

Адаптация в задачах проектирования топологии*

В.М. Курейчик, Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев

Таганрогский технологический институт Южного федерального университета,

lbk@tsure.ru

Аннотация — Рассматриваются мультиагентные методы интеллектуальной оптимизации, базирующиеся на моделировании коллективного интеллекта. Приводится методика представления исходной формулировки задачи в виде адаптивной системы. Предлагаются подходы и алгоритмы решения задач проектирования топологии СБИС, использующие математические методы, в которых заложены принципы природных механизмов принятия решений.

Ключевые слова — Топология СБИС; адаптация; самообучение; самоорганизация; коллективный интеллект; оптимизация.

I. ВВЕДЕНИЕ

Современная СБИС может содержать десятки миллионов транзисторов, поэтому в связи с ограниченными возможностями вычислительных средств не может быть спроектирована топология всей схемы в целом. В очень больших схемах используется иерархическая структура разбиения. С другой стороны для сокращения времени решения используются различные эвристические способы ограничения перебора, основанные на неких математических закономерностях, позволяющих сократить временную и пространственную сложность алгоритма.

В последнее время для решения различных «сложных» задач всё чаще используются способы, основанные на применении методов искусственного интеллекта [1]. В основе большинства этих алгоритмов лежат идеи, заимствованные в природе, а также базовые постулаты универсальности и фундаментальности, присущие самоорганизации природных систем [2]. Одним из направлений таких методов являются мультиагентные методы интеллектуальной оптимизации, базирующиеся на моделировании коллективного интеллекта [3]. Концептуальная схема решения рассматриваемых проблем такова. Задача представляется в виде интеллектуальной многоагентной системы (МАС), состоящей из простейших реактивных агентов, которые способны достигать поставленных це-

лей, согласовывать индивидуальные цели с общими целями всего коллектива, осуществлять распределение функций и ресурсов реализовывать процессы саморегулирования [4]. Коллективная система, в которой каждый агент функционирует автономно по очень простым правилам, способна решать сложные динамические задачи по выполнению совместной работы, которая не могла бы выполняться каждым элементом системы в отдельности в разнообразных средах без внешнего управления, контроля или координации. Впервые подобные задачи решались М.Л. Цетлиным и его школой с использованием вероятностных обучающихся автоматов [5].

Основы поведения обучающихся автоматов, адаптирующихся к среде, можно представить следующим образом. Автомат адаптации способен воспринимать два входных сигнала: поощрение (удовлетворительное состояние объекта в среде) и наказание (неудовлетворительное состояние объекта в среде). Состояние автомата адаптации соответствует некоторой альтернативе проектного решения. В процессе адаптации на основе откликов внешней среды автомат переходит в состояние, соответствующее лучшей альтернативе проектного решения. Работы М.Л. Цетлина, Д.А. Поспелова инициировали возникновение научного направления «Адаптивное поведение» [6], связанного с конструированием и исследованием искусственных агентов, способных приспосабливаться к внешней среде. В исследованиях АП используется ряд нетривиальных компьютерных методов: нейронные сети; генетический алгоритм и другие методы эволюционной оптимизации; классифицирующие системы; обучение с подкреплением. Как развитие автоматной теории адаптивного поведения, разработанной в трудах М.Л. Цетлина может рассматриваться Теория обучения с подкреплением, которая была развита в работах Р. Саттона и Э. Берто (Массачусетский университет).

В работе рассматриваются методы и принципы представления задач проектирования топологии СБИС в виде адаптивной системы, на основе сочета-

* Работа выполнена при финансовой поддержке программы развития научного потенциала высшей школы РНП.2.1.2.1652, РФФИ (гранты № 09-01-00509, № 10-01-00115).

ния принципов самообучения, самоорганизации и коллективной адаптации.

II. МЕХАНИЗМЫ КОЛЛЕКТИВНОЙ АДАПТАЦИИ

В работах [5, 7] процесс оптимизации рассматривается как адаптивный поисковый процесс на основе самообучения и самоорганизации, моделируемый вероятностными обучающимися автоматами адаптации.

В 1948 году У. Эшби предложил аналоговое электромеханическое устройство – *гомеостат*, моделирующее свойство живых организмов поддерживать некоторые свои характеристики (например, температуру тела, содержание кислорода в крови и т.д.)

Гомеостат Эшби представляет собой динамическую систему $dU/dt = F(U, X, E)$. Состояние системы описывается вектором $U = (u_1, u_2, \dots, u_n)$ и определяется как вектором управляемых параметров $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, так и вектором неуправляемых параметров, характеризующих стохастические свойства среды. Изменение состояния U гомеостата осуществляется с помощью управляющего воздействия на параметры X , причем целью управления является выведение гомеостата в заданное состояние U^* , т.е. минимизация $Q = |U - U^*|$.

