

15. Gladkov L.A., Gladkova N.V., Gordienko V.N. Modifitsirovannyi geneticheskiy algoritm resheniya zadachi komponovki blokov EVA [Modified genetic algorithm for solving the problem of EVA block layout], *Informatika, vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoe obrazovanie* [Computer science, computer engineering and engineering education], 2015, No. 4 (24), pp. 18-27.
16. Kureychik V.V., Kureychik V.I. Bioinspirirovannyi algoritm razbieniia skhem pri proektirovanii SBIS [Bioinspired algorithm for splitting circuits in VLSI design], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 7 (144), pp. 23-29.
17. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Gladkov L.A., Sorokoletov P.V. Bioinspirirovannye metody v optimizatsii [Bioinspired methods in optimization]. Moscow: Fizmatlit, 2009, 384 p.
18. Kureychik V.V., Zaruba D.V., Zaporozhets D.Yu. Bioinspirirovannyi algoritm komponovki blokov EVA na osnove modifitsirovannoy raskraski grafa [Bioinspired algorithm for EVA block layout based on modified graph coloring], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2015, No. 4 (165), pp. 6-14.
19. Kureychik V.V., Kureychik V.I., Bova V.V. Bioinspirirovannyi poisk v zadachakh konstruktorskogo proektirovaniya i optimizatsii [Bioinspired search in the problems of design design and optimization], *Informatsionnye tekhnologii v nauke, obrazovanii i upravlenii* [Information technologies in science, education and management], ed. by prof. E.L. Glorizova, 2015, pp. 427-432.
20. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A., Dukkardt A.N. Podkhod k issledovaniyu okrestnostey v roevykh algoritmakh dlya resheniya optimizatsionnykh zadach [Approach to neighborhood research in swarm algorithms for solving optimization problems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2014, No. 7 (156), pp. 15-25.
21. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A. Issledovanie kharakteristik gibridnogo algoritma razmeshcheniya [The study of the characteristics of hybrid positioning algorithm], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 3 (140), pp. 255-261.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.И. Витиска.

Кулиев Эльмар Валерьевич – Южный федеральный университет; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; доцент.

Лежебоков Андрей Анатольевич – e-mail: aalezhebokov@sfedu.ru; доцент.

Семенова Марина Максимовна – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; студент.

Семенов Виктор Алексеевич – e-mail: viksemenov@sfedu.ru; студент.

Kuliev Elmar Valerievich – Southern Federal University; e-mail: ekuliev@sfedu.ru; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; associate professor.

Lezhebokov Andrey Anatolevich – e-mail: aalezhebokov@sfedu.ru; associate professor.

Semenova Marina Maximovna – e-mail: bogomolova@sfedu.ru; student.

Semenov Victor Alekseevich – e-mail: viksemenov@sfedu.ru; student.

УДК 658.512

DOI 10.18522/2311-3103-2020-2-179-192

Е.В. Данильченко, В.И. Данильченко, В.М. Курейчик

КЛАССИФИКАЦИЯ И АНАЛИЗ ЭВОЛЮЦИОННЫХ МЕТОДОВ КОМПОНОВКИ БЛОКОВ ЭВА

В настоящее время наблюдается большой рост потребности в проектировании и разработке радиоэлектронных устройств. Это связано с повышающимися требованиями к радиоэлектронным системам, а также появлением новых поколений полупроводниковых приборов. В этой связи возникает необходимость в разработке новых средств автоматизированной компоновки блоков ЭВА. Перед компоновкой блоков ЭВА существует ряд проблем, которые усложняют реальное представление знаний в САПР и вероятно разрешимы на нынешнем уровне развития когнитивных наук. Проблема стереотипа и проблема огруб-

ления - взаимосвязаны и нуждаются в создании гибридных моделей представления. В работе рассмотрена проблема решения задачи компоновки блоков ЭВА при проектировании радиоэлектронной аппаратуры. **Цель данной работы** заключается в нахождении путей оптимизации планирования компоновки блоков ЭВА с применением генетического алгоритма. **Актуальность работы** состоит в том, что генетический алгоритм позволяет повысить качество планирования компоновки. Рассматриваемые алгоритмы позволяют повысить качество и скорость планирования компоновки. **Научная новизна** заключается в поиске и анализе эффективных методов компоновки блоков ЭВА с помощью генетических алгоритмов. **Принципиальное отличие** от известных сравнений в анализе новых перспективных алгоритмов компоновки блоков ЭВА. **Результаты работы.** В работе указаны недостатки традиционных алгоритмов поиска субоптимального плана ЭВА. Приведены описания современных моделей эволюционных и других вычислений. Генетические алгоритмы обладают рядом важных преимуществ – это приспособляемость к изменяющейся окружающей среде, при эволюционном подходе есть возможность анализировать, дополнять и изменять базу знаний в зависимости от изменяющихся условий, а также быстрое создание оптимальных решений. Если применять генетические алгоритмы и эвристику предварительной обработки, чтобы обеспечить оптимальные начальные решения, то можно достичь более продуктивного использования алгоритмов. Известные генетические алгоритмы быстро сходятся, но при этом они теряют разнообразие популяции, что влияет на снижение качества решения. Для балансировки данных решение выправляют с помощью эффективных операторов или устойчивой мутацией.

Генетический алгоритм; компоновка блоков ЭВА; методы оптимизации; графы и гиперграфы; эволюционные вычисления.

