

Разработка гибридного подхода к решению оптимизационных задач автоматизированного проектирования

Л. А. Гладков¹, Н. В. Гладкова², С. Н. Лейба³

Южный федеральный университет

¹leo_gladkov@mail.ru, ²nadyusha.gladkova77@mail.ru, ³lejba.sergej@mail.ru

Аннотация. В статье предложен новый подход к решению оптимизационных задач проектирования на основе сочетания эволюционных методов поиска, математического аппарата нечеткой логики и возможностей параллельной организации вычислительного процесса. Приведена постановка задачи, выбраны ограничения области допустимых решений и сформулирован критерий оценки качества получаемых решений. Предложен модифицированный оператор миграции для обмена информацией между популяциями решений в процессе выполнения параллельных вычислений. Разработана структура параллельного гибридного алгоритма. Предложена реализация модуля нечеткого управления на основе использования многослойной нейронной сети и функции Гаусса. Отмечены основные отличия предложенной структуры нейронной сети от «традиционных» нейронных сетей. Сформулированы основные принципы работы блока нечеткого управления. Представлено краткое описание проведенных вычислительных экспериментов, подтверждающих эффективность предложенного метода.

Ключевые слова: автоматизированное проектирование; оптимизационные задачи проектирования; нейронные сети; биоинспирированные алгоритмы; гибридные методы; параллельные вычисления

I. ВВЕДЕНИЕ

Большинство оптимизационных задач, решаемых на конструкторском этапе автоматизированного проектирования электронно-вычислительной аппаратуры требуют огромных затрат времени и вычислительных ресурсов. Это обусловлено необходимостью перебора огромного числа различных вариантов решений. При этом по своей вычислительной сложности задачи проектирования относятся к классу, так называемых, NP-полных задач, т.е. задач, для которых не существует детерминированного полиномиального алгоритма.

Следовательно, для гарантированного нахождения наилучшего решения (глобального экстремума) в таких задачах требуется выполнить полный перебор, что не представляется возможным их большой размерности [1–3]. Поэтому для решения таких задач разрабатываются метаэвристические алгоритмы, позволяющие находить близкие к оптимальным (квазиоптимальным) решениям.

Одним из подходов, позволяющих успешно решать задачу повышения эффективности и качества решения сложных оптимизационных задач большой размерности является интеграция различных научных методов характерных для таких направлений вычислительного интеллекта как биоинспирированные алгоритмы, нечеткие вычисления, искусственные нейронные сети [4–6].

В данной статье предлагается гибридный подход к решению рассматриваемых оптимизационных задач на основе интеграции различных подходов, таких как, эволюционные алгоритмы поиска, искусственные нейронные сети, нечеткие модели управления параметрами алгоритма и механизмы распараллеливания вычислений для повышения эффективности организации процесса поиска [7–13].

II. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

К задачам конструкторского этапа проектирования ЭВА относятся задачи компоновки, размещения, трассировки, планирования, верификации. Наиболее сложными и ответственными с точки зрения качества будущих изделий являются задачи размещения и трассировки. Эти задачи тесно взаимосвязаны друг с другом, поскольку результат решения задачи размещения элементов является исходной информацией для задачи трассировки, а качество решения задачи размещения непосредственно влияет на сложность и качество задачи трассировки. Поэтому представляет практический интерес разработка интегрированных методов позволяющих решать эти задач в едином цикле с учетом взаимных ограничений и текущих результатов [14].

Пусть задано множество элементов E :

$$E = \{e_i / i = 1, \dots, N\},$$

где e_i – размещаемый элемент, N – количество размещаемых элементов. Причем

$$e_i = (l_i, h_i, T_i),$$

где l_i – длина элемента, h_i – высота элемента, T_i – список контактов элемента размещения;

$$T_i = \{t_j / j = 1, \dots, K\},$$

где t_j – контакт, K – количество контактов элемента;

Работа выполнена при финансовой поддержке РФФИ, проект № 17-01-00627.

$$t_j = (x_j, y_j),$$

где x_j, y_j – координаты контакта относительно базовой точки элемента.