Процесс выведения гомеостата в заданное состояние производится методом проб и ошибок, который фактически сводится к случайному перебору управляющих воздействий на X с последующей проверкой их эффективности и реакции. При этом возможны два вида реакции. Отрицательная реакция $R-$ возникает в ответ на управляющее воздействие, не приводящее к уменьшению показателя Q . Эта реакция, в соответствии с алгоритмом гомеостата, вызывает выбор очередного случайного воздействия. Положительная реакция $R+$ следует при уменьшении показателя Q . Она вызывает повторение воздействия, приведшего к положительному результату. Поведение гомеостата целесообразно и направлено на поиск и сохранение в системе состояния, которое обеспечивает положительную реакцию $R+$.

Значительным шагом в развитии технических устройств для имитации адаптации был предложенный М.Л. Цетлиным подход, основанный на использовании вероятностных обучающихся автоматов [5].

Представим работу гомеостата как функционирование некоторого вероятностного автомата, действующего в случайной среде. Тогда гомеостат распадается на два компонента – среду и управляющее устройство. Под средой понимается объект управления (объект оптимизации), а управляющее устройство работает в соответствии с алгоритмом случайного поиска.

В работе рассматривается подход к организации адапционных процессов связанных с максимизацией эффективности функционирования некоторого объекта. Здесь адаптация рассматривается как опти-

мизация. Основываясь на описанной идее, М.Л. Цетлин поместил в среду, характеризующуюся случайной реакцией, вероятностный *автомат адаптации* (АА) для реализации функции управляющего устройства. Адаптация автомата производится путем самообучения в процессе его функционирования. Рассмотрим, построенную на идеях М.Л. Цетлина, структуру адаптивной системы оптимизации (рис.1).

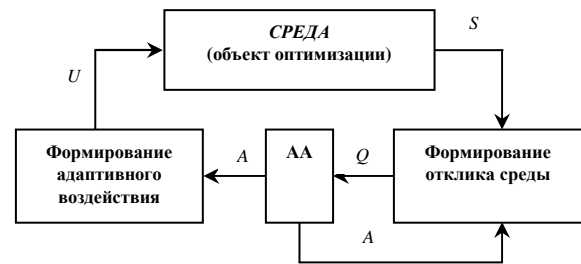


Рис.1. Структура адаптивной системы

На каждом такте работы адаптивной системы в соответствии со значениями – A выхода автомата адаптации (АА) формируется управляющее воздействие U , приводящее к изменению состояния среды S и показателя $F(S)$. Здесь Q – является откликом среды на реализацию управляющего воздействия. Под действием Q автомат переходит в новое состояние и вырабатывает новые выходные значения A .

Автомат адаптации способен воспринимать два входных сигнала: поощрения при удаче (+) и наказания при неудаче (–) [5]. Под действием этих сигналов осуществляется переход АА в новые состояния. В зависимости от состояния АА на его выходе может быть один из выходных сигналов A_1, \dots, A_n , соответствующий альтернативной структуре или действию. Задача адаптации состоит в том, чтобы поддерживать в объекте ту структуру, которая обеспечивает максимальную эффективность объекта при соблюдении заданных ограничений.

Дальнейшее развитие автоматная теория адаптивного поведения, разработанная в трудах М.Л. Цетлина, получила в теории обучения с подкреплением, развитой в работах Р. Саттона и Э. Берто (Массачусетский университет). Общая схема обучения с подкреплением показана на рис.2 [6]. Рассматривается анимат, взаимодействующий с внешней средой. Время предполагается дискретным: $t = 1, 2, \dots$. В текущей ситуации s_t анимат выполняет действие a_t , получает подкрепление r_{t+1} и попадает в следующую ситуацию s_{t+1} . Число возможных ситуаций и действий предполагается конечным. Подкрепление (управляющий сигнал) может быть положительным (награда) или отрицательным (наказание). Цель анимата – максимизировать суммарную награду, получаемую за длительный период времени.

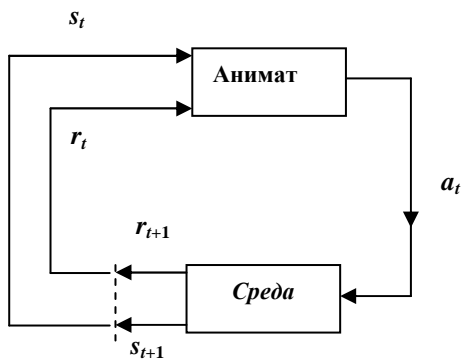


Рис.2. Схема обучения с подкреплением

III. ПРИНЦИПЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АА

Рассмотрим принципы функционирования АА, имеющего 3 группы состояний $\{C^1_i, C^2_i, C^3_i\}$. Каждой альтернативе A_i поставим в соответствие упорядоченную группу состояний $C_i = \{C_{ij} | j=1, 2, \dots, m\}$, где m – число состояний в группе (глубина памяти или «степень доверия»). Если АА находится в одном из состояний C_{ij} группы C_i , то реализуется альтернатива (структура или действие) A_i . Граф-схема переходов АА представлена на рис. 3.

