

13. Shi Y., Mizumoto M. An improvement of neuro-fuzzy learning algorithm for tuning fuzzy rules, *Fuzzy sets and systems*, 2001, Vol. 118, No. 2, pp. 339-350.
14. Zou K., Hu J., Kong X. The structure optimized fuzzy clustering neural network model and its application, *International journal of innovative computing: information and control*, 2008, Vol. 4, No. 7, pp. 1627-1634.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Я.Е. Ромм.

Полковникова Наталья Анатольевна – Южный федеральный университет; e-mail: natalia-polkovnikova@mail.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: +79525617317; кафедра дискретной математики и методов оптимизации; аспирантка.

Курейчик Виктор Михайлович – e-mail: kur@tgn.sfedu.ru; тел.: +78634311487; кафедра дискретной математики и методов оптимизации; зав. кафедрой; д.т.н.; профессор.

Polkovnikova Natalia Anatolievna – Southern Federal University; e-mail: natalia-polkovnikova@mail.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +79525617317; the department of discrete mathematics and optimization methods; postgraduate student.

Kureichik Victor Mikhailovich – e-mail: kur@tgn.sfedu.ru; phone: +78634393260; the department of discrete mathematics and optimization methods; head of department; dr. of eng. sc.; professor.

УДК 004.82

Э.В. Кулиев, А.А. Лежебоков, А.Н. Дуккардт

ПОДХОД К ИССЛЕДОВАНИЮ ОКРЕСТНОСТЕЙ В РОЕВЫХ АЛГОРИТМАХ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ОПТИМИЗАЦИОННЫХ ЗАДАЧ*

Рассмотрена ключевая проблема роевых алгоритмов и биоинспирированного подхода, которая заключается в определении функции близости решений и исследовании возникающих окрестностей для решения задач оптимизации. Подробно рассмотрена одна из важнейших задач этапа конструкторского проектирования, а именно задача размещения компонентов сверхбольших интегральных схем, качество решения которой напрямую влияет на качество трассировки схем и их тепловых, временных, энергетических характеристик. Решение поставленной проблемы окрестностей и близости решений внутри них продемонстрировано на примере их исследования гибридными методами поиска решений. Представлена методика поиска окрестностей в роевом алгоритме, на основе принципов самоорганизации и жадного подхода. Важным механизмом в работе алгоритма колонии пчел является исследование перспективных решений и позиций их окрестностей в пространстве решений. Авторами предлагается новый принцип формирования окрестности позиций в пространстве решений, для этого используется понятие окрестности в круговом пространстве поиска. Рассмотрен биоинспирированный подход к исследованию окрестности поиска решений. Основная идея данного подхода заключается в последовательной работе генетического и эволюционного алгоритмов. В методе биоинспирированного поиска оптимальных решений авторами предложен адаптивный фильтр, отсекающий решения с низким значением целевой функции. Проведены экспериментальные исследования, подтверждающие, что вычислительная и временная сложность разработанного подхода не выходит за пределы полиномиальной зависимости. Результаты исследований позволили авторам отметить, что в генетическом алгоритме в большей степени имеет место фактор случайности, а в эволюционном алгоритме фактор направленности.

Роевой алгоритм; генетический алгоритм; эволюционный алгоритм; «жадный» оператор; адаптация; окрестность; популяция.

* Работа выполнена при частичной поддержке РФФИ (проект № 14-07-00829).

E.V. Kuliev, A.A. Legebokov, A.N. Dukkardt

APPROACH TO RESEARCH ENVIRONS IN SWARMS ALGORITHM FOR SOLUTION OF OPTIMIZING PROBLEMS

The article discusses the key problem swarm algorithms and bioinspired approach, which consists in the definition of the proximity of solutions and study emerging neighborhoods for solving optimization problems. A detailed study is one of the most important tasks of the design phase of the design, namely the problem of component placement VLSI quality solutions which directly affects the quality tracing schemes and their heat, time, energy characteristics. The solution of the problems surrounding area and the proximity of solutions within them demonstrated by their research methods hybrid solutions. The technique of search neighborhoods in swarms algorithm, based on the principles of self-organization and a greedy approach. An important mechanism in the bee colony algorithm is a promising research decisions and positions of their neighborhoods in the solution space. The authors propose a new principle for the formation of neighborhood position in the solution space; it uses the concept of a circular neighborhood in the search space. We consider a bioinspired approach to the study of neighborhood solutions. The basic idea of this approach is the sequential operation of the genetic and evolutionary algorithms. In a method for finding optimal solutions bioinspired authors proposed an adaptive filter that rejects solutions with low value of the objective function. Experimental studies confirming that the computational and time complexity of the developed approach does not go beyond polynomial dependence. Research results allowed the authors to note that the genetic algorithm has more to place the random factor, and the evolutionary algorithm factor orientation.