E.V. Danilchenko, V.I. Danilchenko, V.M. Kureychik

CLASSIFICATION AND ANALYSIS OF EVOLUTIONARY METHODS OF EVA BLOCK LAYOUT

Currently, there is a large increase in the need for the design and development of radio-electronic devices. This is due to increasing requirements for radio-electronic systems, as well as the emergence of new generations of semiconductor devices. In this regard, there is a need to develop new tools for automated layout of EVA blocks. There are a number of problems that complicate the actual representation of knowledge in CAD and are probably solvable at the current level of cognitive science development. The problem of stereotyping and the problem of coarsening are interrelated and need to create hybrid models of representation. The paper deals with the problem of solving the problem of EVA block layout in the design of radio-electronic equipment. **The purpose of this work** is to find ways to optimize the planning of EVA block layout using a genetic algorithm. **The relevance of the work** is that the genetic algorithm can improve the quality of layout planning. These algorithms allow you to improve the quality and speed of layout planning. **The scientific novelty lies** in the search and analysis of effective methods for composing EVA blocks using genetic algorithms. **The main difference** from the known comparisons is in the analysis of new promising algorithms for composing EVA blocks. **Result of work.** The paper shows the disadvantages of traditional algorithms for searching for a suboptimal EVA plan. Descriptions of modern models of evolutionary and other calculations are given. Genetic algorithms have a number of important advantages – adaptability to a changing environment, the evolutionary approach makes it possible to analyze, Supplement and change the knowledge base depending on changing conditions, as well as quickly create optimal solutions. If you apply genetic algorithms and pre-processing heuristics to provide optimal initial solutions, you can achieve more productive use of algorithms. Known genetic algorithms converge quickly, but they lose population diversity, which affects the quality of the solution. To balance data, the solution is corrected using efficient operators or stable mutation.

Genetic algorithm; EVA block layout; optimization methods; graphs and hypergraphs; evolutionary calculations.

Введение. В данной работе освещаются актуальные способы для решения задачи компоновки блоков ЭВА. Задачи конструкторского проектирования относятся к классу комбинаторных оптимизационных задач, которые осуществляют с по-

мощью теории графов, гиперграфов, а также на их матричных и списковых эквивалентах. Огромный плюс в моделировании коммутационной схемы посредством графа – это эффективное применение в решении задач компоновки. От четкости структуры графа и его данных о решаемых задачах, соответственно будет зависеть правильность результатов и качество проектирования.

При рассмотрении задачи с точки зрения математической модели, она представляет собой сложно-характерную задачу выбора оптимального или квазиоптимального решения из огромного числа представленных вариантов.

В работе рассмотрены положительные и отрицательные стороны традиционных алгоритмов компоновки блоков ЭВА. Приведены описания современных моделей эволюционных и других вычислений. Сделан вывод о перспективных на данный момент алгоритмах компоновки ЭВА.

Постановка задачи. *Задача работы* – классификации известных методов компоновки блоков ЭВА, определение оптимального варианта компоновки блоков ЭВА.

Генерация методов компоновки блоков ЭВА или разбиение коммутационной схемы на части связана с необходимостью обрабатывания колоссальных объемов информации. Такие задачи относят к классу комбинаторно-логических задач и считаются NP-полными. При помощи алгоритма уменьшается порядок графа, а следовательно, увеличивается объем обрабатываемой информации. *В связи с этим фактом разработка новых методов компоновки схем ЭВА – важная и актуальная задача.*

Классификация и анализ методов компоновки блоков ЭВА. Рассмотрим графовые, гиперграфовые и ультраграфовые модели блоков. Решение задач компоновки блоков ЭВА осуществляется посредством перехода от блоков и схем соединений ЭВА к графам, гиперграфам и др. Чтобы качественно решить задачу разбиения блоков ЭВА необходимо разработать алгоритмы и математические методы для ЭВМ. Поэтому на практике удобнее использовать не схемы соединений ЭВМ, а их абстрактные математические модели (графы).

Условная классификация алгоритмов компоновки показана на рис. 1 [2].

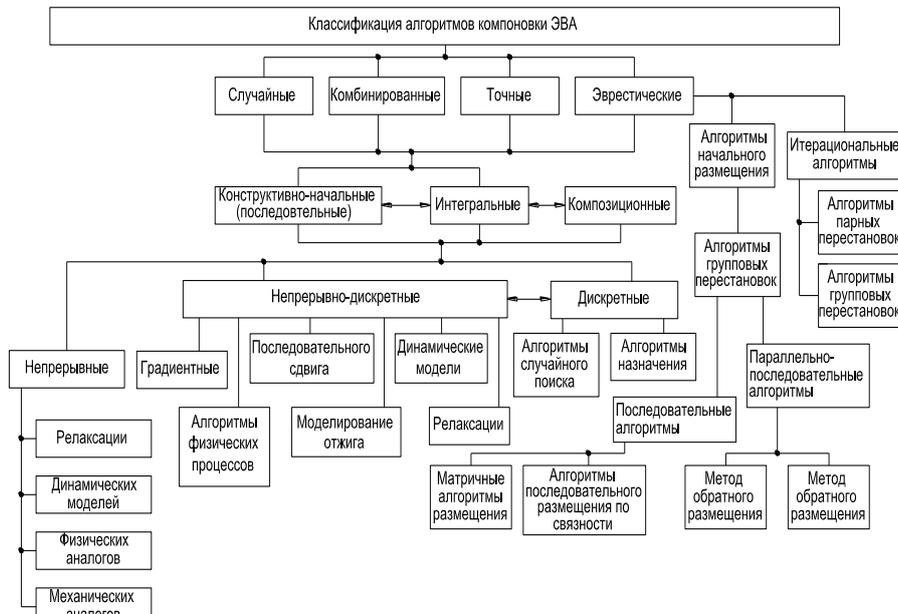


Рис. 1. Условная классификация алгоритмов компоновки блоков ЭВА

В этой классификации объединены методы, учитывающие различные требования. Рассмотрим основные алгоритмы, кратко обозначив плюсы и минусы. Самыми применимыми алгоритмами в САПР считаются: алгоритм Кернигана – Лина, а также его улучшенные эвристики, алгоритм Федучио – Маттеуса с модификациями, кластерные алгоритмы, алгоритмы формирования минимальных массивов, алгоритм моделирования отжига и модификации, матричные и списковые алгоритмы, алгоритмы случайных назначений, генетические и эволюционного моделирования.

