioning problem ontology development. The automated clustering partitioning problem is caused by the problem of complex data comparison. This data is usually presented by different dimension structure. The goal of this work is the development of circuit partitioning problem clustering method based on adjacency matrix unification. The hypergraph model of circuit representation has been chosen, the circuit partitioning problem formalized. The novelty of proposed method is a different dimension matrix unification procedure inclusion into the typical clustering algorithm. The partitioning problem clustering experiments have been held. At the present stage of investigation we can conclude that the proposed method has a low computational complexity. The fundamental difference of developed method is the clustering of circuit partitioning problems that include different dimension matrix in their formalization. This permits to lead clustering automatically. The proposed method is focused on efficiency improvement of automated domain ontology development.*

*Clustering, ontology; circuit partitioning; matrix; attribute vector; hypergraph circuit model; matrix similarity*

**Введение.** Развитие отрасли микроэлектроники, связанное с увеличением количества элементов, располагаемых на кристалле, высокой степенью их интеграции и точностью исполнения СБИС, требует разработки новых подходов к автоматизации проектирования. Проблема применимости и подбора программных продуктов для всех отраслей промышленности и типов задач включена в конкурс «СТАРТ-НТИ» Фонда содействия инновациям 2018г. В рамках конкурса планируется отбор проектов, предполагающих выполнение научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ в целях реализации дорожных карт Национальной технологической инициативы, одобренных Президиумом Совета при Президенте России по модернизации экономики и инновационному развитию России [1].

Особый интерес вызывает проблема возможности применимости и подбора программных продуктов в области микроэлектроники на конструкторском этапе проектирования, одним из этапов которого является задача компоновки конструктивных узлов. Решение данной проблемы возможно с использованием ИСППР. Типичными моделями представления знаний в таких системах являются онтологии. Стоит отметить, что ручная разработка онтологий – трудоемкий и дорогостоящий процесс, требующий привлечения экспертов из различных предметных областей (Про) и зачастую междисциплинарного подхода [2–4]. Поэтому актуальной задачей является автоматическая разработка онтологий. Ввиду большого разнообразия постановок задач компоновки конструктивных узлов, необходимым этапом автоматизированного построения онтологии задач компоновки (ЗК) является этап кластеризации данных [5, 6]. Известно, что важным этапом в кластериза-

ции является определение признаков, по которым объекты будут распределяться по кластерам. Другими словами, необходима формализация кластеризуемых объектов. В нашем случае в качестве объекта рассматривается формулировка ЗК. Стоит отметить, что компоненты вектора признаков в рамках рассматриваемого примера имеют различную структуру. Это ведет к невозможности применения традиционных методов кластеризации данных [7–9] и, соответственно, необходимости разработки новых методов с учетом специфики предметной области. Авторами данной работы предлагается идея поочередной кластеризации всех компонентов вектор-признаков, позволяющая разрешить проблему группировки данных, имеющих различную структуру. Однако здесь возникает ряд других вопросов, требующих решения. Одним из них является группировка матриц инцидентности, входящих в состав вектора-признаков ЗК. Очевидно, что электрические схемы, описывающие различные устройства, отличаются по количественному и качественному составу входящих в них элементов. Тогда, основной проблемой, налагающей существенные ограничения на определение меры сходства между матрицами инцидентности схем, является несовпадение их размерности. Для решения описанной проблемы авторы данной работы предлагают новый метод формирования кластеров задач компоновки конструктивных узлов на основе модификации типового алгоритма кластеризации, заключающейся во введении процедуры унификации матриц различной размерности.

**Формализация задачи компоновки конструктивных узлов.** На этапе конструкторского проектирования осуществляется поиск оптимального варианта конструкции, учитывающего как возможности технологической базы производства, так и удовлетворяющего требованиям технического задания [10, 11]. Компоновка узлов, их размещение, трассировка межсоединений и получение конструкторско-технологической документации относятся к основным этапам конструкторского проектирования. Компоновкой коммутационной схемы на конструктивно законченные части называется процесс распределения элементов низшего конструктивного уровня в высший в соответствии с заданными критериями. Нахождение оптимального варианта решения ЗК напрямую зависит от критериев и ограничений, налагаемых на проектируемое изделие [12–14].

