

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Деньдобренко Б.П., Малика А.С.* Автоматизация проектирования радиоэлектронной аппаратуры. – М.: Высш. шк., 2002.
2. *Mazumder P., Rudnick E.* Genetic Algorithm For VLSI Design, Layout & Test Automation. India, Pearson Education, 2003.
3. *G. Di Caro, F. Ducatelle, L. M. Gambardella.* AntHocNet: An adaptive nature-inspired algorithm for routing in mobile ad hoc networks // *European Transactions on Telecommunications*. – 2005. – Vol. 16 (5). – С. 443-455.
4. *Курейчик В.В., Полупанова Е.Е.* Эволюционная оптимизация на основе алгоритма колонии пчел // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 12 (101). – С. 41-46.
5. *Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Поиск адаптации: теория и практика. – М.: Физматлит, 2006.
6. *Лебедев Б.К., Лебедев О.Б.* Трассировка в канале на основе коллективной адаптации // *Международная НТК IEEE AIS'05, CAD 2005*. – М.: Изд-во Физматлит, 2005. – С. 58-63.
7. *Лебедев О.Б.* Трассировка в канале методом муравьиной колонии // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 4 (93). – С. 46-52.
8. *A. P. Engelbrecht.* Fundamentals of Computational Swarm Intelligence. John Wiley & Sons, Chichester, UK, 2005.
9. *M. Clerc.* Particle Swarm Optimization. ISTE, London, UK, 2006.
10. *Курейчик В.М.* Модифицированные генетические операторы // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2009. – № 12 (101). – С. 7-15.

Лебедев Борис Константинович

Лебедев Владимир Борисович

Технологический институт федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования “Южный федеральный университет” в г. Таганроге.

E-mail: lbk@tsure.ru.

347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44.

Тел.: 88634371743.

Lebedev Boris Konstantinovich

Lebedev Vladimir Borisovich

Taganrog Institute of Technology – Federal State-Owned Educational Establishment of Higher Vocational Education “Southern Federal University”.

E-mail: lbk@tsure.ru.

44, Nekrasovsky, Taganrog, 347928, Russia.

Phone: +78634371743.

УДК 004.896:004.424.4

В.В. Бегляров, А.Н. Берёза, А.С. Стороженко

**ГИБРИДНЫЙ МНОГОПОПУЛЯЦИОННЫЙ МУРАВЬИНЫЙ
ГЕНЕТИЧЕСКИЙ АЛГОРИТМ***

Приведен анализ требований к проектированию радиоэлектронных систем, в том числе, и информационных. Рассмотрен подход к применению генетических, многопопуляционных генетических и гибридных алгоритмов при решении задачи параметрической оптимизации. Предложен новый гибридный многопопуляционный генетический алгоритм и приведены экспериментальные исследования предложенного алгоритма, дана сравнительная оценка этого алгоритма и существующих алгоритмов подобного уровня.

Системы автоматизации проектирования; многопопуляционные генетические алгоритмы; муравьиные алгоритмы; эволюционное моделирование.

* Работа выполнена при поддержке: РФФИ (гранты № 09-01-00509, № 10-07-00055), г/б № 2.1.2.1652.

V.V. Begliyrov, A.N. Bereza, A.S. Storogenko

HYBRID MULTIPLE- POPULATION ANT GENETIC ALGORITHM

The paper summarizes the requirements for the design of electronic, including, and information systems. Considered an approach to the application of genetics, multiple-population genetics and hybrid algorithms for solving the problem of parametric optimization. Adduce the new hybrid multiple-population genetic algorithm and presents the experimental study of the proposed algorithm, a comparison of this algorithm and existing algorithms of similar level.

Computer-aided design; many population genetic algorithms; ant colony algorithms; simulated evolution.

Введение. Радиоэлектронные системы, в том числе, и информационные, имеют устойчивую тенденцию роста сложности, увеличения числа решаемых задач. Следствие этого усложнения – замедление процесса проектирования таких систем. Важным требованием к проектируемым устройствам и системам является необходимость нахождения оптимального решения в своем классе задач. С другой стороны, конъюнктура рынка требует сокращения сроков проектирования изделий такого рода.

На этапе проектирования таких устройств значительное время тратится на оптимизацию параметров схемотехнических решений. Либо на перевод уже ранее спроектированных схемотехнических решений на новую элементную базу, или переработка их под другую технологию производства изделия. Эти задачи включены в процедуру параметрической оптимизации схем, которая заключается в нахождении такого вектора внутренних параметров, для которого вектор выходных характеристик имел бы максимально возможные значения. Причем топология схемы, то есть способ соединения элементов и сами элементы схемы, остаются неизменными.