Отметим, что данную классификацию будем считать условной в связи с тем, что многие методы можно учитывать в разных группах и на основе их объединения. Это позволяет автору выделить следующие классы методов на основе характеристик объекта проектирования: конструктивные (последовательные), итерационные, реализующие математические или физические аналоги задачи компоновки, декомпозиционные, поисковые, случайные, эволюционные и биоинспирированные.

Рассмотрим *непрерывные методы* [3]. Основным его представителем является метод силовой релаксации, который основан на механической аналогии. Данные методы эффективны для компоновки небольшого количества элементов $n < 100$, но очень зависят от начальных условий задачи, и имеет медленную скорость получения результата. $VSA = O(n^2) \div O(n^4)$.

Рассмотрим далее группу *непрерывно-дискретные*. Гильотинный план методов оптимизации [8]. Одним из представителей этой группы является метод градиента. В этом методе поиск осуществляется в направлении наиболее быстрого возрастания ЦФ, т.е. в направлении градиента.

В отличие от метода градиента в данном алгоритме:

Направление поиска определяется не градиентом функции цели, а наиболее удачным из пробных шагов, выполненным из k -й точки в случайных направлениях; при этом координаты текущей изображающей точки в пространстве нормированных параметров вычисляются по формуле [9]:

$$x_{i,k} = x_{i,k-1} + \frac{\delta x_i \cdot h}{\delta},$$

где δx_i – проекция наиболее удачного пробного шага на ось x_i , d – размер пробного шага;

Для формирования направлений пробных шагов здесь так же, как и в методе статистических испытаний, нужен датчик случайных чисел; это обстоятельство определяет особенности построения алгоритма реализации данного метода в сравнении с методом градиента; в общем случае количество необходимых пробных шагов определяется из требования равномерного исследования ϵ -окрестности вокруг изображающей точки, часто оно выбирается равным 5.

В остальном процесс поиска экстремума функции цели здесь идентичен поиску по методу градиента.

На начальном этапе температуру принимают высокой, а затем ее ступенчато снижают. При каждой температуре выполняют серию пробных переборов решений, и после каждой перестановки подсчитывается значение целевой функции. Лучшие решения принимаются с вероятностью 1, а «плохие», для которых значение целевой функции ухудшается, принимаются с некоторой вероятностью. Такой вероятностный механизм дает возможность, принимая в качестве исходных некоторые «плохие» решения, проскакивать через локальные оптимумы и находить глобальные.

Если пробное изменение привело к улучшению целевой функции F , то это изменение фиксируется. Если пробное изменение привело к ухудшению F на величину ΔF , то рассчитывается вероятность сохранения изменения по формуле

$$P = \exp\left(-\frac{\Delta F}{kT}\right).$$

где k – константа.

Следующим представителем данной группы являются генетические методы. Данные методы являются поисковыми и основаны на механизмах натуральной селекции и генетики. Здесь также реализуется принцип "выживание сильнейших". Причем эти методы позволяют использовать информацию, накопленную в процессе поиска [12].

Генетические алгоритмы. Генетические алгоритмы (ГА) оперируют с популяцией решений. С одной стороны, это позволяет быстрее находить лучшие решения, но с другой стороны требуется больше памяти для хранения информации о популяции решений. Тем не менее, последние исследования, связанные с использованием генетических методов оптимизации в различных областях, показали их высокую эффективность.

Каждой индивидуальности соответствует оценка качества. После репродукции новых членов популяции на основе селекции осуществляется усечение (уменьшение) популяции до начального размера. Эта процедура соответствует методу естественного отбора или методу выживания сильнейшего.

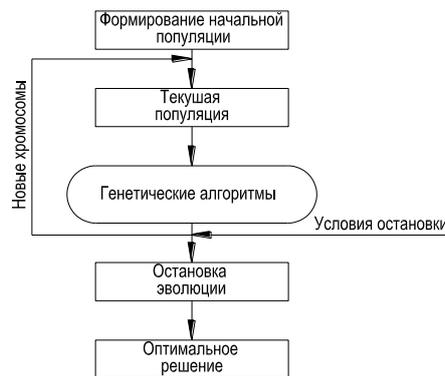


Рис. 2. Структура генетического алгоритма

Селекция – это процесс, посредством которого хромосомы, имеющие более высокое функциональное значение, получают большую возможность для репродукции, чем «слабые» хромосомы. Элементы, выбранные для селекции, обмениваются генетическим материалом, создавая потомков. Существует несколько основных видов селекции [14].

Основным итогом анализа генетического алгоритма стал выбор триады генетических операторов (ГО): кроссинговер – мутация – инверсия. Воздействуя с некоторой вероятностью на генотипы родительских особей, каждый из них, с одной стороны, обеспечивает передачу потомству важных признаков, а, с другой, – поддерживает на протяжении эволюционно значимого периода достаточно высокий уровень его изменчивости. Определение в потомстве новых, отличных от родительских, фенотипических (совокупность всех внешних и внутренних признаков) признаков открывает для популяции дополнительные возможности для адаптации.

Мутация – генетическое изменение, приводящее к качественно новому проявлению основных свойств генетического материала: дискретности, непрерывности и линейности. Таким образом, мутации представляют собой изменения генов, хромосом.

Основной недостаток методов генетического поиска – большой объем вычислений на каждой итерации.