Swarm algorithm; genetic algorithm; evolutionary algorithm; "greedy" operator adaptation; neighborhood population.

Введение. Одной из сложнейших и наиболее важных задач при создании средств микроэлектронной техники является синтез топологий сверхбольших интегральных схем (СБИС). Синтез – создание проектного решения в виде его конструктивных особенностей, функциональной или структурной [1]. Отличительной особенностью современного этапа является высокая сложность и размерность проектирования устройств. Методы автоматизированного проектирования, технологическая подготовка проектирования и конструирования позволяют создавать высоконадежные сверхбольшие интегральные схемы в короткие сроки и при сравнительно низких затратах. Проектирование СБИС производится на нанометровом диапазоне, что требует новых методов и подходов. Одним из таких подходов является эволюционный поиск и биоинспирированный подход. А именно роевые алгоритмы решения оптимизационных задач.

Большую роль в стратегию развития эволюционного поиска внесли такие учёные, как: Гольдберг Д.Е., Растрингин Л.А., Холланд Д.Х., Курейчик В.М., Норенков И.П., Букатова И.Л., Батищев Д.И., и др. Генетические алгоритмы, эволюционные алгоритмы, а также алгоритмы роевого интеллекта являются фундаментальными направлениями научных исследований в области случайного направленного поиска. Целью создания биоинспирированных алгоритмов является нахождение наилучшего, а не оптимального варианта размещения [2].

Важным вопросом при решении задачи размещения элементов СБИС с большим количеством локальных оптимумов является предварительная сходимость алгоритмов. Иначе говоря, попадание решения в локальный оптимум. В связи с этим, необходимо разрабатывать методы и архитектуры поиска решения. Применение методов эволюционного моделирования, генетического поиска, принципов адаптации и самоорганизации, используют для повышения эффективности решения задач проектирования.

В последнее время активно развивается научное направление Natural Computing, основанное на принципах природных механизмов принятия решений и включающее генетические алгоритмы, нейросетевые вычисления, муравьиные алгоритмы, метод роящихся частиц, табуированный поиск и др. АСО-алгоритмы обладают способностью находить более высококачественные решения за приемлемое время [3].

На сегодняшний день эффективным направлением в эволюционном моделировании являются вероятностные алгоритмы, основанные на процессах, происходящих в живой природе. Проецируя закономерности окружающего мира на определенные сферы деятельности человека, мы получаем эффективный инструмент для решения задач проектирования СБИС. Системы роевого интеллекта, как правило, состоят из множества агентов (многоагентная система) локально взаимодействующих между собой и с окружающей средой. Сами агенты обычно довольно просты, но все вместе, локально взаимодействуя, создают так называемый роевой интеллект. Примером в природе может служить рой пчел.

Современные ЭВА на основе ССБИС и СБИС реализуют качественное решение проблемы межсоединений на всех уровнях. Этап конструкторского проектирования является важным этапом автоматизации СБИС, включающий в себя: типизацию, компоновку, размещение, планирование кристалла, сжатие, трассировку и верификацию.

Ввиду вышеизложенного, разработка алгоритмов, позволяющих найти приемлемое по качеству и по трудоемкости решение задачи размещения, является важной и актуальной проблемой, стоящей перед разработчиками САПР.

Авторами предлагается решение задачи размещения в несколько этапов: на первом используется роевой интеллект с целью определения окрестностей поиска решений, на втором наиболее перспективные решения проходят "отсев" на основе работы генетического алгоритма и эволюционной адаптации. Следует отметить, что под роевым интеллектом понимается решение задачи основываясь на парадигме поведения пчелиного роя.

Постановка задачи. Пусть имеем некоторое множество элементов. Представим исходные данные в виде графовой модели. Тогда, имеем граф $G(X, U)$, где X – множество вершин ($|X|=n$), U – множество ребер [4]. Дано: Граф, множество позиций. Целевая функция $F = \sum d_j$, где d_i – длина U_j . Решение представляется в виде вектора $R = \{r_i \mid i=1, 2, \dots, n\}$, где r_i – номер вершины, помещенной в позицию P_i . Необходимо $F \rightarrow \min$

В начале процесса поиска все агенты расположены в улье. В течение процесса поиска агенты связываются друг с другом косвенно. Каждый агент делает ряд локальных перемещений, и таким образом постепенно составляет решение задачи [5]. Процесс поиска состоит из итераций. Первая итерация считается законченной, когда агенты создадут хотя бы одно допустимое решение. Лучшее решение сохраняется, а затем происходит переход к следующей итерации. Далее процесс составления решений повторяется.