К основным характеристикам данной задачи оптимизации, в общем случае, можно отнести:

- ◆ изначальную неизвестность глобального оптимума;
- ◆ многоэкстремальность *целевой функции* (ЦФ);
- ◆ быстрый рост пространства решений в зависимости от количества элементов вектора внутренних параметров схемотехнического решения.

Для ускорения проектирования таких радиоэлектронных систем применяют современные методы автоматизированного проектирования. Эти методы основаны на использовании интеллектуальных подходов, позволяющих решать трудно формализуемые и сложные с вычислительной точки зрения задачи.

Одним из интеллектуальных подходов для решения таких задач является бионический. К бионическим методам относят *генетические алгоритмы* (ГА), генетическое программирование, нейросетевые алгоритмы, муравьиные алгоритмы и т.д. [1,2,5,6,8,10,12].

Такие методы решения задач в различных областях науки и техники применяли следующие ученые: Д. Батищев, И. Букатова, В. Курейчик, И. Норенков, Д. Холланд, Д. Гольдберг, Д. Коза, Л. Чамберс и другие.

Задача параметрической оптимизации представляется в виде задачи нелинейного программирования, и для ее решения можно применять ГА. Положительные характеристики ГА позволяют использовать эти методы при построении модулей оптимизации электронных САПР.

Многопопуляционные ГА. ГА моделируют процесс эволюции живой природы и на основе эволюционных принципов осуществляют поиск лучших решений [6,7]. В этих алгоритмах существуют гены – закодированные значения параметров технического решения, хромосомы – набор генов, популяции – набор хромосом. ГА реализует поиск при помощи генетических операторов, производящих случай-

но-направленное изменение значений генов в хромосомах, процедур отбора и селекции, осуществляющих смену хромосом в популяциях. Алгоритм работает до тех пор, пока не будет выполнено заданное число итераций алгоритма или на некоторой итерации не будет получено решение определенного качества, или пока не найден локальный оптимум, т.е. возникла преждевременная сходимость и алгоритм не может найти выход из этого состояния.

Основными достоинствами ГА являются: быстрая сходимость алгоритма к субоптимальному решению; частичная независимость алгоритма от вида ЦФ и критериев оптимальности; адаптивность поиска на основе накопленных знаний о решениях. Несмотря на неоспоримые достоинства ГА, их применение в классическом виде для решения задач параметрической оптимизации является неэффективным, в связи с тем, что в общем случае ЦФ таких задач является многоэкстремальной. А применение ГА на таких целевых функциях приводит к быстрой сходимости к локальному оптимуму и невозможности поиска глобального. Вследствие этого, эффективность поиска становится зависимой от начального размещения популяции, что сводит ГА почти до алгоритма случайного поиска.

Для обеспечения выхода ГА из локального оптимума используют различные эвристики [1,6,9], одной из которых является многопопуляционные ГА. Эти алгоритмы работают на уровне метаэволюции. Метаэволюция – создание множества популяций и реализация на нем эволюционного поиска. Применение такого подхода к организации поиска позволяет повысить разнообразие генетического материала в популяциях и, тем самым, улучшает получаемые результаты и увеличивает шанс выхода из локального оптимума.

Многопопуляционные генетические алгоритмы (МГА) состоят из множества популяций, развивающихся независимо друг от друга, и при наступлении определенного момента, обменивающихся между собой генетическим материалом (хромосомами). Механизм такого обмена называется механизмом миграции. При применении механизма миграции происходит иммиграция лучших решений из лучшей популяции и эмиграция этих решений в другие популяции. Иммиграция – это процесс передачи лучших хромосом из одной популяции в другую, а эмиграция – это процесс принятия популяцией хромосом из других популяций.

Условие наступления времени миграции можно задать фиксированным значением (например, количеством итераций алгоритма). Существует несколько механизмов миграции [4,9]. Приведем принцип функционирования одного из них: после выполнения условия наступления времени обмена все популяции ранжируются по значению ЦФ (в порядке возрастания). В каждой популяции заменяются $q \times r$ (где q – процент исключения хромосом; r – количество хромосом в популяции) наихудших хромосом лучшими хромосомами из другой популяции. Вероятность выбора той или иной хромосомы из популяции для эмиграции рассчитывается по формуле:

$$P_i = \frac{CF(H_i)}{\sum_{j=1}^{r-qr} CF(H_j)},$$

где $CF(H_i)$ – значение ЦФ, рассчитанное по вектору H_i ; q – процент исключения хромосом; r – количество хромосом в популяции.