Муравьиный алгоритм. Идея муравьиного алгоритма (ACO – ant colony optimization) заключается в моделировании поведения муравьев, который связан с их умением быстро находить наиболее краткий маршрут от муравейника к источнику пищи.

Поиск решения задачи планирования осуществляется коллективом муравьев $Z = \{z_k | k = 1, 2, \dots, 1\}$. На каждой итерации муравьиного алгоритма каждый муравей z_k строит индивидуальное решение задачи планирования. Решением является маршрут в графе $G = (X, U)$, включающий n_M вершин, принадлежащих множествам X_1 или X_2 , n_R вершин, принадлежащих множествам X_3 или X_4 .

Моделирование поведения муравьев в задаче планирования связано с распределением феромона на ребрах графа G . На начальном этапе на всех ребрах графа G откладывается небольшое количество феромона. Процесс поиска решений итерационный. Каждая итерация включает три этапа. На первом этапе муравей находит решение, на втором этапе откладывает феромон, на третьем этапе осуществляется испарение феромона [17].

Метод роя частиц. Рой частиц можно рассматривать как многоагентная система, каждый агент действует независимо по простым правилам. Совокупное поведение системы получается разумным. Оптимизация методом роя частиц (particle swarm optimization – PSO) была предложена Кеннеди и Эберхартом в 1995 г.

На каждой итерации частицы перемещаются в новые позиции. Новая позиция определяется по формуле:

$$x_i(t + 1) = x_i(t) + v_i(t + 1),$$

где $v_i(t + 1)$ – скорость перемещения частицы из позиции $x_i(t)$ в позицию $x_i(t + 1)$.

Формула расчета скорости состоит из трех слагаемых. Предыдущая скорость частицы служит инерционным компонентом. Второе слагаемое прямо пропорционально текущему расстоянию частицы от ее наилучшей позиции, которая была найдена с первой итерации. Второе слагаемое является когнитивным компонентом. Третье слагаемое, называемое социальным компонентом, прямо пропорционально текущему расстоянию частицы от наилучшей позиции роя в текущий момент времени t . Благодаря социальному компоненту, частица может передвигаться в оптимальные позиции, найденные другими частицами [18].

Декомпозиционные методы заключаются в последовательном, параллельном, параллельно-последовательном (последовательно параллельном) разбиении математической модели КС и модели монтажного пространства.

Декомпозиция основана на иерархии. В общем случае термин иерархия означает соподчиненность. К таким объектам относятся структурные элементы системы: иерархические структуры представляют собой декомпозицию системы в пространстве [15].

Поисковые методы компоновки для получения эффективного решения используют иерархические приемы с разбиением исходной задачи на ряд подзадач и решения каждой из них перебором на дереве решений. Поисковые методы позволяют заменить полный перебор вариантов перебором с отсечениями неэффективных решений, обеспечивая при этом высокую точность решения.

Методы компоновки по связности относятся к последовательным методам. Здесь вводится r -шаговый процесс принятия решений. При этом, на каждом шаге выбирается один из не размещенных элементов и помещается в одну из свободных позиций.

Рассматриваются позиции, соседние с уже скомпонованные элементами, например: (здесь x – уже размещенные элементы, v – оцениваемые позиции-кандидаты). Пусть L – множество незанятых позиций-кандидатов, а его элементы – l_i . Элемент, для которого ищется позиция e_i .

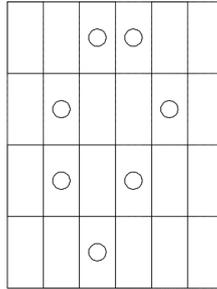


Рис. 3. Оценка позиции

Последующий выбор элементов основан на анализе связности оставшихся скомпонованные. Временная сложность алгоритмов равна $O(\alpha_n)$.

Методы связывания пар относятся к группе последовательных алгоритмов. Процесс начинается с выбора в качестве начальной пары элементов, которые имеют, например, наибольшую сумму общих связей (ребер ММ, цепей КС).

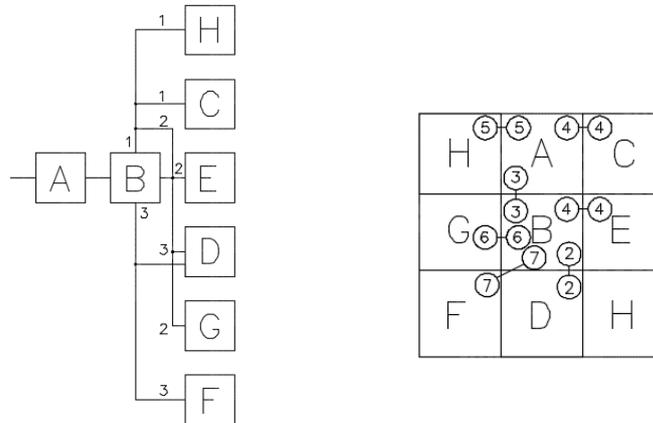


Рис. 4. Алгоритм разрешения связывания пар

Происходит последовательное подсоединение элементов с выполнением первоначально введенного правила до полной компоновки всех элементов. Временная сложность алгоритма равна $O(\alpha_n)$.

Методы расширения ядра относятся к последовательным алгоритмам. Здесь для каждого не размещенного элемента определяется среднее суммарное число ожидаемых связей с скомпонованными элементами на основе анализа покрывающих деревьев.

При использовании метода восходящего проектирования в первую очередь определяются вспомогательные функции, которые могут потребоваться для проектирования программы.