Необходимо найти вариант размещения элементов на монтажном пространстве

$$V = \{(x_i, y_i) / i = 1, \dots, N\},$$

где (x_i, y_i) – координаты верхнего левого угла установочной площади элемента размещения i , такие, чтобы суммарная площадь перекрытия размещенных элементов была равна нулю, а сумма значений остальных критериев минимальной.

Для каждой цепи необходимо найти список позиций коммутационного поля, через которые она проходит:

$$W_h = \{(x_q, y_q) / i = 1, \dots, Q\},$$

где Q – количество позиций, через которые проходит h -я цепь.

III. ОПИСАНИЕ АЛГОРИТМА

При кодировании решений множество позиций представляется в виде регулярной структуры (решетки). Каждая позиция p_i имеет координаты x_i, y_i . Позиции нумеруются по возрастанию координаты x_i в пределах строки слева направо, а строки в свою очередь упорядочиваются по возрастанию координаты y_i сверху вниз.

Каждый элемент имеет базовую точку O_i^δ и базовые оси координат $O_i^\delta X_i^\delta, O_i^\delta Y_i^\delta$, относительно которых задается контурное описание элемента e_i . Базовой точкой является нижний левый угол элемента. Контурное описание имеет прямоугольную форму. Будем считать, что элемент e_i назначен в позицию p_j , если его базовая точка O_i^δ совмещена с точкой коммутационного поля, имеющей координаты x_j, y_j . Точки пересечения пунктирных линий соответствуют посадочным позициям на коммутационном поле.

Каждое решение представляется в виде хромосомы H_i . Порядковый номер гена в хромосоме соответствует порядковому номеру размещаемого элемента. Значение гена соответствует номеру позиции на коммутационном поле. Число генов в хромосоме равно количеству размещаемых элементов.

При расчёте значения ЦФ размещения вычисляется нормированная оценка суммы штрафа за перекрытие площадей размещаемых элементов, оценки длин межсоединений, показателя трассируемости, а также оценки тепловой и электромагнитной совместимости элементов.

$$F_p = k_1 * S + k_2 * L + k_3 * T + k_4 * J + k_5 * Q,$$

где S – суммарная площадь перекрытия элементов, L – оценка длин межсоединений, T – показатель

трассируемости, J – суммарное электромагнитное воздействие элементов друг на друга, Q – суммарное тепловое воздействие элементов друг на друга, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5 – коэффициенты, определяющие влияние каждой составляющей функции принадлежности на общую оценку.

Размер штрафа за перекрытие площадей размещаемых элементов зависит от суммарной площади пересечения всех элементов. При этом учитывается минимально допустимое расстояние между элементами.

Для оценки длин межсоединений целесообразно использовать полупериметр описывающего прямоугольника цепи.

При решении задачи трассировки показателем качества решения является доля (процент) непротрассированных соединений. Дополнительным критерием качества трассировки является суммарная площадь пересечения областей описывающих прямоугольников всех цепей.

Для совместного решения задач размещения и трассировки используется параллельный многопопуляционный генетический алгоритм [11–13]. Он предполагает параллельное выполнение эволюционных процессов на нескольких популяциях. Для обмена особями используются островная и буферная модели параллельного генетического алгоритма.

В островной модели синхронизация асинхронных процессов осуществляется в точках миграции. Оператор миграции применяется для обмена особями между популяциями. Отбор особей для миграции выполняется из некоторого количества хромосом популяции, имеющих наилучшее значение ЦФ размещения. Отбор осуществляется на основе оценки количества непротрассированных соединений. Для каждого варианта размещения, описываемого хромосомой, выполняется трассировка с помощью волнового алгоритма. Затем, из одной популяции в другую копируется некоторое количество хромосом с наилучшим значением данного показателя. При этом из популяций удаляется такое же количество хромосом с наихудшим значением показателя. На рис. 1 представлена схема модели параллельного генетического алгоритма, выполняемого на 2-х популяциях. На практике количество популяций может быть значительно больше.

Для повышения качества решений получаемых биоинспирированным алгоритмом в схему поиска включается нечёткий логический контроллер, регулирующий значения параметров основных эволюционных операторов. Таким образом, мы можем оценить текущее состояние процесса поиска и обеспечить возможность обратного управляющего воздействия на параметры генетического алгоритма с целью их оперативной коррекции [15–18].