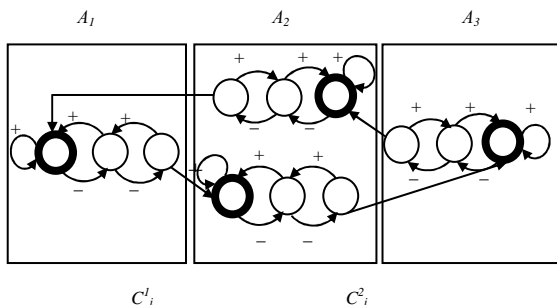


Рис.3. Граф-схема переходов АА

Первоначально АА находится в одном из начальных состояний (на рисунке эти состояния выделены жирным шрифтом). Целью адаптации является нахождение альтернативы, обеспечивающей получения наибольшего значения показателя качества F . Рассмотрим функционирование автомата, обеспечивающего достижение этой цели.

Обозначим через $M(F_i)$ средние значения показателя качества при использовании стратегии A_i . $M(F_i) = \sum F_{iv} / W$, где F_{iv} – значение показателя качества при v -й реализации A_i ; W – общее число реализаций A_i на данный момент. Пусть M^* лучшее значение среднего показателя качества среди всех $M(F_i)$: $(\forall i) [M^* \geq M(F_i)]$.

Введем сигналы: “поощрения”, формируемые тогда, когда $F_{iv} - M^* \geq 0$; “наказания”, когда $F_{iv} - M^* < 0$.

Автомат выполняет работу за 4 такта:

1. Рассчитывается оценка F_{iv} для реализованной альтернативы A_i ;

2. Вырабатываются управляющие сигналы (поощрения или наказания); для этого подсчитывается $M(F_{iv})$ для каждой альтернативы, определяется лучшее значение M^* и затем по формулам определяется сигнал поощрения или наказания;

3. В соответствии с управляющим сигналом осуществляется переход автомата в новое состояние;

4. Реализуется альтернатива в соответствии с состоянием АА.

Эти четыре такта соответствуют одной итерации работы адаптивной системы. Сначала всем альтернативам присваивается максимально возможное значение $M(F_i) = \max$. При таком подходе адаптивная система обойдет по кругу все группы состояний, для которых будут пересчитаны значения $M(F_i)$. Действительно, если реальное значение $M(F_i) < \max$, то рано или поздно АА выйдет из группы C_i и так для всех групп, пока для них не будут найдены более реальные значения $M(F_i)$. На следующих кругах АА остановится в той группе состояний, которая обеспечивает наивысшую эффективность.

Описанный автомат обеспечивает оптимальную адаптацию в любой заранее неизвестной стационарной вероятностной среде [7]. Для динамических переключающихся сред необходимы другие механизмы выработки управляющих сигналов. В нашем случае после каждого переключения среды необходимо всем $M(F_i)$ присваивать максимальное значение и заново реализовывать процесс адаптации.

Указанный автомат адаптации можно несколько изменить. Например, при переходе из одной группы состояний в другую, устанавливать АА не в первое состояние группы, а в центре группы. Можно ввести вес сигнала $Z = F_{iv} - M^* / \Delta$ и переход осуществлять не на одно состояние, а на число, равное весу Z , где Δ – порция, соответствующая переходу на одно состояние. Переход АА из одной группы состояний в другую происходит в циклической последовательности. Это отражает эвристическое соображение, заключающееся в том, что изменение направления действий осуществляется через нейтральное положение. С другой стороны, это может быть тормозом и замедлять процесс изменения направления действий в процессе адаптации.

На рис. 4 приведена граф-схема переходов автомата адаптации, реализующая следующую стратегию. В данном автомате реализованы детерминированные переходы из C^1_i и C^3_i в C^2_i в соответствии со стратегией целесообразного поведения. А переходы из C^2_i в C^1_i или C^3_i имеют вероятностный характер. В случае выхода из C^2_i АА вначале переходит в промежуточное состояние Z , а из него с вероятностью P осуществляется переход в C^1_i , а с вероятностью $(1-P)$ – в C^3_i . Ве-

роятность P оценивается на базе предыстории работы алгоритма (автомата).

Первый способ подсчета P заключается в следующем. Пусть α - общее число наказаний, полученных после перехода в C^2_i . Пусть β - число наказаний из α , связанных с тем, что целесообразным было не нейтральное положение - A_2 , а альтернатива A_1 . Тогда $P = \beta/\alpha$.