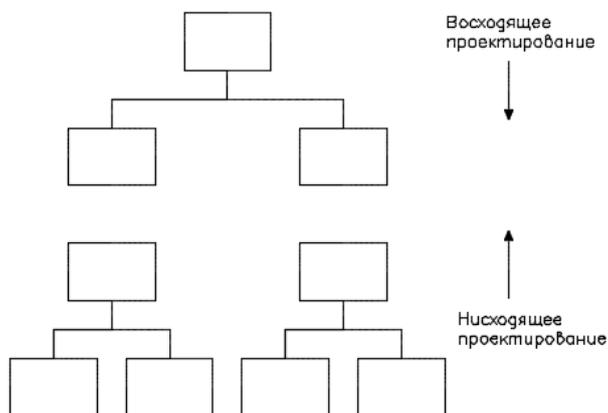


Рис. 5. Проектируются модули нижнего уровня, а затем программа проектируется одновременно нисходящими и восходящими методами

Для компоновки выбирается элемент с наибольшим значением и располагается во взвешенном центре тяжести групп уже размещенных элементов. Далее процесс продолжается итеративно. Временная сложность алгоритма равна $O(\alpha_n)$.

Матричные методы компоновки относятся к конструктивным алгоритмам. Выбор элемента и позиции для него на γ -м шаге выполняется по специальной матрице компоновки $V = \|b_{i,j}\|$, каждый элемент которой $b_{i,j}$ соответствует «цене назначения» элемента x_i в позицию p_j при условии, что $\gamma-1$ элементов уже размещены. Структура алгоритма основана на различных способах определения «цен назначений» и методах выбора. Временная сложность алгоритма лежит в диапазоне от $O(\alpha_n)$ до $O(\alpha_n^2)$.

Методы обратной компоновки относятся к последовательным алгоритмам. Осуществляют предварительную оценку каждого из размещаемых элементов x_1, x_2, \dots, x_n и каждой свободной позиции p_1, p_2, \dots, p_n . Далее производится упорядочивание элементов по возрастанию или убыванию введенных характеристик, и затем все элементы размещаются одновременно [13–15].

В методе осуществляется предварительная оценка каждого из размещаемых элементов x_1, x_2, \dots, x_n и свободной позиции l_1, l_2, \dots, l_n . После все элементы размещаются одновременно.

Позиции в центре коммутационного поля имеют меньшее значение d_i , чем крайние. Т.е. в центре коммутационного поля размещены элементы с большим значением γ_i (сильно связанные элементы).

Метод прост, но не всегда дает наилучший вариант компоновки (используется, как начальный вариант компоновки). Временная сложность алгоритма равна $O(\alpha_n)$.

Метод разбиения, используются как последовательные, так и итерационные алгоритмы [14]. Для улучшения качества алгоритма компоновки разбиение можно выполнять на горизонтальные и вертикальные линейки и в общем случае на области произвольной конфигурации.

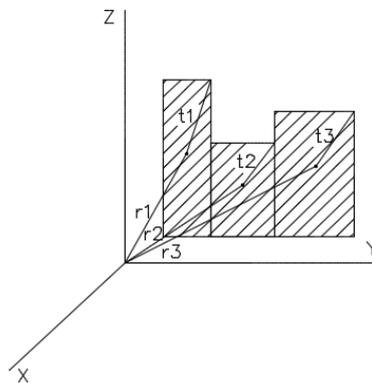


Рис. 6. Пример плоской фигуры

Плоскую фигуру можно разбить на три части, центры тяжести которых C_1, C_2, C_3 известны. Они находятся на пересечении диагоналей прямоугольников. Их радиусы-векторы обозначим r_1, r_2, r_3 и площади S_1, S_2, S_3 . Общая площадь сложной фигуры будет $S = S_1 + S_2 + S_3$.

$$r = \frac{S_1 r_1 + S_2 r_2 + S_3 r_3}{S_1 + S_2 + S_3}.$$

Дополненная формула имеет ту же структуру, что и формула, определяющая радиус-вектор центра тяжести тела при разбиении его на элементарные частицы, только в нее входят величины для конечных частей тела. Временная сложность алгоритма равна $O(\alpha_n^2)$.

Методы перестановок. Являются простейшими, их временная сложность составляет ориентировочно $O(n^2)$. Методы групповых перестановок. Одним из основных является метод Штейнберга, который использует алгоритм нахождения независимых подмножеств графа.

Алгоритм Штейнберга анализирует независимые подмножества графа и осуществляет перестановку вершин между ними [11]. Получить независимые подмножества при $n > 1000$ невозможно, что является основным недостатком этого метода.

Перестановки используются также в методе, основанном на применении *маршрутов Гамильтона*.

Расшифровка производится в обратном порядке. В соответствии с ключом выбирается маршрут и заполняется таблица согласно этому маршруту.

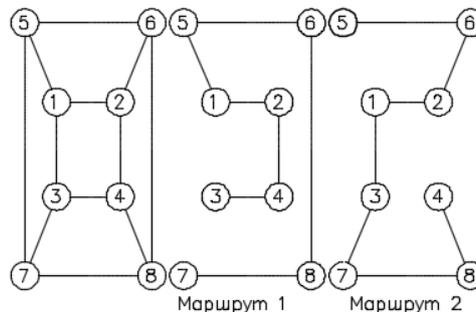


Рис. 7. Вариант 8-элементной таблицы и маршрутов Гамильтона

Из таблицы символы считываются в порядке следования номеров элементов. *Достоинства*: они всегда обеспечивают получение локального оптимума. *Недостатки*: итерационные алгоритмы часто попадают в локальные оптимумы и не могут выйти из них. В итерационных алгоритмах ВСА лежит в пределах от $O(n \log n)$ до $O(n^2)$.

Экспериментальные исследования. Алгоритм как объект разработки с одной стороны и средство решения задачи с другой является таким же предметом исследования, как те задачи, которые с помощью него решаются. С прикладной точки зрения разработчика алгоритма интересуют такие вопросы, как:

- ◆ качество решения, предоставляемого алгоритмом;
- ◆ скорость решения поставленной задачи (время работы).