Задаются основные параметры метода пчелиной колонии: количество агентов Z , максимальное количество итераций T_{\max} , начальное количество агентов-разведчиков $F_{x_{\text{start}}}$, ограничение максимального количества агентов-разведчиков $F_{x_{\max}}$.

На каждой итерации алгоритма выполняется два этапа. На первом этапе запуск разведчиков (разведчики случайным образом размещаются в пространстве поиска) и на втором отправка фуражиров. Фуражиры прикреплены к определенным источникам ресурса.

На первом шаге алгоритма разведчиками случайным образом выбираются n отличных друг от друга решений $R_j = \{r_{ij} \mid i=1, 2, \dots, n\}$. Среди векторов выбранных разведчиками выбираем m лучших. Для каждого выбранного разведчиком решения R_i формируем окрестность. Окрестность выбранного решения R_i составляет решения, в которых 2 соседних элемента решения R_i меняются местами. В каждой окрестности случайным образом выбираются 1 отличных друг от друга решений [6]

Рассчитываем оценки всех выбранных решений, выбранных в окрестностях. Находится лучшее решение и запоминается самое лучшее место это и будет промежуточным решением.

Затем алгоритм повторяется до тех пор, пока не сработает какой-нибудь из критериев остановки. Критериев остановки может быть несколько. Например, если мы знаем значение F , то можем повторять алгоритм до тех пор, пока не достигнем некоторого значения, близкого к желаемому. Если значение длины неизвестно, то можем повторять шаги алгоритма до тех пор, пока на протяжении какого-то достаточно большого количества итераций найденное решение не будет улучшаться.

Метод поиска окрестностей в роевом алгоритме. Важную роль поведения пчелиного роя играет самоорганизация. Самоорганизация обеспечивает достижение общих целей на основе низкоуровневых взаимодействий.

Разработка методов и механизмов взаимодействия колонии пчел заключается в:

- ◆ формировании роя агентов разведчиков и роя агентов фуражиров;
- ◆ поиска перспективных позиций разведчиками;
- ◆ выбора позиций среди перспективных для исследования их окрестностей;
- ◆ передачи информации между разведчиками и фуражирами;
- ◆ выбора фуражирами базовых позиций;
- ◆ выбора фуражирами позиций в окрестности базовой позиций;
- ◆ общей структуры оптимизационного процесса.

Рассмотрим организацию поисковой процедуры на основе моделирования адаптивного поведения пчелиной колонии.

Ввод схемы и параметров алгоритма. Посадочные места под компоненты имеют фиксированные габариты в виде прямоугольников. Вначале вводятся параметры поля x и y , где x – количество посадочных мест по горизонтали, y – количество посадочных мест по вертикали. После чего, вводятся количество деталей размещенных в этих ячейках. Количество посадочных мест должно быть меньше чем количество компонентов. Также вводятся матрица связности. В нашем случае можно выбрать вариант: генерировать матрицу связности случайным образом (random), или корректировать в ручном режиме. Матрица связности определяет привязку компонентов к посадочным местам. Схема генерируется случайным образом, поскольку задачи связывать программу с какой-то конкретной схемой не стоит. Так же вводим данные для биоинспирированного алгоритма: число итераций, число разведчиков и число фуражиров (пчелы сборщики) [7].

Разведка формирование случайных решений R . Разведчики вылетают из улья, тем самым формируют строку решения для каждой целевой функции, в области поиска. Затем, чего они возвращаются в улей и сообщают фуражирам о найденных решениях (значение целевой функции в нашей задачи это минимальное число связей между элементами). После чего, пропорционально значению целевой функции вылетают фуражиры.

Важным механизмом в работе алгоритма колонии пчел является исследование перспективных позиций и их окрестностей в пространстве решений. Авторами предлагается принцип формирования окрестности позиций в пространстве решений, используя понятия окрестность в круговом пространстве поиска.