С целью формального описания ЗК необходимо формализованное представление ее исходных данных. Выбор адекватной модели, используемой для описания схемы при решении ЗК, является основополагающим фактором на этапе конструкторского проектирования СБИС. Гиперграфовая математическая модель представления электрической схемы наглядно и содержательно описывает объекты и используется для создания алгоритмов конструирования, легко обрабатываемых на ЭВМ [15]. Считают, что гиперграф  $H = (X, E)$  задан, если задано множество вершин  $X = X_1 \cup X_2$  и множество ребер  $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ ,  $|X| = n$ ,  $|E| = m$ . Причем каждому гиперребру принадлежит некоторое подмножество вершин, т.е.,  $\forall j \in \{1, 2, \dots, m\} \quad e_j \in X_1$ , где  $X_1$  соответствует подмножеству вершин гиперграфа (множество блоков коммутационной схемы), а  $X_2$  – подмножеству входов и выходов коммутационной схемы. Гиперграф  $H$  можно представить в виде матрицы инцидентности  $R_H = \|\pi_{ij}\|$ , где

$$\pi_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } x_i \in e_j \\ 0, & \text{в противном случае} \end{cases}$$

$$i = 1, 2, \dots, n + N; j = 1, 2, \dots, D.$$

Условимся, что формализованная модель ЗК конструктивных узлов представляет собой вектор признаков и имеет следующий вид:

$$W = (F(X), Ogr, Gr, R), \quad (1)$$

где  $F(X)$  – целевая функция;  $Ogr$  – ограничения, накладываемые на изменяемые параметры;  $Gr$  – граничные условия;  $R$  – матрица инцидентности схемы.

Из выражения (1) видно, что компоненты вектор-признака представляют собой данные различной структуры, что значительно ограничивает использование типовых методов кластерного анализа. Авторы предлагают последовательную группировку одноименных компонентов, входящих в выражение 1. В рамках данной работы будет рассмотрена проблема определения меры сходства между матрицами инцидентности схемы.

**Метод формирования кластеров задач компоновки конструктивных узлов на основе унификации матриц инцидентности. Формальная постановка задачи кластеризации.** Под процедурой кластеризации будем понимать выделение кластеров, содержащих однородные элементы, которые могут рассматриваться как самостоятельные единицы и обладающие определенными свойствами. Формальная постановка задачи кластеризации выглядит следующим образом: пусть  $X$  – множество объектов,  $Y$  – множество номеров (имён, меток) кластеров. Задана функция расстояния между объектами  $\rho(x, x')$ . Имеется конечная обучающая выборка объектов  $X^m = \{x_1, \dots, x_m\} \subset X$ . Требуется разбить выборку на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из объектов, близких по метрике  $\rho$ , а объекты разных кластеров существенно отличались. При этом каждому объекту  $x_i \in X^m$  приписывается номер кластера  $y_i$  [16, 17].

Процедура кластеризации в общем виде сводится к выполнению следующих этапов:

- 1) отбор выборки объектов для кластеризации;
- 2) определение множества признаков, по которым будут оцениваться объекты в выборке;
- 3) вычисление значений меры сходства между объектами;
- 4) применение метода кластерного анализа для создания кластеров;
- 5) представление результатов анализа [18].

**Метод определения меры сходства между матрицами разной размерности.** Как отмечалось выше, факт наличия в формализованной модели задачи компоновки матриц инцидентности, имеющих различную размерность, накладывает существенные ограничения на использование типовых методов кластерного анализа. Авторы настоящей работы предлагают модифицировать типовую процедуру кластеризации путем введения дополнительного этапа, заключающегося в унификации размерности матриц инцидентности схем (рис. 1).