Определим теоретическую оценку временной сложности композитного метода размещения. Начальное решение задачи можно получить последовательным алгоритмом, временная сложность которого имеет линейный характер $O(\alpha N)$, или алгоритмом «слепого» поиска, временная сложность которого составляет $O(\beta IN)$, где I – это количество итераций (шагов) выполняемых алгоритмом. В результате анализа выходных данных, авторами отмечается, что временная сложность разработанного модифицированного алгоритма не выходит за пределы полиномиальной зависимости, и может быть выражена формулой: $O(\alpha N^2) - O(\beta N^3)$, где N – число элементов схемы (размер решаемой задачи).

Проведем анализ зависимости времени работы от количества итераций алгоритмов.

Таблица 1

Зависимость времени работы алгоритмов от размера схемы

Алгоритмы	Число элементов схемы									
	100	200	300	400	500	600	700	800	900	1000
Генетический	0,2	0,6	0,9	1,2	1,5	1,9	2,3	3,3	4,7	7,5
Эволюционный	1,5	2,3	2,3	3,3	5,2	9,8	11,7	16,4	28,6	56,3
Роевой	3,6	5,6	8	9,4	13,1	17,8	28,6	32,8	46,4	87,7
Гибридный	8,5	10,1	12,6	15,5	24,3	35,2	50,2	63,3	82	108,8

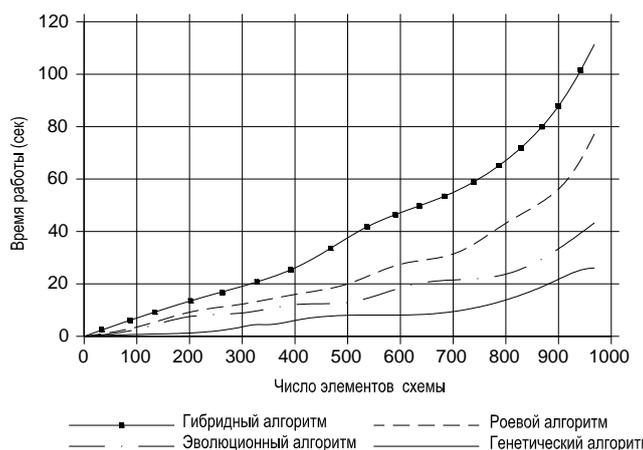


Рис. 8. Графики зависимости времени работы алгоритмов от количества элементов схемы

Для определения эффективности разработанного метода были проведены исследования качества решения на нескольких тестовых примерах. Под эффективностью алгоритма будем понимать качество решения, получаемого с его помощью (табл. 2). На рис. 9 приведена гистограмма сравнения качества решения, основываясь на данных из табл. 2.

Таблица 2

Определение эффективности алгоритмов

Алгоритмы	Число элементов схемы				
	1000	2500	5000	7500	10000
Генетический	0,2	0,6	0,9	1,2	1,5
Эволюционный	1,5	2,3	2,3	3,3	5,2
Роевой	3,6	5,6	8	9,4	13,1
Гибридный	8,5	10,1	12,6	15,5	24,3

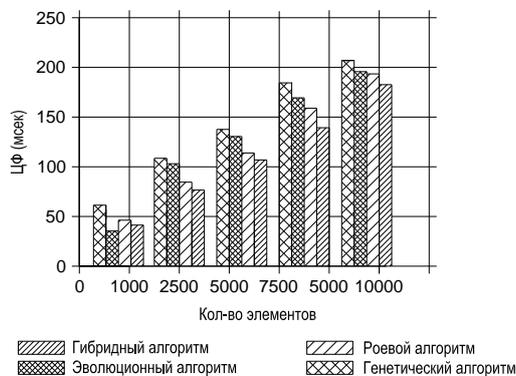


Рис. 9. Гистограмма сравнения качества решения

Проанализировав полученные данные из таблицы (см. табл. 2) и гистограммы (см. рис. 9), можно сделать вывод, что применение генетических и эволюционных алгоритмов целесообразнее на задачах малой размерности (до 2000 элементов), а при решении задачи компоновки в размерности, приближенной к промышленным объемам (более 5000 элементов), эффективным является гибридный алгоритм.

Заключение. Исходя из данного анализа становится ясно, что нужно разрабатывать новые нестандартные архитектуры ЭМ, гибридные ГА с эвристическими методами поиска и модифицированных генетических операторов. ГА – это эффективное решение для выхода и локальных оптимумов. Хорошие результаты достигаются при использовании в решении комбинаторно-логических задач компоновки в САПР. Однако, созданные ГА не до конца решают проблему выходов из локальных оптимумов. Чтобы улучшить качество разбиения и сократить затраты времени алгоритмов, следует разработать новые последовательно-параллельные и параллельно-последовательные структуры поиска.