Условие останова для многопопуляционных алгоритмов может быть следующим: среднее изменение лучших значений ЦФ за θ итераций, меньше некоторого значения δ .

$$\frac{\sum_{i=0}^{C_p} \Delta CF_i}{\theta \times C_p} < \delta,$$

где ΔCF_i – изменение лучшего значения ЦФ i -ой популяции, C_p – количество популяций.

При анализе развития популяций в алгоритмах данного вида можно заметить, что в процессе проведения поиска некоторые популяции являются неперспективными, и можно не выполнять обработку этих популяций, тем самым, уменьшить время сходимости алгоритма, не ухудшая результаты поиска.

Гибридный многопопуляционный муравьиный ГА. Муравьиные алгоритмы разработал Марко Дориго из университета Брюсселя в 90-х годах XX века. Эти алгоритмы основаны на моделировании поведения коллектива муравьев, ищущих путь к пище и домой [3,7,11].

Главная идея этого алгоритма состоит в том, что по ходу своего передвижения муравей на земле оставляет след феромона, и муравей, идущий за ним, будет выбирать дорогу, основываясь на том, где больше феромона. Так же на выбор пути влияет внешняя среда: под воздействием внешней среды на каждой итерации алгоритма количество феромона уменьшается.

Эти особенности алгоритма приводят к тому, что при проведении поиска при помощи муравьиного алгоритма, он, так же как и ГА, работает с несколькими решениями, но, в отличие от ГА, не отбрасывает плохие решения сразу. Именно поэтому применение данного алгоритма для ранжирования времени развития отдельной популяции в многопопуляционном муравьином ГА является эффективной мерой повышения качества работы МГА.

Задачи, решаемые муравьиными алгоритмами, представляются в виде графов. Тогда задачу выбора популяции можно представляется в следующем виде: пусть есть полный ориентированный граф $G = (V, E)$, где каждой вершине v соответствует одна популяция, а каждой дуге (u, v) сопоставлен вес $c(u, v)$, весом ребер графа между вершинами u и v является некоторое положительное число, указывающее – насколько эффективно выполняется поиск популяцией v , переход от узла u к v сопровождается запуском ГА для v популяции. Необходимо найти такой путь в графе G , при котором эффективность поиска многопопуляционного алгоритма максимальна.

Вероятность перехода k муравья из i в j популяцию (из i в j вершину графа) основывается на одном простом вероятностном правиле: если муравей еще не закончил путь, то есть, число пройденных вершин графа не равно их общему количеству, то вероятность перехода к j популяции рассчитывается по следующей формуле:

$$P_{i,j}(t) = \frac{[\tau_{i,j}(t)]^\alpha}{\sum_{l \in J} [\tau_{i,l}(t)]^\alpha},$$

где α – параметр, задающий вес следа феромона, $\tau_j(t)$ – количество феромона j -ой популяции, J – путь, пройденный k муравьем.

Правило определения вероятности выбора следующей популяции для развития во время проведения поиска не изменяется, при этом выбор следующей популяции является вероятностным, так как у каждого муравья разный пройденный путь.

Пройдя в точку j , муравей откладывает на ребра $(i, j), i \in [0, C_p]$, где C_p – количество популяций, некоторое количества феромона, которое должно

быть связано с оптимальностью сделанного выбора. Пусть $MaxCF_i^t$ – максимальное значение целевой функции i -ой популяции, ΔCF_i^t – изменение ЦФ i -ой популяции, тогда откладываемое количество феромона может быть задано в виде:

$$\Delta\tau_{i,j,k}(t) = \begin{cases} aCF \frac{MaxCF_i^t}{\sum_{m=0}^{cp} MaxCF_m^t} + (1-aCF) \frac{MaxCF_i^{t-1} - MaxCF_i^t}{\sum_{m=0}^{cp} \Delta MaxCF_m^t}, & (i,j) \in J_k(t), \\ 0, & (i,j) \notin T_k(t), \end{cases}$$

где $aCF \in [0,1]$ – коэффициент, учитывающий влияние следа феромона на значение ЦФ и дальнейшее развитие популяции.