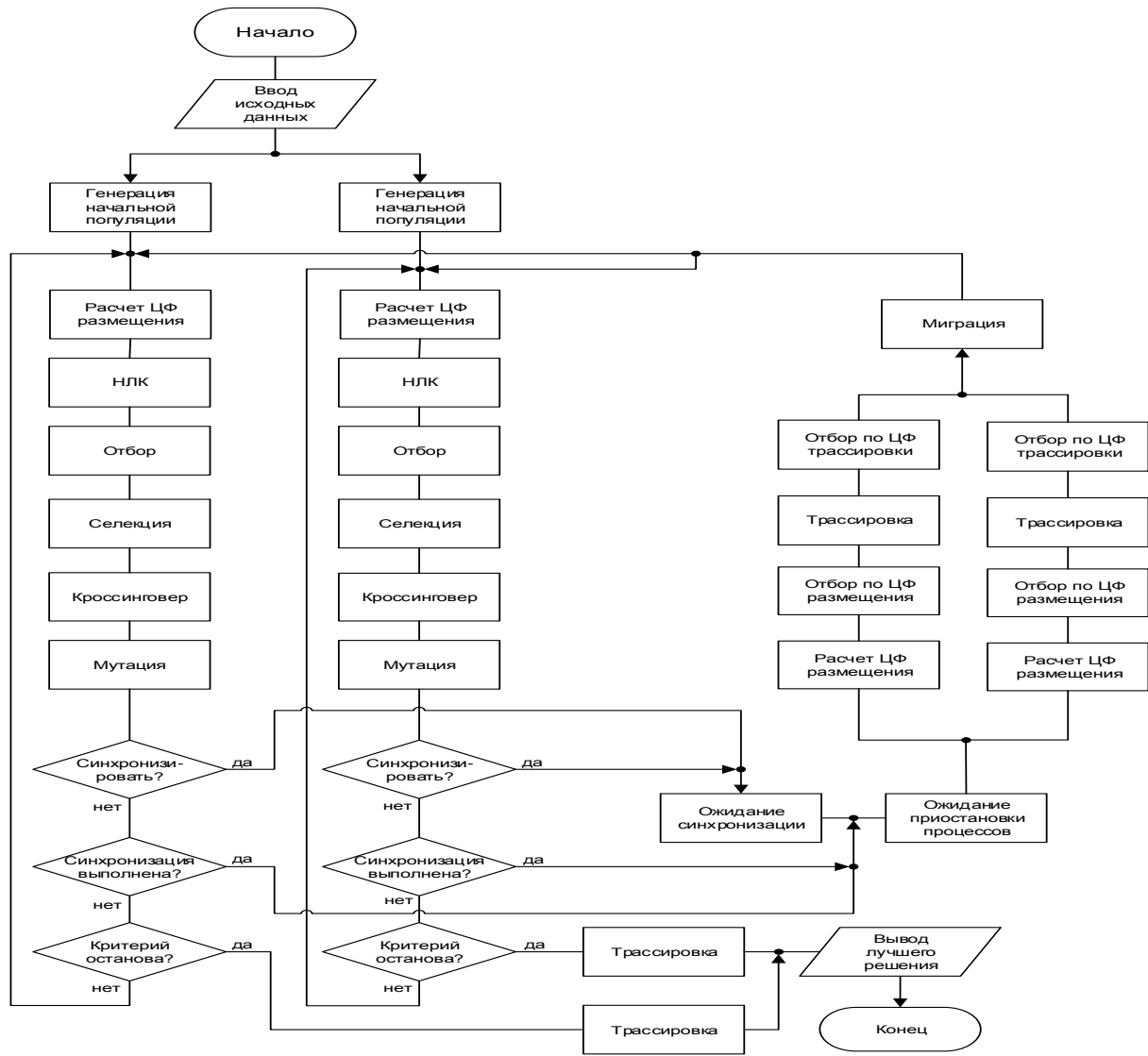


Рис. 1. Структурная схема островной модели алгоритма размещения

Были выбраны следующие параметры для оценки эффективности эволюции [15–18]:

$$e_1(t) = \frac{f_{ave}(t) - f_{best}(t)}{f_{ave}(t)}; e_1(t) = \frac{f_{ave}(t) - f_{best}(t)}{f_{worst}(t) - f_{best}(t)};$$

$$e_3(t) = \frac{f_{best}(t) - f_{best}(t-1)}{f_{best}(t)}; e_4(t) = \frac{f_{ave}(t) - f_{ave}(t-1)}{f_{ave}(t)},$$