Рассмотрев известные методы и проведя их анализ, можно отметить следующее, что большое число рассмотренных методов не позволяет эффективно решать NP-сложные задачи. Поэтому для повышения эффективности решаемых задач автор предлагает создавать новые архитектуры поиска, основанные на гибридных и комбинированных подходах, учитывающих все достоинства перспективной технологии эволюционного моделирования и биоинспирированных методов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Курейчик В.В., Курейчик В.М., Родзин С.И. Концепция эволюционных вычислений, инспирированных природными системами // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 16-24.
2. Данильченко В.И., Курейчик В.М. Классификация и анализ методов решения задачи компоновки ЭВА // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2018. – № 1 (32). – С. 3-23.
3. Tang Maolin and Yao Xin. A memetic algorithm for VLSI floorplanning // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B: Cybernetics. – 2007. – No. 37 (1).
4. Jackuline Moni D. and Arumugam S. and Gracia Nirmala Rani D. VLSI Floor Planning relying on Differential Evolution Algorithm // ICGST International Journal on Artificial Intelligence and Machine Learning. – 2007. – Vol. 7, No. 1. – P. 62-67.
5. Лебедев О.Б. Планирование ЭВА на основе метода муравьиной колонии // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 7 (108). – С. 67-73.
6. Tsung-Ying Sun, Sheng-Ta Hsieh, Hsiang-Min Wang, Cheng-Wei Lin. Floorplanning based on particle swarm optimization // ISVLSI '06 Proceedings of the IEEE Computer Society Annual Symposium on Emerging VLSI Technologies and Architectures. – 2006. – P. 5-10.
7. Zhiqiang Yang, Jimin Zhang, Zhongchao Chen, Baoan Zhang. Semi-active control of high-speed trains based on fuzzy PID control // Procedia Engineering. – 2011. – Vol. 15. – P. 521-525.
8. Mann G.K.I., Gosine R.G. Three-dimensional min-max-gravity based fuzzy PID inference analysis and tuning // Fuzzy Sets and Systems. – 2005. – Vol. 156. – P. 300-323.
9. Wu Y., Jiang H., Zou M. The Research on Fuzzy PID Control of the Permanent Magnet Linear Synchronous Motor // Physics Procedia. – 2012. – Vol. 24. – P. 1311-1318.
10. Abbasi E., Mahjoob M. J., Yazdanpanah R. Controlling of Quadrotor UAV Using a Fuzzy System for Tuning the PID Gains in Hovering Mode // Fourth International Conference on Advances in Computer Engineering – ACE 2013. – Frankfurt, Germany, 2013. Int. j. adv. robot. syst. – 2013. – Vol. 10, 380:2013.
11. Kai Ou, Ya-Xiong Wang, Zhen-Zhe Li, Yun-De Shen, Dong-Ji Xuan. Feedforward fuzzy-PID control for air flow regulation of PEM fuel cell system // International journal of hydrogen energy. – 21 September 2015. – Vol. 40, Issue 35. – P. 11686-11695.
12. Ahmet Karli, Vasfi Emre Omurlu, Utku Buyuksahin, Remzi Artar, Ender Ortak. Self tuning fuzzy PD application on TI TMS320F 28335 for an experimental stationary quadrotor. – URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6151404/> (дата обращения 23.04.2017).
13. Hamed Beirami, Ali Zargar Shabestari, Mohammad Mahdi Zerifat. Optimal PID plus fuzzy controller design for a PEM fuel cell air feed system using the self-adaptive differential evolution algorithm // International journal of hydrogen energy. – 10 August 2015. – Vol. 40, Issue 30. – P. 9422-9434.
14. Jahedi G., Ardehali M.M. Genetic algorithm-based fuzzy-PID control methodologies for enhancement of energy efficiency of a dynamic energy system // Energy Conversion and Management. – 2011. – Vol. 52. – P. 725-732.
15. Лебедев Б.К., Лебедев В.Б. Планирование на основе роевого интеллекта и генетической эволюции // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4 (93). – С. 25-33.
16. Кулиев Э.В. Задача размещения элементов ЭВА с использованием генетического алгоритма и алгоритма пчелиной колонии // Тр. конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS-IT'12». Научное издание в 4-х т. Т. 3. – М.: Физматлит, 2012. – С. 99-104.
17. Кришук В.Н., Карпов Л.М., Шило Г.Н., Фарамонов А.Ю., Артюшенко Б.А. Применение генетического алгоритма в задачах допускового синтеза микрополосковых устройств // Техника сверхвысоких частот. – Киев: Научное издание НПП «Сатурн», 2007. – С. 29-32.
18. Кришук В.Н., Шило Г.Н., Артюшенко Б.А. Генетический алгоритм назначения интервальных допусков // Всероссийское совещание по интервальному анализу и его приложениям. – Петергоф, Россия. – 2006. – С. 5-8.
19. Калентьев А.А., Гарайс Д.В., Добуш И.М., Бабак Л.И. Структурно-параметрический синтез СВЧ-транзисторных усилителей на основе генетического алгоритма с использованием моделей монолитных элементов // Доклады ТУСУРа. – 2012. – Т. 26, № 2. – С. 104-112.
20. Abrie P.L.D. Design of RF and microwave amplifiers and oscillators. – London; Boston: Artech House, 2000. – 480 p.