Воздействие внешней среды определяется, в первую очередь, испарением феромона. Пусть $p \in [0,1]$ является коэффициентом испарения, тогда уравнение испарения имеет вид: $\tau_{i,j}(t+1) = (1-p) \cdot \tau_{i,j}(t) + \Delta\tau_{i,j}(t)$,

где $\Delta\tau_{i,j} = \sum_{k=1}^{cp} \tau_{i,j,k}(t)$.

Экспериментальные исследования алгоритмов. Для оценки эффективности предлагаемого алгоритма было проведено сравнение следующих алгоритмов: случайный поиск (СП), простой генетический алгоритм (СПГА), многопопуляционный простой генетический алгоритм (МПГА), гибридный муравьиный многопопуляционный простой генетический алгоритм (ММПГА). Для тестирования указанных алгоритмов использовались две функции от многих переменных, имеющие множество локальных экстремумов:

1. Функция Растргина ($F_{\min} = F(0, 0, \dots, 0) = 0$):

$$F(x) = 10n + \sum_{i=1}^n |x_i^2 10 \cos(2\pi x_i)|,$$

при $-5,12 < x_i < 5,12$, где n – размерность пространства решений;

2. Функция Диксона ($F_{\min} = F(0, 0, \dots, 0) = -n$), где n – размерность пространства решений: $F(x) = -\sum_{i=1}^n \left| \frac{\sin(x_i)}{x_i} \right|$, при $-5,12 < x_i < 5,12$.

В экспериментах размерность пространства решений принималась, равной 10, 50, 100, 250, 500, 750, 1000 вершин. Кодирование генов в хромосоме осуществлялось в виде числа двойной точности. Результаты проведенных экспериментов приведены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты выполнения алгоритмов на тестовых функциях

Размерность задачи	СП		ПГА		МПГА		ММПГА	
	Полученные решения	Время выполнения, С	Полученные решения	Время выполнения, С	Полученные решения	Время выполнения, С	Полученные решения	Время выполнения, С
Функция Диксона								
10	9,280	6,686	9,219	0,002	9,997	18,559	9,983	0,299
50	45,645	66,262	41,865	0,038	49,977	53,377	49,953	2,205
100	85,075	165,121	80,645	0,139	99,952	92,595	99,886	3,801
250	128,645	165,104	190,689	0,793	249,870	218,886	249,697	9,859
500	249,297	330,207	368,409	3,003	499,731	509,864	499,485	28,393
750	363,652	330,207	553,984	7	749,579	646,017	749,418	46,01
1000	475,903	660,359	729,997	58,749	999,452	1064,329	998,853	68,886
Функция Растргина								
10	122,736	1,943	296,442	0,001	116,778	25,317	127,769	0,600
50	1546,994	9,498	3279,543	0,011	1012,775	73,635	1043,225	12,961
100	3939,018	18,893	8462,825	0,046	2585,388	119,443	2557,888	30,064
250	12317,98	47,145	30435,06	0,165	8267,306	273,583	8066,281	59,327
500	27036,05	332,100	83096,18	0,670	19599,33	542,976	19135,43	116,731

Из таблицы (см. табл. 1) видно, что наилучшие решения получены при помощи МПГА, при этом время поиска этого алгоритма сравнимо с СП и ПГА. ММПГА по качеству получаемых решений уступает МПГА (в среднем на 0,05 %), а время выполнения алгоритмов в среднем в 12 раз меньше. Очевидно, что эффективность МПГА и ММПГА намного превышает ПГА и СП.

Заключение. Полученные результаты показывают, что при решении задачи параметрической оптимизации более эффективным является применение ММПГА, результаты которого незначительно отличаются от МПГА, а время выполнения намного меньше. Многопопуляционный алгоритм также доказал свою эффективность, а по качеству получаемых решений значительно превзошел ПГА. Следует отметить, что результативность гибридного многопопуляционного муравьиного генетического алгоритма можно повысить, улучшив эффективность поиска ГА за счет выбора оптимальных генетических операторов и их параметров.