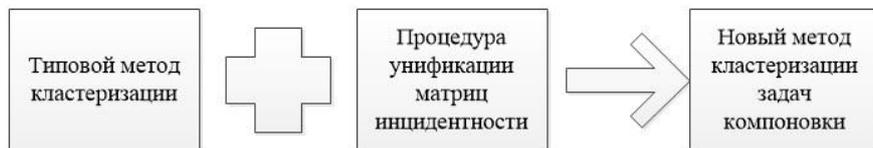


Рис. 1. Схема нового метода кластеризации задач компоновки

Предлагаемый метод определения меры сходства между матрицами различной размерности заключается в следующем:



На следующем этапе для определения меры схожести необходимо использовать метрику Евклидова расстояние. Известно, что данная метрика в общем случае вычисляется по формуле:

$$\rho = \sqrt{\sum_{i=1}^N (A_i - B_i)^2}, \quad (2)$$

где  $\rho$  – расстояние между объектами  $A_i$  и  $B_i$ ;  $A_i$  – значение  $i$ -свойства объекта  $A_i$ ;  $B_i$  – значение  $i$ -свойства объекта  $B_i$  [19, 20].

Итак, рассчитаем Евклидово расстояние между матрицами  $R_1'$  и  $R_2$  (формула 1):

$$R_1' = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & * & * \\ 0 & 0 & 1 & * & * \\ 1 & 1 & 1 & * & * \\ * & * & * & * & * \\ * & * & * & * & * \end{pmatrix}, \quad R_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

$$\rho = \sqrt{(1-1)^2 + (0-0)^2 + (1-1)^2 + (*-0)^2 + (*-1)^2 + (0-0)^2 + (0-1)^2 + (1-1)^2 + (*-0)^2 + (*-1)^2 \dots + (*-1)^2 + (*-0)^2 = \sqrt{16*+4}.$$

Получим, что Евклидово расстояние между матрицами  $R_1'$  и  $R_2$   $\rho(R_1'R_2) = \sqrt{16*+4}$ . Далее необходимо сравнить  $R_3'$  и  $R_2$ . Проводя аналогичные расчеты, получим  $\rho(R_3'R_2) = \sqrt{16*+3}$ . Величина меры сходства между  $R_4'$  и  $R_2$   $\rho(R_4'R_2) = \sqrt{4*+8}$ .

Проанализируем получившиеся результаты. Расстояние  $\rho(R_1'R_2) = \sqrt{16*+4}$  является наибольшим в полученных расчетах. Следовательно, мера сходства между матрицами  $R_1'$  и  $R_2$  является наименьшей. Значит вероятность того, что данные матрицы попадут в один кластер наименьшая. Аналогично для матриц  $R_3'$  и  $R_2$ . Если принять во внимание, что величина «\*» много больше 1, то  $\rho(R_3'R_2) = \rho(R_1'R_2) = 4\sqrt{*}$ . Из примера видно, что наименьшим расстоянием является  $\rho(R_4'R_2) = \sqrt{4*+8} = 2\sqrt{*}$ , а, следовательно, данные матрицы обладают большей мерой сходства в сравнении с другими рассматриваемыми матрицами. Итак, получим:

$\rho(R_3'R_2) = \rho(R_1'R_2) = 4\sqrt{*}$ ;  $\rho(R_4'R_2) = \sqrt{4*+8} = 2\sqrt{*}$ . Матрицы  $R_4'$  и  $R_2$  наиболее схожи между собой, что дает нам право (в рамках рассматриваемого примера) объединить их в один кластер. Матрицы  $R_1'$  и  $R_2$  и  $R_3'$  и  $R_2$  находятся одинаково далеко друг от друга, что не позволяет на данном этапе выделить еще один кластер. Если проводить группировку только по мере сходства между матрицами инцидентности, тогда задачи компоновки конструктивных узлов распределяться следующим образом. Результатом кластеризации будет являться один кластер, включающий в себя задачи, описанные векторами  $W_2$  и  $W_4$ . Оставшиеся формулировки  $W_1$  и  $W_3$  останутся за пределами кластера как наименее схожие с первыми двумя (рис. 2).