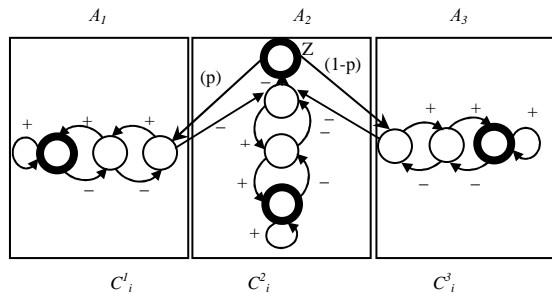


Рис. 4. Граф-схема переходов АА для первого способа выхода из C^2_i

Второй способ заключается в следующем. Пусть в момент получения наказания, приводящего к выходу из C^2_i , целесообразной была альтернатива A_1 , тогда АА переходит в C^1_i . Если же целесообразной была альтернатива A_3 , то АА переходит в C^3_i . На рис. 5 показан переход из C^2_i по описанному способу

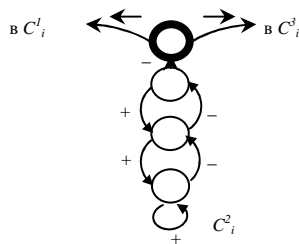


Рис. 5. Граф-схема переходов АА для второго способа выхода из C^2_i

Для выхода из «локальных ям» используются вероятностные значения управляющих сигналов и вероятностные методы реализации альтернатив на основе метода моделирования отжига.

При организации процесса коллективной адаптации важной проблемой является соотнесение локальных целей отдельных объектов и глобальной цели коллектива объектов.

Локальная цель объекта адаптации x_i - достижение такого состояния, которое способствует достижению общей цели. Глобальная цель коллектива объектов адаптации заключается в достижении коллективом такого состояния S , при котором $F(S) \rightarrow \min$.

Для реализации альтернатив можно воспользоваться вероятностным способом.

Пусть s_v - параметр прогнозирующий степень достижения цели при реализации альтернативы A_v .

Вероятность выбора A_v определяется так:

$$p_v = (s_v + \delta) / \sum_v s_v + w\delta. \sum_v p_v = 1.$$

$P = \{p_v / v = 1, 2, \dots, k\}$, где P - распределение вероятности выбора альтернативы. С помощью параметра δ осуществляется управление распределением вероятностей.

В работе используется подход, имеющий сходство с методом моделирования отжига. Параметр δ вычисляется по формуле:

$\delta = \alpha_n - t \cdot \Delta\alpha$, $t = 1, 2, \dots, T_0$, t - номер итерации, $T_0 = (\alpha_n - \alpha_0) / \Delta\alpha$, где α_n , α_0 , $\Delta\alpha$ - управляющие параметры, задаваемые заранее (выбираемые из эвристических соображений); δ имеет максимальное значение на первой итерации работы адаптивной системы. Последовательно уменьшаясь, δ приобретает минимальное значение на итерации T_0 и после этого не меняется. В ходе итерационного процесса реализации альтернатив на каждой итерации t уменьшается параметр δ . Чем больше δ , тем более близки (равновероятны) становятся значения $p_v \in P$. Другими словами, на первых итерациях процедуры реализации альтернативы имеют большую степень свободы и меньшую степень зависимости, и поэтому может быть реализована альтернатива, не способствующая достижению общей цели. После выполнения T_0 итераций вероятность реализации неэффективной альтернативы близка к нулю. Такой подход к расчету распределения вероятности реализации альтернативы создает условия для выхода из локальных оптимумов.

IV. ПРЕДСТАВЛЕНИЕ ИСХОДНОЙ ФОРМУЛИРОВКИ ЗАДАЧИ В ВИДЕ АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ

Теперь рассмотрим адаптацию объектов, имеющих сложную многоуровневую структуру.

Анализ сложных поведенческих актов, характерных для живых организмов, показал, что внешние сложные формы поведения живых систем определяются совокупностью большого числа элементов, каждый из которых осуществляет лишь простейшие процедуры, и взаимодействие между элементами происходит при минимально возможных потоках информации [2,6].

М.Л. Цетлин предложил модель коллективного поведения, получившую название «кормушка». Имеется n кормушек, где может кормиться m особей, в каждой кормушке n_i имеется запас пищи a_i , но где и сколько - неизвестно. Каждая особь моделируется автоматом адаптации. Действия АА сводятся к выбору кормушек. Набор альтернатив - набор кормушек. Элементарный акт поведения коллектива АА сводится к тому, что в определенный момент все они выбирают себе кормушку (альтернативу). Затем идет подсчет числа АА, выбравших эту кормушку. Если для кор-

мушки n_i число АА особей, выбравших ее равно l_i , то каждый АА, выбравший ее, съест a_i/l_i пищи. Локальная цель АА – съест как можно больше пищи. Глобальная цель коллектива – съест максимальное количество пищи. После того как автомат получил свой выигрыш, производится сравнения выигрыша данного АА со средним выигрышем по коллективу и выдается сигнал наказания, если побой выигрыш данного АА меньше среднего. В противном случае выдается сигнал поощрения.