Применение ММПГА и многопопуляционных ГА для решения задач параметрической оптимизации позволяет существенно улучшить качество получаемых решений и успешно находить глобальный оптимум, что при помощи стандартного генетического алгоритма не всегда достижимо.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Goldberg D.E.* Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning / USA: Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1989.
2. *Koza J.R.* Genetic Programming / Cambridge / MA: MIT Press, 1994.
3. Букатова И.Л. Эволюционное моделирование и его приложения / И.Л. Букатова. – М.: Наука, 1994.
4. *Гладков Л.А.* Методы генетического поиска: Монография / Л.А. Гладков, Л.А. Зинченко, В.В. Курейчик. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2002.
5. Пушкарёва Г.В. Генетическое программирование при автоматизированном проектировании управляющих программ для систем ЧПУ // Сборник научных трудов НГТУ. – 2004. – № 1.
6. *Редько В.Г.* Эволюционная кибернетика. – М.: Наука, 2001.
7. *МакКоннелл Дж.* Основы современных алгоритмов. – М.: Техносфера, 2004.
8. *Расстригин Л.А.* Адаптация сложных систем. Методы и приложения. – Рига: Зинатне, 1981.
9. *Potts C.I., Giddens T.D., Yadav S.B.* The Development and Evaluation of an Improved Genetic Algorithm Based on Migration and Artificial selection. IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics. – 1994. – Vol. 24, № 1.
10. *Colomi A., Dorigo M., Maniezzo V.* "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," Tech.Rep.IRIDIA/94-28, Université Libre de Bruxelles, Belgium, 1996.
11. *Штовба С.Д.* Муравьиные алгоритмы. Exponenta Pro. Математика в приложениях, 2003. – № 4.
12. *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.

Бегляров Вадим Валерьевич

Южно-Российский государственный университет экономики и сервиса.

E-mail: TorBWW@yandex.ru.

346500, г. Шахты, ул. Шевченко, 147.

Тел.: +79081760312.

Берёза Андрей Николаевич

E-mail: anbirch@mail.ru.

Тел.: +79281574449.

Стороженко Андрей Сергеевич

Волгодонский институт сервиса.

E-mail: sto-a@yandex.ru.

347375, г. Волгодонск, ул. Черникова, 6.

Тел.: +79281116807.

Begliyrov Vadim Valeryevich

South Russian State University of Economics and Service.

E-mail: TorBWW@yandex.ru.

147, Shevchenko street, Shakhty, 346500, Russia.

Phone: +79081760312

Bereza Andrew Nikolayevich

E-mail: anbirch@mail.ru.

Phone: +789281574449.

Storogenko Andrew Sergeevich

Volgodonsk Institute of Services.

E-mail: sto-a@yandex.ru.

6, Chernikova street, Volgodonsk, 347375, Russia.

Phone: +79281116807

УДК 621.382.82 (076.5)

А.В. Ковалев, С.А. Бушин

ЭВОЛЮЦИОННЫЙ МЕТОД РАЗМЕЩЕНИЯ РАЗНОГАБАРИТНЫХ БЛОКОВ СБИС

Целью данной работы является разработка метода размещения разногабаритных топологических блоков сверхбольших интегральных схем (СБИС), а также проведение оценки эффективности применения отдельных функций (операторов) данного метода. Метод размещения, основанный на принципах моделирования генетической эволюции, при сравнительном анализе на стандартных тестовых задачах показал высокую эффективность. Разработанный метод размещения может быть использован в системах автоматизированного проектирования (САПР) как СБИС, так и печатных плат.

Метод размещения блоков; автоматизированное проектирование; СБИС; генетический алгоритм; эволюционное моделирование.

A.V. Kovalev, S.A. Bushin

THE EVOLUTIONARY METHOD FOR A PLACEMENT OF NON-SLICING BLOCKS IN VLSI

The development of the method for non-slicing blocks placement in very large scale integrated circuits (VLSI) is described in this paper. The method for placement based on genetic evolution simulation. The effectiveness analysis showed a high result.

The method for non-slicing block placement can be used in CAD systems for VLSI or PCB design.

Placement method; computer-aided design; VLSI; genetic algorithm; evolutionary simulation.

Введение. Современные системы-на-кристалле содержат большой набор сложных функциональных (СФ) блоков (IP-ядер), топологические образы которых имеют уникальные габаритные размеры. Такие СФ-блоки с нестандартными формами нельзя скомпоновать в регулярные ряды или матрицы – они требуют разногабаритного, бессеточного размещения [1,2].

Процессом решения задачи размещения блоков СБИС является преобразование электрической схемы, состоящей из модулей с предопределенными входными терминалами и межсоединениями, в топологию с заданными геометрическими позициями ее модулей. При этом критериями эффективности решений могут служить: минимум общей занимаемой площади или минимум суммарной длины про-