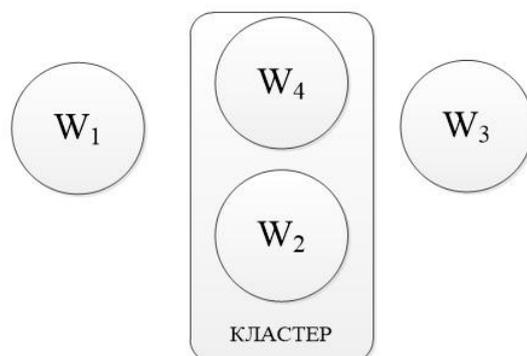


Рис. 2. Результат кластеризации задач компоновки конструктивных узлов

**Заключение.** В работе разработан новый метод формирования кластеров задач компоновки конструктивных узлов на основе унификации матриц инцидентности. Предложена формальная модель задачи компоновки конструктивных узлов, выбрана гиперграфовая модель представления схемы разбиения. Ключевой идеей нового метода является унификация матриц инцидентности разной размерности путем введения «пустого» элемента «\*» в структуру матриц. Принципиальным отличием разработанного метода от типовых методов кластерного анализа является возможность кластеризации задач компоновки конструктивных узлов, содержащих в своем формализованном описании матрицы различно размерности, что позволяет произвести автоматическую кластеризацию задач компоновки. В дальнейшем предполагается алгоритмизация и программная реализация предложенного метода с целью проведения эксперимента по эффективности его работы на больших массивах данных. Однако и на настоящем этапе исследования можно сделать вывод о невысокой вычислительной сложности производимых расчетов и возможности эффективной обработки информации на ЭВМ. Это позволит повысить эффективность проведения процедур, необходимых для автоматической разработки онтологии задач компоновки конструктивных узлов, которая в свою очередь выполняет роль «каркаса» баз знаний в ИСППР.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Фонд содействия инновациям. – <http://fasie.ru> (дата обращения: 28.05.2018).
2. Kureichik V, Safronenkova I. Integrated Algorithm of the Domain Ontology Development. In: Silhavy, R., Senkerik, R., Kominkova, O.Z., Prokopova, Z., Silhavy, P. (eds.) // Artificial Intelligence Trends in Intelligent Systems. AISC, Springer, Cham, 2017. – Vol. 573. – P. 146-155.
3. Noy N., McGuinness D.: Ontology development 101: a guide to creating your first ontology. Stanford Knowledge Systems Laboratory Technical report KSL-01-05 and Stanford Medical Informatics Technical report SMI-2001-0880 (2001).
4. Платов А.В., Полеицук Е.А. Методы автоматического построения онтологий // Программные продукты и системы. – 2016. – № 2 (114). – С. 47-52.
5. Гаврилова Т.А., Кудрявцев Д.В., Муромцев Д.И. Инженерия знаний. Модели и методы. – СПб.: Лань, 2016. – 324 с.
6. Сидоркина И.Г. Системы искусственного интеллекта: учеб. пособие. – М.: КНОРУС, 2015. – 248 с.
7. Ульман Дж., Раджараман А., Лесковец Ю. Анализ больших наборов данных. – М.: ДМК-Пресс, 2016. – 498 с.