Возможны различные способы формирования, зависящие от глобальной цели коллектива, и индивидуальных целей индивидуумов составляющих коллектив. Идея коллективной адаптации позволяет свести эволюционную адаптацию к альтернативной.

Объект можно разбить на подобъекты, которые могут существовать в альтернативных состояниях. Состояние объекта и его оценка полностью определяются комбинацией состояний подобъектов.

Оценка состояния подобъекта зависит как от собственного состояния, так и от состояния всех связанных с ним подобъектов, а также от структуры и свойств этих связей. Альтернативная коллективная адаптация подобъектов приводит к эволюционной адаптации всего объекта в целом.

Представление исходной формулировки задачи в виде адаптивной системы, основанной на идеях коллективного поведения, предполагает решение следующих задач [3]:

- а) формирование моделей среды и объектов адаптации;
- б) формирование локальных целей объектов адаптации и глобальной цели коллектива;
- в) разработка альтернативных состояний объекта адаптации, структуры обучающегося автомата адаптации и механизмов переходов АА;
- г) разработка методики выработки управляющих сигналов поощрения или наказания в процессе работы адаптивного алгоритма;
- д) разработка общей структуры процесса адаптивного поиска.

В качестве объекта адаптации может выступать сам автомат адаптации, т.е. его структура и механизмы переходов [3].

Прежде всего, возможно использование метаавтомата адаптации (МАА), который меняет локальные цели подобъектов в процессе эволюционной адаптации всего объекта в целом. Можно также осуществлять частичную замену подобъектов и изменять структуру и свойства связей между объектами.

Возможно применение в процессе адаптации различных структурных элементов. В результате адаптации структуры и механизмов переходов в АА выбираются те элементы, которые дают наилучшие результаты. Наделенный такими свойствами АА называется

развивающимся АА. Методы его развития составляют теорию развивающихся автоматов [8].

Повышение эффективности работы АА возможно с использованием принципов искусственного интеллекта [6]. После получения определенного числа наказаний и выхода из текущей группы состояний, при наличии более двух альтернатив, перед АА возникает проблема выбора группы состояний, в которую он должен перейти. Механизмы нечеткого логического вывода, могут быть использованы для организации такого перехода. Такой интеллектуальный автомат адаптации (ИАА) позволяет накапливать опыт проектирования, оценивать эффективность применения различных методик. Каждая альтернатива A_j , соответствующая определенной группе состояний ИАА, характеризуется в общем случае набором показателей $Q_j = \{q_{ij} / j = 1, 2, \dots, k\}$, которые составляют ядро глобальной базы данных ИАА. Для каждого конкретного объекта проектирования в ИАА формируется множество правил и процедур перехода из состояния в состояние. Разрабатываются стратегии управления, позволяющие путем использования правил и процедур к глобальной базе данных приходиться к наиболее эффективной на данном этапе альтернативе. В этом случае сочетаются механизмы случайного поиска с механизмами вывода на основе индукции и дедукции.

Поскольку возможно использование нескольких стратегий управления, то предлагается использовать мета-АА (ММА), т.е. автомат, который позволяет осуществлять выбор наилучшего ИАА для данного набора альтернатив. В ИАА возможно использование некоторых наборов параметров, которые настраивают его. В этом случае ММА на одном ИАА осуществляет адаптацию к некоторому набору управляющих параметров.

В качестве оценки работы ИАА может случиться частота переходов из состояния в состояние или число переходов в устойчивое состояние (скорость адаптации).

V. ГИБРИДИЗАЦИЯ КОЛЛЕКТИВНОЙ АДАПТАЦИИ С ГЕНЕТИЧЕСКИМ ПОИСКОМ

Наблюдение живых организмов показывает, что адаптация, являющаяся движущей силой эволюционного развития, многолика и прежде всего проявляется как сочетание генетической адаптации и адаптации на основе самообучения и самоорганизации [2,3,8].

Общий подход к построению поисковых адаптивных процедур опирается на комбинировании принципов адаптации на основе самообучения, самоорганизации и генетического поиска.

Особенностью адаптивных обучающихся алгоритмов является то, что они легко и достаточно быстро находят оптимальное (локально) решение, лежащее в

некоторой достаточно обширной окрестности начальной точки поиска в пространстве решений. Как правило, за границы этой окрестности алгоритм не выходит и, если решение с глобальным оптимумом лежит вне этой окрестности, то оно не будет найдено. При генетическом поиске просматривается множество решений “разбросанных”, особенно в начале поиска, по всему пространству решений. Механизмы генетического поиска, реализующие случайные изменения, часто не находят ту цепочку изменений, которая приводит к оптимальному решению. Для этого нужны “осмысленные” изменения, направленные в сторону глобального оптимума. Такие свойства как раз присущи адаптивным поисковым процедурам на основе самообучения и самоорганизации.