На основе работы пчелиного алгоритма, формируется область поиска решений. Пчелы разведчики находят базовые окрестности. Пчелы фуражиры исследуют решения, которые лежат в окрестностях базовых решений. Для найденных решений определяется ЦФ. В каждой окрестности выбирается лучшее решения, которое далее создает начальную популяцию для работы ГА. Основная идея в формировании окрестности решений заключается в управляющем параметре α . В найденной окрестности решения применяется управляющий параметр $\alpha = 1 \dots 100$. Тем самым, мы можем, как сужать, так и расширять окрестность решений (рис. 1) [8–10]. На рис. 2 предложен способ ранжирования популяций альтернативных решений.

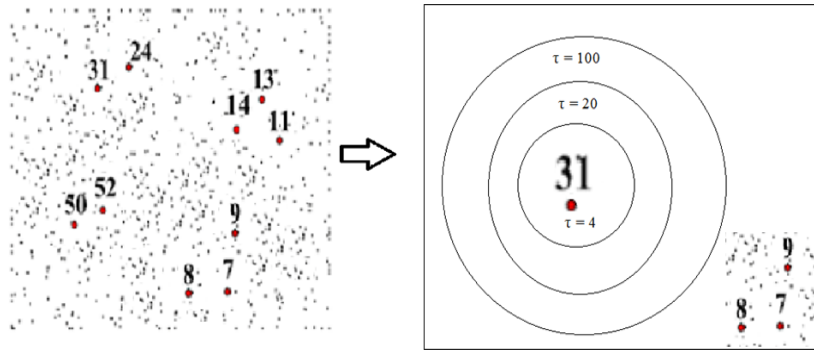


Рис. 1. Поиск окрестности в пчелином алгоритме

ЦФ	52	50	31	24	14	13	11	9	8	7
9	1	1	4	6	3	2	7	2	10	2
7	1	2	1	1	1	1	8	5	4	1
3	7	4	2	8	4	4	10	4	3	4
5	3	3	3	1	2	3	6	1	3	3
2	5	5	5	5	5	5	5	9	5	5
2	2	9	9	9	9	9	2	7	1	9
4	4	7	7	7	7	7	7	7	7	7
10	4	10	10	10	10	10	4	10	2	10
8	8	8	8	8	8	8	1	8	8	8
6	6	6	6	6	6	6	3	6	6	6

Рис. 2. Ранжированная популяция альтернативных решений

После поиска окрестностей пчелиным алгоритмом переходим ко второму этапу решения задачи размещения компонентов СБИС методом биоинспирированного поиска решений.

Биоинспирированный подход к исследованию окрестностей в задаче размещения компонентов СБИС. Рассмотрим биоинспирированный подход к исследованию окрестности поиска решений. Основная идея данного подхода заключается в последовательной работе генетического и эволюционного алгоритмов. Генетический алгоритм работает с кодом объекта (хромосомой). В свою очередь, эволюционный алгоритм работает с эволюцией объекта. Вводя в работу биоинспирированного подхода эволюционный алгоритм, уменьшается доля случайности и увеличивается фактор направленности с адаптацией «жадного» алгоритма (оператора) [11].

Под понятием «жадный» оператор подразумевается языковая конструкция, позволяющая создавать новые альтернативные решения на основе выбора на каждой итерации оптимального значения целевой функции. «Жадный» оператор может быть реализован как на двух и более хромосомах, так и на всей популяции.

На рис. 3 представим работу биоинспирированного подхода поиска оптимальных решений задачи размещения компонентов СБИС в нанометровом диапазоне [12].

В настоящее время применяется огромное количество ЭА, отличающиеся механизмами формирования окрестностей решений, а также эволюционных процедур и моделей представления данных. В эволюционном алгоритме в роли основных элементов применяются не отдельные особи (объекты), а их совокупность

(популяция). На первом шаге создается популяция объектов. Последующий процесс формирования решений представляет последовательность циклов. На каждой итерации производится оценка популяции индивидов. На основе полученных данных формируется новая популяция решений. Эволюционный алгоритм прекращается работу, если на некоторой итерации эволюции сформирована популяция, удовлетворяющая заданным критериям останова.