8. Батуркин С.А., Батуркина Е.Ю., Зименко В.А., Сигинов И.В. Статистические алгоритмы кластеризации данных в адаптивных обучающих системах // Вестник РГРТУ. – 2010. – № 1 (31). – С. 82-85.
9. Sabhia Firdaus, Md. Ashraf Uddin. A Survey on Clustering Algorithms and Complexity Analysis // International Journal of Computer Science Issues. – March 2015. – Vol. 12, Issue 2. – P. 62-85.
10. Норенков И.П. Основы автоматизированного проектирования. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006. – 360 с.
11. Мылов Г.В., Медведев А.М., Семенов П.В., Константинов П.Н. Научные основы проектирования межсоединений на печатных платах. – М.: Горячая линия – Телеком, 2016. – 98 с.
12. Курейчик В.М. Математическое обеспечение конструкторского и технологического проектирования с применением САПР: учеб. для вузов. – М.: Радио и связь, 1990. – 352 с.
13. Курейчик В.М., Сафроненкова И.Б. Разработка архитектуры СППР по выбору методов решения задач компоновки // Информационные технологии. – 2017. – Т. 23, № 10. – С. 736-741.
14. Сороколетов П.В. Построение интеллектуальных систем поддержки принятия решений. Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 117-124.
15. Karypis G., Kumar V. A fast and high quality multilevel scheme for partitioning irregular graphs // SIAM J. Scien. Comput. – 1999. – Vol. 20 (1).
16. Сегаран Т. Программируем коллективный разум: пер. с англ. – СПб: Символ-Плюс, 2015. – 368 с.
17. Madhulatha S. An overview on clustering methods // IOSR Journal of Engineering. – Apr. 2012. – Vol. 2 (4). – P: 719-725.
18. Maimon O., Rokach L. Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. – Springer US, 2010.
19. Тихонов А.Н. Цветков В.Я. Методы и системы поддержки принятия решений. – М.: МАКС Пресс, 2001.
20. Грешилов А.А. Математические методы принятия решений. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2006. – 584 с.

#### REFERENCES

1. Fond sodeystviya innovatsiyam [The Fund for the promotion of innovation]. Available at: <http://fasie.ru> (accessed 28 May 2018).
2. Kureichik V, Safronenkova I. Integrated Algorithm of the Domain Ontology Development. In: Silhavy, R., Senkerik, R., Kominkova, O.Z., Prokopova, Z., Silhavy, P. (eds.), *Artificial Intelligence Trends in Intelligent Systems*. AISC, Springer, Cham, 2017, Vol. 573, pp. 146-155.
3. Noy N., McGuinness D.: Ontology development 101: a guide to creating your first ontology. Stanford Knowledge Systems Laboratory Technical report KSL-01-05 and Stanford Medical Informatics Technical report SMI-2001- 0880 (2001).
4. Platov A.V., Poleshchuk E.A. Metody avtomaticheskogo postroeniya ontologiy [Methods of automatic ontology building], *Programmye produkty i sistemy* [Software products and systems], 2016, No. 2 (114), pp. 47-52.
5. Gavrilova T.A., Kudryavtsev D.V., Muromtsev D.I. Inzheneriya znaniy. Modeli i metody [Knowledge engineering. Models and methods]. Saint Petersburg: Lan', 2016, 324 p.
6. Sidorkina I.G. Sistemy iskusstvennogo intellekta: ucheb. posobie [Artificial intelligence systems: tutorial]. Moscow: KNORUS, 2015, 248 p.
7. Ul'man Dzh., Radzharaman A., Leskovets Yu. Analiz bol'shikh naborov dannykh [Analysis of large data sets]. Moscow: DMK-Press, 2016, 498 p.
8. Baturkin S.A., Baturkina E.Yu., Zimenko V.A., Siginov I.V. Statisticheskie algoritmy klasterizatsii dannykh v adaptivnykh obuchayushchikh sistemakh [Statistical algorithms of data clustering in adaptive learning systems], *Vestnik RGRU* [Bulletin of RSTU], 2010, No. 1 (31), pp. 82-85.
9. Sabhia Firdaus, Md. Ashraf Uddin. A Survey on Clustering Algorithms and Complexity Analysis, *International Journal of Computer Science Issues*, March 2015, Vol. 12, Issue 2, pp. 62-85.
10. Norenkov I.P. Osnovy avtomatizirovannogo proektirovaniya [Fundamentals of computer-aided design]. Moscow: Izd-vo MGTU im. N.E. Bauman, 2006, 360 p.