где t – временной шаг, $f_{best}(t)$ – лучшее значение ЦФ на итерации t , $f_{best}(t-1)$ – лучшее значение ЦФ на итерации $(t-1)$, $f_{worst}(t)$ – худшее значение, ЦФ на итерации t , $f_{ave}(t)$ – среднее значение ЦФ на итерации t , $f_{ave}(t-1)$ – среднее значение ЦФ на итерации $(t-1)$.

Для расчёта выходных значений используется блок нечёткого управления, представленный в пункте 3. В качестве входных переменных \bar{x}_i будем использовать параметры e_i . Полученные значения \bar{y} будут эквивалентны параметрам ΔPc , ΔPm , $Ps(t)$. Для вычисления каждого из

данных параметров будет использоваться отдельный модуль нечёткого управления.

Завершающий этап в процессе проектирования модуля нечеткого управления – это определение формы представления нечетких множеств A_i^k , $1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$. После объединения всех элементов функция для модуля нечеткого управления приобретает окончательный вид:

$$\bar{y} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}^k (\prod_{i=1}^n \exp(-(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k})^2))}{\sum_{k=1}^N (\prod_{i=1}^n \exp(-(\frac{\bar{x}_i - \bar{x}_i^k}{\sigma_i^k})^2))}.$$

Каждый элемент этой формулы можно задать в форме функционального блока (сумма, произведение, функция Гаусса), что после соответствующего объединения позволяет создать многослойную нейронную сеть. В нашем случае нейронная сеть будет содержать 4 слоя. Каждый элемент первого слоя реализует функцию

принадлежности нечеткого множества A_i^k , $1, \dots, n$; $k = 1, \dots, N$. В этот слой поступают входные сигналы \bar{x}_i , а на его выходе формируются значения функции принадлежности для этих сигналов. На выходе первого слоя формируются значения функции принадлежности нечетким множествам. Конфигурация связей слоя 2 соответствует базе правил, а мультипликаторы – блоку вывода. Применение мультипликаторов в качестве узлов слоя 2 обусловлено тем, что в нечетких операциях используется операция умножения. Количество элементов этого слоя равно количеству правил хранимых в базе. Слои 3 и 4 реализуют функции блока дефазификации.

Очевидно, что описанная структура представляет собой многослойную сеть, основанную на идее нечеткого вывода. В отличие от «чистых» нейронных сетей, каждый слой в целом и отдельные составляющие его элементы, также как и конфигурация связей, все параметры и веса имеют физическую интерпретацию. Это свойство оказывается необычайно важным, поскольку знания не распределяются по сети и могут быть легко локализованы и при необходимости откорректированы экспертом.

IV. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Для анализа эффективности разрабатываемых алгоритмов используются графики изменения среднего и минимального значения целевой функции размещения. На каждой итерации рассчитываются средние значения целевой функции всех популяций, в которых запущен эволюционный процесс. Также используются графики среднего и минимального значения целевой функции, значения которой рассчитываются в точках миграции.

Для анализа работы нечеткого логического контроллера используются графики изменения входных и выходных параметров контроллера (рис. 2).

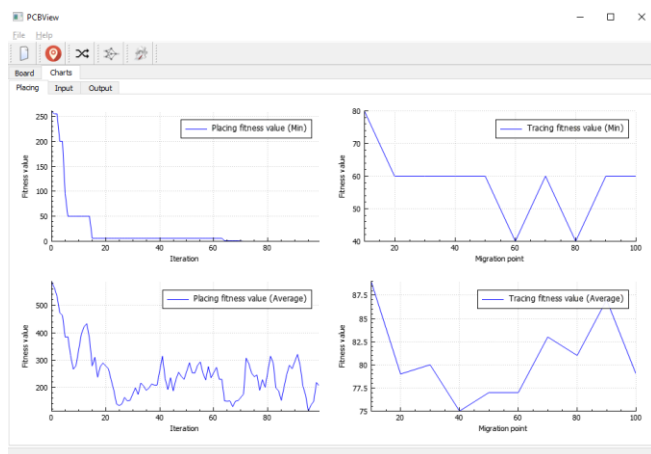


Рис. 2. Графики целевых функций

Эффективность работы контроллера можно повысить введением блока обучения на базе нейронной сети. Коэффициенты сети можно искать случайным или направленным поиском. В качестве инструмента