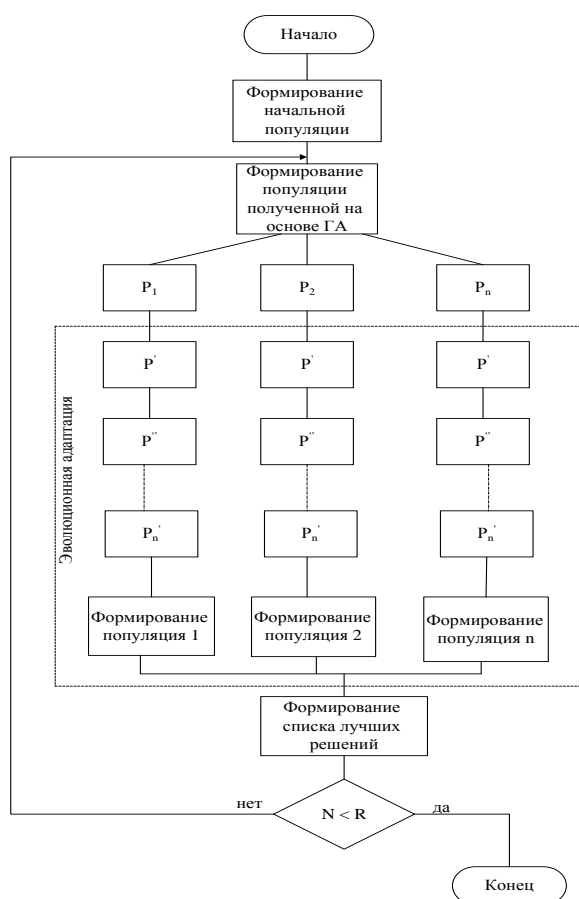


Рис. 3. Биоинспирированный подход поиска оптимальных решений

В предложенном биоинспирированном подходе, P – решения; N – число итераций; R – текущий номер хромосомы. В основе эволюционных алгоритмов (ЭА) лежат принципы естественного эволюционного отбора. В настоящее время применяется огромное количество ЭА, отличающиеся механизмами формирования окрестностей решений, а также эволюционных процедур и моделей представления данных. Эволюционный процесс основывается на выборе в новую популяцию «лучших» решений, полученных путем выживания из более многочисленного потомства.

Работа биоинспирированного поиска оптимальных решений начинается с создания начальной популяции решений. Далее на основе генетического алгоритма формируется популяция решений. На следующем шаге в работе применяется направленная эволюционная адаптация. Направленная эволюционная адаптация позволяет улучшать решения на каждом шаге алгоритма. После работы эволюционной адаптации формируется список лучших решений. В случае, если макси-

мальное число итераций больше текущего количества хромосом, то переходим к блоку генетического алгоритма, т.е. к блоку формирования популяции на основе ГА. Если же максимальное число итераций меньше текущего номера хромосомы, то алгоритм завершает свою работу [13].

На каждой итерации применяется два механизма получения новых членов популяции. Первый механизм – стандартный подход получения новых членов (решений) на основе генетических операторов (кроссинговер, мутация). Второй механизм связан с отбором лучших решений, работает применяя методы эволюционной адаптации.

В методе биоинспирированного поиска оптимальных решений введен адаптивный фильтр, отсекающий решения с низким значением ЦФ. Следует отметить, что в генетическом алгоритме в большей степени имеет место фактор случайности, а в эволюционном алгоритме фактор направленности.

Таким образом, разработанный модифицированный гибридный алгоритм обладает двухуровневой структурой. На первом уровне осуществляется поиск использующий медленный, но более точный генетический алгоритм, временная сложность которого на одной генерации приблизительно равен $O(n^2) - O(n^3)$. На втором уровне улучшаются перспективные хромосомы, применяя быстрый эволюционный алгоритм, временная сложность которого одной генерации приблизительно равна $O(n)$ [13–16]. Из вышесказанного следует, что разработанная двухуровневая структура позволяет эффективно объединять решения из различных областей.

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).

Алгоритм является точным, если на любом допустимом наборе входных данных он обеспечивает получение 100 % оптимального решения. Точное решение гарантировано может быть получено только методами полного перебора, но эти методы нельзя использовать для решения реальных NP-полных задач большой размерности.

Вычислительная сложность – это физическое время реализации алгоритма на заданном наборе входных данных. Вычислительную сложность можно определить, как сумму произведений количества операций одного типа на время выполнения одной операции данного типа.

Временная сложность алгоритма – это зависимость времени работы от размерности решаемой задачи. Временная сложность всего алгоритма складывается из временных сложностей составляющих его шагов и методов поиска.

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. Исследования проводились на различных тестовых примерах, размер популяции равен 50 особям, вероятность ОК – 85 %, ОМ – 20 %, количество колоний ГА – 4, уровень миграций – средний. Усредненные результаты экспериментов отражены в табл. 1 и на рис. 4.