В связи с этим для преодоления барьера локальных оптимумов обоснованным является подход, основанный на сочетании генетического поиска с адаптацией на основе самообучения и самоорганизации.

Простейшим способом комбинирования генетического и адаптивного алгоритма является их последовательная работа. После отработки генетического алгоритма в популяции, полученной на последней генерации, отбирается одно лучшее (или несколько), затем подключается адаптивный алгоритм, использующий эти решения в качестве начальных.

В общем случае адаптивная поисковая процедура на основе самообучения и самоорганизации включается в структуру процедуры генетического поиска.

VI. АЛГОРИТМЫ ПРОЕКТИРОВАНИЯ ТОПОЛОГИИ СБИС НА ОСНОВЕ КОЛЛЕКТИВНОЙ АДАПТАЦИИ

Рассмотрим представление исходных формулировок некоторых задач проектирования топологии СБИС в виде адаптивной системы, основанной на идеях коллективного поведения.

Задача глобальной трассировки (ГТ), заключающаяся в распределении соединений по областям и определении наборов цепей на границах каждой области, рассматривается как задача распределения ресурсов коммутационного поля (КП) [3].

КП разбито на области, ограниченные 4-мя гранями. Каждая грань имеет фиксированную пропускную способность. Для каждой цепи задаются области, центры которых необходимо связать. Для каждой цепи на связываемых ею вершинах алгоритмом Прима строится минимальное связывающее дерево (МСД). Для каждого ребра МСД генерируется набор вариантов его реализации. Задание варианта реализации МСД осуществляется перечислением пересекаемых граней областей КП. В такой постановке задача глобальной трассировки заключается в выборе для каждого ребра каждой цепи варианта его реализации. Критерии оптимизации: число соединений, проходящих через перенасыщенные грани, число перена-

сыщенных граней, величина резерва самой загруженной грани. Первые два критерия минимизируются, а третий максимизируется.

Объектами адаптации являются ребра. Локальная цель конкретного объекта - достичь состояния, при котором число перенасыщенных граней в его составе имеет минимальное значение. Глобальной целью коллектива объектов является достижение состояний, при которых оптимизируются критерии.

Для реализации механизма адаптации каждому объекту сопоставляется автомат адаптации (АА). Число групп состояний (альтернатив) АА равно числу вариантов реализации ребра. На каждой итерации осуществляется перебор вариантов реализации ребер. На первом шаге итерации рассчитывается величина загруженности граней. На втором шаге для каждого объекта вырабатывается либо сигнал поощрения (вариант реализации не проходит через перенасыщенные грани), либо наказания. На третьем шаге по управляющим сигналам АА переходит в новое состояние. На четвертом шаге для каждого ребра реализуется тот вариант, который определяется состоянием соответствующего АА. Временная сложность алгоритма на одной итерации имеет оценку $O(n)$, где n – число контактов.

Выбор ориентации модулей при планировании СБИС. План для множества модулей M представляет собой прямоугольник R , разрезанный вертикальными и горизонтальными линиями на множество областей r_i , в каждую из которых помещается соответственно модуль m_i . Множество модулей $M = \{m_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ с фиксированными размерами, дерево разрезов $D = \{d_j | j = 1, 2, \dots, 2n-1\}$ и ориентации модулей $O = \{o_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ однозначно определяют план, который строится с помощью процедуры свертки. В качестве объектов адаптации рассматриваются модули m_i . Каждый объект может быть только в одном из двух альтернативных состояний. Состояние объекта адаптации соответствует выбранной альтернативе (ориентации): A^1_i соответствует первой ориентации; A^2_i – второй.

Пусть задан некоторый первоначальный план, т.е. задано дерево разрезов, в соответствии с выбранными ориентациями модулей произведена свертка областей и сформированы выражения для определения размеров h_0 и w_0 прямоугольника R

Локальная цель объекта адаптации - принять такую ориентацию, при которой в состав расчетных выражений входит размер меньшей стороны модуля [9]. Альтернатива, обеспечивающая выполнение этой цели называется предпочтительной. Локальная цель каждого объекта адаптации (модуля m_i) – достичь такого состояния, при котором предпочтительная альтернатива совпадает с реализованной.

Глобальная цель коллектива объектов адаптации, т.е. множества модулей M , - достичь такого состоя-

ния, при котором значение критерия F имеет минимальное значение.

Для реализации механизма адаптации каждому модулю m_i ставится в соответствие автомат адаптации с двумя группами состояний $\{C_i^1, C_i^2\}$, соответствующих двум альтернативам A_i^1 и A_i^2 .

Методика выработки управляющих сигналов заключается в следующем. Если предпочтительная альтернатива совпадает с реализованной в данный момент альтернативой, то вырабатывается сигнал поощрения, в противном случае – сигнал наказания.