направленного поиска возможно использование генетического алгоритма. В результате использования блока обучения были определены значения соответствующие оптимальным параметрам алгоритма.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Cohoon J.P., Karro J., Lienig J. Evolutionary Algorithms for the Physical Design of VLSI Circuits. *Advances in Evolutionary Computing: Theory and Applications*, Ghosh, A., Tsutsui, S. (eds.) Springer Verlag, London, 2003. pp. 683-712.
- [2] Charles J. Alpert, Dinesh P. Mehta, Sachin S. Sapatnekar. *Handbook of algorithms for physical design automation*. CRC Press, New York, USA, 2009.
- [3] Shervani N. *Algorithms for VLSI physical design automation*. USA, Kluwer Academy Publisher, 1995. 538 p.
- [4] Гладков Л.А., Курейчик В.М., Курейчик В.В., Сороколетов П.В. Биотинспирированные методы в оптимизации. М.: Физматлит, 2009.
- [5] Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. М.: Физматлит, 2010.
- [6] Гладков Л.А. О некоторых подходах к построению гибридных интеллектуальных систем для решения графовых задач. // *Новости искусственного интеллекта*, № 3, 2000. С. 71-90.
- [7] Michael A., Takagi H. Dynamic control of genetic algorithms using fuzzy logic techniques. *Proc. of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*. Morgan Kaufmann. pp. 76-83 (1993).
- [8] Herrera F., Lozano M. Fuzzy Adaptive Genetic Algorithms: design, taxonomy, and future directions. // *Soft Computing* 7(2003), Springer-Verlag, 2003. p. 545-562.
- [9] Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем. М.: Финансы и статистика, 2004.
- [10] Батыршин И.З., Недосекин А.О. и др. Нечеткие гибридные системы. Теория и практика. / Под ред. Н.Г. Ярушкиной. М.: Физматлит, 2007.
- [11] Кныш Д.С., Курейчик В.М. Параллельные генетические алгоритмы: Проблемы, обзор и состояние. // *Известия РАН. Теория и системы управления*, 2010, №4. с. 72-82.
- [12] Rodriguez M.A., Escalante D.M., Peregrin A. Efficient distributed genetic algorithm for rule extraction. *Applied Soft Computing*, vol. 11. pp. 733-743 (2011).
- [13] Alba E., Tomassini M. Parallelism and evolutionary algorithms. *IEEE T. Evolut. Comput.*, vol. 6. pp. 443-461 (2002).
- [14] Гладков Л.А. Решение задач поиска и оптимизации решений на основе нечетких генетических алгоритмов и многоагентных подходов. // *Известия ТРТУ. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР»*. Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2006. №8(63). с. 83-88.
- [15] Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2009.
- [16] Gladkov L.A., Gladkova N.V., Leiba S.N. Manufacturing Scheduling Problem Based on Fuzzy Genetic Algorithm. // *Proc. of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2014)*. Kiev, Ukraine, September 26-29, 2014. p. 209-213.
- [17] Gladkov L.A., Gladkova N.V., Legebokov A.A. Organization of Knowledge Management Based on Hybrid Intelligent Methods. // *Software Engineering in Intelligent Systems. Proceedings of the 4th Computer Science On-line Conference 2015 (CSOC 2015)*, Vol 3: Software Engineering in Intelligent Systems. Springer International Publishing, Switzerland 2015. p. 107-113.
- [18] Гладков Л.А. Гладкова Н.В., Лейба С.Н. Размещение элементов схем ЭВА на основе гибридных интеллектуальных методов. // *Известия ЮФУ. Технические науки. Тематический выпуск «Интеллектуальные САПР»*. Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2015. № 4 (165). с. 25-36.