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

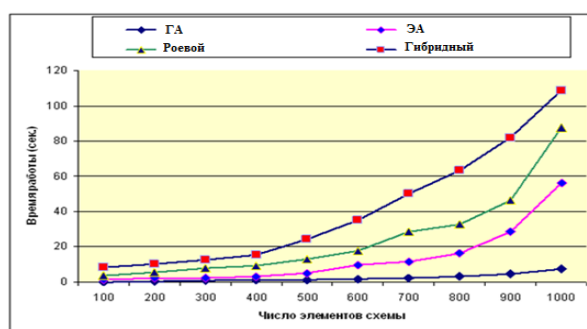


Рис. 4. Графики зависимости времени работы алгоритмов от количества элементов схемы

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. 5 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	65,4	115,5	139,8	150,4	200,8
Эволюционный	50,1	102,7	124,6	144,9	193,6
Роевой	60,3	82,6	104,1	136,7	155,8
Гибридный	58,9	80,2	95,7	123,1	145,1

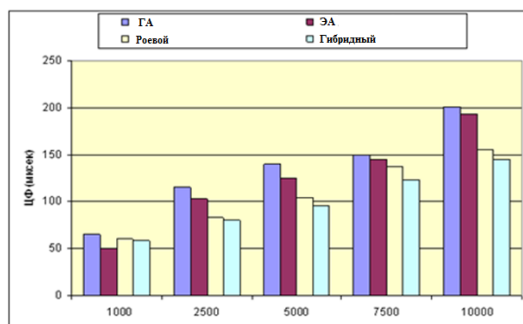


Рис. 5. Гистограмма сравнения качества решения

Проанализировав полученные данные из таблицы (см. табл. 2) и гистограммы (см. рис. 5), можно сделать вывод, что применение генетических и эволюционных алгоритмов целесообразнее на задачах малой размерности (до 2000 элементов), а при решении задачи размещения в размерности, приближенной к промышленным объемам (более 5000 элементов), эффективным является гибридный алгоритм.

Заключение. В работе представлен подход к решению одной из важнейших задач этапа конструкторского проектирования, а именно задачи размещения компонентов СБИС, качество решения которой напрямую влияет на качество трассировки схем и их тепловых, временных, энергетических характеристик. Авторами было предложено решить задачу размещения в несколько этапов: на первом используется роевой интеллект с целью определения наиболее перспективных окрестностей поиска решений, на втором наиболее перспективные решения проходят "отсев" на основе работы генетического алгоритма и эволюционной адаптации. Так же авторами отмечается, что под роевым интеллектом понимается решение задачи на основе парадигмы поведения пчелиного роя.

Важным механизмом в работе алгоритма колонии пчел является исследование перспективных решений и позиций их окрестностей в пространстве решений. Поэтому в работе уделено внимание ключевой проблеме роевых алгоритмов и биоинспирированного подхода, которая заключается в определении функции близости решений и исследовании возникающих окрестностей для решения задач оптимизации. Решение данной проблемы на примере поиска и исследования окрестностей на основе принципов самоорганизации, жадного подхода и гибридных методов поиска решений.

Так же авторами был предложен новый принцип формирования окрестности позиций в пространстве решений для этого используется понятие окрестности в круговом пространстве поиска, суть которого состоит в формировании области поиска в зависимости от управляющего параметра α .

Для исследования полученной окрестности авторами был разработан биоинспирированный подход, основная идея которого заключается в последовательной работе генетического и эволюционного алгоритмов. В методе биоинспирированного поиска оптимальных решений также предложен адаптивный фильтр, отсекающий неперспективные решения с низким значением целевой функции.

Так же были проведены экспериментальные исследования, в результате которых было подтверждено, что вычислительная и временная сложность разработанного подхода не выходит за пределы полиномиальной зависимости. Результаты исследований позволили авторам отметить, что в генетическом алгоритме в большей степени имеет место фактор случайности, а в эволюционном алгоритме фактор направленности.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Лебедев Б.К.* Методы поисковой адаптации в задачах автоматизированного проектирования СБИС: Монография. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000. – 192 с.
2. *Норенков И.П., Арутюнян Н.М.* Эволюционные методы в задачах выбора проектных решений // Электронное научно-техническое издание «Наука и образование». – 2007. – № 9.
3. *Кулиев Э.В., Лежбеков А.А.* Исследование характеристик гибридного алгоритма размещения // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 3 (140). – С. 255-261.
4. *Кулиев Э.В.* Задача размещения элементов ЭВА с использованием генетического алгоритма и алгоритма пчелиной колонии // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «IS-IT'12». Научное издание в 4-х томах. Т. 3. – М.: Физматлит, 2012. – С. 99-104.
5. *Курейчик В.В., Запорожец Д.Ю.* Современные проблемы при размещении элементов СБИС // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7 (120). – С. 68-73.
6. *Кулиев Э.В., Заруба Д.В.* Работа гибридного поиска размещения компонентов СБИС // Труды молодых ученых Южного федерального университета и Южного научного центра РАН «Высокопроизводительные вычислительные системы». Вып. 2. – Ростов-на-Дону – Таганрог, 2012. – С. 43-46.