Работа адаптивной системы на каждой итерации осуществляется за четыре такта.

На первом такте процедурой свертки для заданного плана формируются расчетные выражения для определения размеров сторон w_0 и h_0 прямоугольника R .

На втором такте для каждого автомата адаптации вырабатываются управляющие сигналы (“поощрение” или “наказание”).

На третьем такте под действием управляющего сигнала осуществляется переход в автоматах адаптации.

На четвертом такте, в соответствии с состояниями автоматов адаптации, выбираются ориентации модулей m_i , и строится новый план.

Размещения элементов на плоскости базируется на релаксационном методе. Элементы рассматриваются как материальные точки, на которые действуют силы притяжения и отталкивания. Состоянию объекта в среде соответствует суммарная сила, действующая на объект со стороны других объектов

Состояние среды характеризуется взаимным расположением элементов в позициях и, как следствие, значениями сил притяжения и отталкивания, действующих на каждый элемент. Характер этих сил различен в зависимости от выбранных критериев оптимизации. В общем случае сила притяжения между парой связанных элементов пропорциональна длине связи.

На каждой итерации с учетом адаптирующего воздействия выполняется групповое переназначение элементов, т.е. переход к новому решению. Элементы являются объектами адаптации. Работа объекта под действием адаптирующего воздействия заключается в перемещении из позиции, которую он занимает, в одну из соседних позиций. Цель конкретного объекта достичь состояния, при котором суммарный вектор сил, действующий на него, равен нулю.

Для реализации механизма адаптации каждому объекту (элементу b_i) сопоставляется автомат адаптации (АА) a_i , моделирующий поведение объекта адаптации в среде [10]. Число групп состояний АА a_i равно числу альтернатив (направлений) перемещения элемента b_i из позиции, которую он занимает в соответствии со структурой посадочных мест.

Множество позиций T разбивается на r подмножеств T_j таким образом, что в каждом подмножестве сформировано множество непересекающихся пар по-

зиций, что дает возможность одновременно (параллельно) реализовать перестановки во всех этих парах. На каждой итерации последовательно одно за другим рассматриваются все подмножества T_j .

На 1-м шаге итерации для каждого элемента определяется суммарный вектор сил притяжения.

На 2-м шаге сравниваются между собой состояния объектов в среде и соответствующих им АА. Если они непротиворечивы, т.е. направление перемещения, задаваемое АА, и направление рассчитанного суммарного вектора сил совпадают, то вырабатывается сигнал поощрения, иначе наказания.

На 3-м шаге по сигналу поощрения или наказания производится переход АА в новое состояние в соответствии с алгоритмом поведения АА.

На 4-м шаге в соответствии с комбинацией состояний АА осуществляются или нет парные перестановки в каждой паре, принадлежащей множеству T_j .

Для решения задачи распределения соединений между выводами в канале также используется релаксационный метод. В основе этого алгоритма используются механизмы рассмотренного выше адаптивного алгоритма размещения элементов на плоскости [3].

Введем в точках расположения выводов силы притяжения, действующие на подключенные к ним терминалы. Величина и направление сил характеризует стремление соединения к переключению.

Объектами адаптации являются терминалы a_k , подключенные к выводам V_k . Состояние среды характеризуется топологическим вариантом реализации заданной функции схемой. Это является фактически, вариантом подключения терминалов соединений к выводам и, как следствие, значениями сил притяжения, действующих на терминалы соединений в точках подключения к выводам. Оценкой состояния объекта является действующая на него сила притяжения.

Локальная цель конкретного объекта a_k - достичь состояния, при котором сила притяжения, действующая на него в V_k , была бы равна 0. Глобальная цель коллектива объектов достичь состояния среды, обеспечивающего благоприятные условия для последующей трассировки (минимизация плотности канала и числа пересечений).

При двухслойной трассировке СБИС обычно реализуется следующий подход. Вначале одним из алгоритмов разрабатывается совмещенный эскиз трассировки. Исключить точки пересечения цепей возможно только путем разнесения пересекающихся фрагментов цепей в разные слои с введением дополнительных межслойных переходов (МП). Цепи разбиваются на фрагменты. Каждый фрагмент ограничен парой узлов. Узел соответствует разрезу соединения и является местом возможного расположения в нем межслойного перехода. Затем находится такое допустимое разнесение фрагментов по слоям, при котором число межслойных переходов минимально.

Имеется эскиз трассировки, разбитый на фрагменты. На основе разбиения сформировано множество групп $G = \{F_i \mid i=1,2,\dots,n_i\}$ конфликтно-связных фрагментов. Для каждой группы F_i существуют только две альтернативы разнесение фрагментов по слоям. Обозначим через α_i число узлов, инцидентных F_i . Пусть при реализации первой альтернативы число МП, помещенных в этих узлах равно β_i . Тогда при реализации второй альтернативы число МП, помещенных в этих узлах равно $\alpha_i - \beta_i$.