REFERENCES

1. Kureychik V.V., Kureychik V.M., Rodzin S.I. Kontseptsiya evolyutsionnykh vychisleniy, inspirirovannykh prirodnyimi sistemami [Concept of evolutionary computing inspired by natural systems], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 4 (93), pp. 16-24.
2. Danil'chenko V.I., Kureychik V.M. Klassifikatsiya i analiz metodov resheniya zadachi komponovki EVA [Classification and analysis of methods for solving the problem of EVA layout], *Informatika, vychislitel'naya tekhnika i inzhenernoe obrazovanie* [Computer science, computer engineering and engineering education], 2018, No. 1 (32), pp. 3-23.
3. Tang Maolin and Yao Xin. A memetic algorithm for VLSI floorplanning, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics–Part B: Cybernetics*, 2007, No. 37 (1).
4. Jackuline Moni D. and Arumugam S. and Gracia Nirmala Rani D. VLSI Floor Planning relying on Differential Evolution Algorithm, *ICGST International Journal on Artificial Intelligence and Machine Learning*, 2007, Vol. 7, No. 1, pp. 62-67.
5. Lebedev O.B. Planirovanie EVA na osnove metoda murav'inoi kolonii [EVA planning based on the ant colony method], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 7 (108), pp. 67-73.
6. Tsung-Ying Sun, Sheng-Ta Hsieh, Hsiang-Min Wang, Cheng-Wei Lin. Floorplanning based on particle swarm optimization, *ISVLSI '06 Proceedings of the IEEE Computer Society Annual Symposium on Emerging VLSI Technologies and Architectures*, 2006, pp. 5-10.
7. Zhiqiang Yang, Jimin Zhang, Zhongchao Chen, Baoan Zhang. Semi-active control of high-speed trains based on fuzzy PID control, *Procedia Engineering*, 2011, Vol. 15, pp. 521-525.
8. Mann G.K.I., Gosine R.G. Three-dimensional min-max-gravity based fuzzy PID inference analysis and tuning, *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, Vol. 156, pp. 300-323.
9. Wu Y., Jiang H., Zou M. The Research on Fuzzy PID Control of the Permanent Magnet Linear Synchronous Motor // *Physics Procedia*. – 2012. – Vol. 24. – P. 1311-1318.
10. Abbasi E., Mahjoob M.J., Yazdanpanah R. Controlling of Quadrotor UAV Using a Fuzzy System for Tuning the PID Gains in Hovering Mode, *Fourth International Conference on Advances in Computer Engineering – ACE 2013*. Frankfurt, Germany, 2013. Int. j. adv. ro-bot. syst., 2013, Vol. 10, 380:2013.
11. Kai Ou, Ya-Xiong Wang, Zhen-Zhe Li, Yun-De Shen, Dong-Ji Xuan. Feedforward fuzzy-PID control for air flow regulation of PEM fuel cell system, *International journal of hydrogen energy*, 21 September 2015, Vol. 40, Issue 35, pp. 11686-11695.
12. Ahmet Karli, Vasfi Emre Omurlu, Utku Buyuksahin, Remzi Artar, Ender Ortak. Self tuning fuzzy PD application on TI TMS320F 28335 for an experimental stationary quadrotor. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/6151404/> (accessed 23 April 2017).
13. Hamed Beirami, Ali ZargarShabestari, Mohammad Mahdi Zerafat. Optimal PID plus fuzzy controller design for a PEM fuel cell air feed system using the self-adaptive differential evolution algorithm, *International journal of hydrogen energy*, 10 August 2015, Vol. 40, Issue 30, pp. 9422-9434.
14. Jahedi G., Ardehali M.M. Genetic algorithm-based fuzzy-PID control methodologies for enhancement of energy efficiency of a dynamic energy system, *Energy Conversion and Management*, 2011, Vol. 52, pp. 725-732.
15. Lebedev B.K., Lebedev V.B. Planirovanie na osnove roevogo intellekta i geneticheskoy evolyutsii [Planning based on swarm intelligence and genetic evolution], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskienauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 4 (93), pp. 25-33.
16. Kuliev E.V. Zadacha razmeshcheniya elementov EVA s ispol'zovaniem geneticheskogo algoritma i algoritma pchelinoi kolonii [The problem of placing EVA elements using a genetic algorithm and the algorithm of a bee colony], *Tr. kongressa po intellektual'nym sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «IS-IT'12»* [Proceedings of the Congress on intelligent systems and information technologies "IS-IT'12"]. Scientific publication in 4 vols. Vol. 3. Moscow: Fizmatlit, 2012, pp. 99-104.
17. Krishchuk V.N., Karpov L.M., Shilo G.N., Faramonov A.Yu., Artyushenko B.A. Primenenie geneticheskogo algoritma v zadachakh dopuskovogo sinteza mikropoloskovykh ustroystv [Application of the genetic algorithm in the problems of tolerance synthesis of microstrip devices], *Tekhnika sverkhvysokikh chastot* [Ultrahigh frequency technology]. Kiev: Nauchnoe izdanie NPP «Saturn», 2007, pp. 29-32.

18. *Krishchuk V.N., Shilo G.N., Artyushenko B.A.* Geneticheskiy algoritm naznacheniya interval'nykh dopuskov [Genetic algorithm for assigning interval tolerances], *Vserossiyskoe soveshchanie po interval'nomu analizu i ego prilozheniyam* [All-Russian meeting on interval analysis and its applications]. Petergof, Rossiya, 2006, pp. 5-8.
19. *Kalent'ev A.A., Garays D.V., Dobush I.M., Babak L.I.* Strukturno-parametricheskii sintez SVCH-tranzistornykh usiliteley na osnove geneticheskogo algoritma s ispol'zovaniem modeley monolitnykh elementov [Structural-parametric synthesis of microwave transistor amplifiers based on a genetic algorithm using models of monolithic elements], *Doklady TUSURA* [Reports Of TUSUR], 2012, Vol. 26, No. 2, pp. 104-112.
20. *Abrie P.L.D.* Design of RF and microwave amplifiers and oscillators. London; Boston: Artech House, 2000, 480 p.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н., доцент Ю.П. Волощенко.

Данильченко Евгения Владимировна – Южный федеральный университет; e-mail: lipkina@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: +79525691761; кафедра САПР.

Данильченко Владислав Иванович – e-mail: vdanilchenko@sfedu.ru; тел.: +79526088561; кафедра САПР.

Курейчик Виктор Михайлович – e-mail: vmkureychik@sfedu.ru; тел.: +79282132730; кафедра САПР; д.т.н.; профессор.

Danilchenko Yevgenia Vladimirovna – Southern Federal University; e-mail: lipkina@sfedu.ru; 44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia; phone: +79525691761; the department of computer-aided design; postgraduate.

Danilchenko Vladislav Ivanovich – e-mail: vdanilchenko@sfedu.ru; phone: +79526088561; the department of computer-aided design; postgraduate.

Kureichik Viktor Mikhailovich – e-mail: vmkureychik@sfedu.ru; phone: +79282132730; the department of computer-aided design; dr. of eng. sc.; professor.