7. Кулиев Э.В. Генетический алгоритм решения задачи размещения элементов СБИС // IX Всероссийская научная конференция молодых ученых, аспирантов и студентов «Информационные технологии, системный анализ и управление». – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2012. – Т. 2. – С. 55-59.
8. Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Методы размещения: Монография. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006.
9. Лебедев Б.К., Шаилов А.А. Исследование механизмов муравьиной адаптации при решении задачи покрытия функциональной схемы // Труды Конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям «AIS-IT'10». Научное издание в 4-х томах. Т. 3. – М.: Физматлит, 2010. – С. 118-127.
10. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Поисковая адаптация. Теория и практика. – М.: Физматлит, 2006. – 272 с.
11. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Адаптация в задачах проектирования топологии // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем – 2010: Сб. науч. тр. / Под ред. А.Л. Стемпковского. – М.: ИПИМ РАН, 2010. – С. 170-177.
12. Lučić P., Teodorović D. Computing with Bees: Attacking Complex Transportation Engineering Problems // International Journal on Artificial Intelligence Tools. – 2003. – № 12. – P. 375-394.
13. Teodorović D., Dell'Orco M. Bee Colony Optimization – a Cooperative Learning Approach to Complex Transportation Problems // Advanced OR and AI Methods in Transportation: Proceedings of 16th Mini-EURO Conference and 10th Meeting of EWGT (13-16 September 2005). – Poznan: Publishing House of the Polish Operational and System Research, 2005. – P. 51-60.
14. Quijano N., Passino K.M. Honey Bee Social Foraging Algorithms for Resource Allocation: Theory and Application. – Columbus: Publishing house of the Ohio State University, 2007. – 39 p.
15. Курейчик В.В., Полуфанова Е.Е. Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчел // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 12 (101). – С. 41-46.
16. Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Решение задачи размещения на основе эволюционного моделирования // Известия академии наук. Теория и системы управления. – 2007. – № 4. – С. 78-90.

REFERENCES

1. Lebedev B.K. Metody poiskovoy adaptatsii v zadachakh avtomatizirovannogo proektirovaniya SBIS [Methods of search engine adaptation in problems of computer-aided design of VLSI]. Taganrog: Izd-vo TRTU, 2000, 192 p.
2. Norenkov I.P., Arutyunyan N.M. Evolyutsionnye metody v zadachakh vybora proektnykh resheniy [Evolutionary methods in problems of design choices], *Elektronnoe nauchno-tekhnicheskoe izdanie «Nauka i obrazovanie»* [Electronic scientific and technical periodical Electronic scientific-technical journal "Science and education"], 2007, No. 9.
3. Kuliev E.V., Lezhebokov A.A. Issledovanie kharakteristik gibridnogo algoritma razmeshcheniya [Investigation of characteristics of hybrid algorithm for accommodation], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 3 (140), pp. 255-261.
4. Kuliev E.V. Zadacha razmeshcheniya elementov EVA s ispolzovaniem geneticheskogo algoritma i algoritma pcheliny kolonii [The task of placing of elements EVA using a genetic algorithm and the algorithm of the colony], *Trudy kongressa po intellektualnym sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «IS-IT'12»*. Nauchnoe izdanie v 4th tomakh. T. 3. [Proceedings of the Congress on intelligent systems and information technologies "IS-IT'12". Scientific edition in 4 volumes. Vol. 3]. Moscow: Fizmatlit, 2012, pp. 99-104.
5. Kureychik V.V., Zaporozhets D.Yu. Sovremennyye problemy pri razmeshchenii elementov SBIS [Modern problems when placing elements of VLSI], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 7 (120), pp. 68-73.
6. Kuliev E.V., Zaruba D.V. Rabota gibridnogo poiska razmeshcheniya komponentov SBIS [Work hybrid search component placement VLSI], *Trudy molodykh uchenykh Yuzhnogo federalnogo universiteta i Yuzhnogo nauchnogo tsentra RAN «Vysokoproizvoditelnye vychislitel'nye sistemy»*. Vyp. 2 [Works of young scientists of the southern Federal University and the South scientific center of RAS "High-performance computer systems". Vol. 2]. Rostov-on-don - Taganrog, 2012, pp. 43-46.