11. Mylov G.V., Medvedev A.M., Semenov P.V., Konstantinov P.N. Nauchnye osnovy proektirovaniya mezhsosedineniy na pechatnykh platakh [Scientific bases of design of interconnections on printed circuit boards]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2016, 98 p.
12. Kureychik V.M. Matematicheskoe obespechenie konstruktorskogo i tekhnologicheskogo proektirovaniya s primeneniem SAPR: ucheb. dlya vuzov [Mathematical support of design and technological design using CAD: textbook for universities]. Moscow: Radio i svyaz', 1990, 352 p.
13. Kureychik V.M., Safronenkova I.B. Razrabotka arkhitektury SPPR po vyboru metodov resheniya zadach komponovki [Developing the architecture of a DSS for the selection of methods for solving problems in the layout], *Informatsionnye tekhnologii* [Information technology], 2017, Vol. 23, No. 10, pp. 736-741.
14. Sorokoletov P.V. Postroenie intellektual'nykh sistem podderzhki prinyatiya resheniy [The construction of intellectual systems of support of decision-making], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 4 (93), pp. 117-124.
15. Karypis G., Kumar V. A fast and high quality multilevel scheme for partitioning irregular graphs, *SIAM J. Scien. Comput.*, 1999, Vol. 20 (1).
16. Segaran T. Programmiruem kollektivnyy razum [Programmable collective intelligence]: transl. from engl. Saint Petersburg: Simvol-Plyus, 2015, 368 p.
17. Madhulatha S.: An overview on clustering methods, *IOSR Journal of Engineering*, Apr. 2012, Vol. 2 (4), pp: 719-725.
18. Maimon O., Rokach L. Data Mining and Knowledge Discovery Handbook. Springer US, 2010.
19. Tikhonov A.N. *TSvetkov V.Ya.* Metody i sistemy podderzhki prinyatiya resheniy [Methods and systems of decision support]. Moscow: MAKS Press, 2001.
20. Greshilov A.A. Matematicheskie metody prinyatiya resheniy [Mathematical methods of decision-making]. Moscow: Izd-vo MGTU im. N.E. Baumana, 2006, 584 p.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н. Э.В. Мельник.

**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.

**Сафроненкова Ирина Борисовна** – e-mail: safronenkova050788@yandex.ru; г. Таганрог, пер. Смирновский, 137, кВ. 64; тел.: 89604678753; 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.

**Safronenkova Irina Borisovna** – e-mail: safronenkova050788@yandex.ru; 137, Smirnovskiy street, 64 apart, Taganrog, Russia; phone: +79604678753; the department of CAD; postgraduate student.

УДК 004.896

DOI 10.23683/2311-3103-2018-4-74-89

**Б.К. Лебедев, О.Б. Лебедев, Е.О. Лебедева**

### **КО-ЭВОЛЮЦИОННЫЙ АЛГОРИТМ ТРАССИРОВКИ, ОСНОВАННЫЙ НА МЕТОДЕ МУРАВЬИНОЙ КОЛОНИИ\***

*Для решения задачи канальной трассировки (ЗКТ) предложен ко-эволюционный алгоритм, основанный на методе муравьиной колонии. Ко-алгоритм предполагает параллельное функционирование заданного числа субалгоритмов муравьиной колонии, которые используют различные, но изоморфные стратегии поиска. Предложенный подход позволяет организовать систему коллективной адаптации с высокой степенью целесообразного поведения и сходимости. Ключевая проблема, которая была решена в данной работе, связана*

\* Работа выполнена при финансовой поддержке гранта РФФИ № 17-07-00997 А.