Для реализации механизма адаптации каждой группе F_i ставится в соответствие автомат адаптации a_i с двумя группами состояний $\{C_{i1}^1, C_{i2}^2\}$, соответствующих двум альтернативам A_{i1}^1 и A_{i2}^2 . Локальная цель a_i реализация альтернативы при которой $\alpha_i - \beta_i > \beta_i$.

Глобальная цель коллектива автоматов адаптации – минимизация общего числа межслойных переходов. Работа адаптивной системы на каждой итерации осуществляется за четыре такта [11].

На первом такте в соответствии с альтернативами, заданными АА, для каждой F_i рассчитываются α_i и β_i .

На втором такте, если $\alpha_i - \beta_i > \beta_i$, то вырабатывается сигнал поощрения, иначе наказания.

На 3-м такте по сигналу поощрения или наказания производится переход АА в новое состояние.

На четвертом такте реализуется альтернативы, в соответствии с состояниями автоматов адаптации.

VII. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрены, базирующиеся на идеях самоорганизации и самообучения, методы поисковой адаптации, основанной на использовании обучающих автоматов, моделирующих поведение объектов проектирования в случайной среде.

Исследованы структура автоматов адаптации, их архитектура и механизмы переходов.

Определены основные проблемы и задачи, решаемые в процессе представления исходных формулировок задач конструкторского проектирования в виде адаптивных поисковых процессов, что позволяет формализовать и упорядочить исследование и разработку механизмов адаптивного поиска применительно к решаемой задаче.

На основе рассмотренных механизмов эволюционной адаптации разработаны алгоритмы покрытия [12], разбиения [13,14], размещения [10], раскраски графов [3], планирования [9], трассировки [15,16] и ряд других. Экспериментальные исследования проводились на ЭВМ типа IBM PC/AT.

Временная сложность алгоритмов $O(n^2)$. Наилучшие результаты алгоритмы показали при следующих значениях управляющих параметров: m (глубина памяти) – 2; T (число итераций) – 100. В среднем запуск программы обеспечивают нахождения решения, отличающегося от оптимального менее чем на 1%. Пер-

спективными путями улучшения адаптивных алгоритмов являются их гибридизация с генетическими и роевыми алгоритмами, а также динамическая адаптивная настройка управляющих параметров.

ЛИТЕРАТУРА

- [1] МакКоннелл Дж. Основы современных алгоритмов. М.: Техносфера, 2004.
- [2] Непомнящих В.А. Как животные решают плохо формулируемые задачи поиска // Синергетика и психология. Тексты. Выпуск 3. Когнитивные процессы (под ред. Аршинова В.И., Трофимовой И.Н., Шендяпина В.М.) М.: Издательство Когнито-центр, 2004. С. 197-209.
- [3] Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Поисковая адаптация: теория и практика. М.: Физматлит, 2006.
- [4] Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика. М.: Эдиториал УРСС, 2002.
- [5] Цетлин М.Л. Исследования по теории автоматов и моделированию биологических систем. М.: Наука, 1969.
- [6] Редько В.Г. Эволюционная кибернетика. М.: Наука, 2001.
- [7] Растрингин Л.А. Адаптация сложных систем. Рига: Зинатне, 1981.
- [8] Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Методы построения эффективных процедур эволюционной адаптации // Новости искусственного интеллекта. 2005, №4. С. 31-45.
- [9] Лебедев Б.К., Лебедев В.Б. Адаптивная процедура выбора ориентации модулей при планировании СБИС // Проблемы разработки перспективных микроэлектронных систем - 2006. Сборник научных трудов /под общ. ред. А.Л. Стемпковского. М.: ИППМ РАН, 2006. С. 120-125.
- [10] Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Решение задачи размещения на основе эволюционного моделирования // Теория и системы управления. 2007, №4. С. 78-90.
- [11] Лебедев Б.К. Адаптивный алгоритм разнесения соединений по слоям // Известия ТРТУ. Интеллектуальные САПР. 2001, №4. С.115-124.
- [12] Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Решение задачи покрытия на основе эволюционного моделирования // Теория и системы управления. 2009, №1. С. 101-116.
- [13] Курейчик В.М., Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Разбиение на основе моделирования адаптивного поведения биологических систем // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. 2010, №2. С. 28-34.
- [14] Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Разбиение на основе многоуровневой параллельной эволюционной адаптации // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем – 2008. Сборник научных трудов/ под ред. А.Л. Стемпковского. М.: ИППМ РАН, 2008. С. 36-41.
- [15] Лебедев Б.К., Лебедев О.Б. Эволюционная трассировка в канале на основе символьных представлений // В кн. Интеллектуальные системы. Коллективная монография. /Под ред. В.М. Курейчика. М.: Физматлит. 2007. С. 67-87.
- [16] 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.