7. *Kuliev E.V.* Geneticheskiy algoritm resheniya zadachi razmeshcheniya elementov SBIS [Genetic algorithm for solving the problem of placing of elements of VLSI], *IX Vserossiyskaya nauchnaya konferentsiya molodykh uchenykh, aspirantov i studentov «Informatsionnye tekhnologii, sistemnyy analiz i upravlenie»* [IX all-Russian scientific conference of young scientists, postgraduates and students "In information technologies, system analysis and management"], Taganrog: Izd-vo TTI YuFU, 2012, Vol. 2, pp. 55-59.
8. *Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Metody razmeshcheniya [Methods for accommodation]. Taganrog: Izd-vo TRTU, 2006.
9. *Lebedev B.K., Shashelov A.A.* Issledovanie mekhanizmom muravinoy adaptatsii pri reshenii zadachi pokrytiya funktsional'noy skhemy [Study of the mechanism of formic adaptation in solving the problem coatings functional schemes], *Trudy Kongressa po intellektualnym sistemam i informatsionnym tekhnologiyam «AIS-IT'10»*. Nauchnoe izdanie v 4th tomakh. T. 3. [Proceedings of the Congress on intelligent systems and information technologies "AIS-IT'10". Scientific edition in 4 volumes. Vol. 3]. Moscow: Fizmatlit, 2010, pp. 118-127.
10. *Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Poiskovaya adaptatsiya: teoriya i praktika [Search adaptation: theory and practice]. Moscow: Fizmatlit, 2006, 272 p.
11. *Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Adaptatsiya v zadachakh proektirovaniya topologii [Adaptation in problems of topology design], *Problemy razrabotki perspektivnykh mikro- i nanoelektronnykh sistem -2010: Sb. nauch. trn* [Problems of development of prospective micro- and nano-electronic systems -2010: Collected papers]. Moscow: IPPM RAN, 2010, pp. 170-177.
12. *Lučić P., Teodorović D.* Computing with Bees: Attacking Complex Transportation Engineering Problems, *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 2003, No. 12, pp. 375-394.
13. *Teodorović D., Dell'Orco M.* Bee Colony Optimization – a Cooperative Learning Approach to Complex Transportation Problems, *Advanced OR and AI Methods in Transportation: Proceedings of 16th Mini-EURO Conference and 10th Meeting of EWGT (13-16 September 2005)*, Poznan: Publishing House of the Polish Operational and System Research, 2005, pp. 51-60.
14. *Quijano N., Passino K.M.* Honey Bee Social Foraging Algorithms for Resource Allocation: Theory and Application. Columbus: Publishing house of the Ohio State University, 2007, 39 p.
15. *Kureychik V.V., Polupanova E.E.* Evolyutsionnaya optimizatsiya na osnove algoritma kolonii pchel [Evolutionary optimization algorithm based colony of bees], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2009, No. 12 (101), pp. 41-46.
16. *Kureychik V.M., Lebedev B.K., Lebedev O.B.* Reshenie zadachi razmeshcheniya na osnove evolyutsionnogo modelirovaniya [The solution of sagaciously on the basis of evolutionary modeling], *Izvestiya akademii nauk. Teoriya i sistemy upravleniya* [Proceedings of the Academy of Sciences. Theory and control systems], 2007, No. 4, pp. 78-90.

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

Кулиев Эльмар Валерьевич – Южный федеральный университет; e-mail: elmar_2005@mail.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371651; кафедра систем автоматизированного проектирования; ассистент.

Лежебоков Андрей Анатольевич – e-mail: legebokov@gmail.com; кафедра систем автоматизированного проектирования; доцент.

Дуккардт Александр Николаевич – e-mail: aduckardt@gmail.com; кафедра систем автоматизированного проектирования; ассистент.

Kuliev Elmar Valerievich – Southern Federal University; e-mail: elmar_2005@mail.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371651; the department of computer aided design; assistant.

Legebokov Andrey Anatolievich – e-mail: legebokov@gmail.com; the department of computer aided design; associate professor.

Duckardt Aleksandr Nikolaevich – e-mail: aduckardt@gmail.com; the department of computer aided design; assistant.