

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«ЮЖНЫЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

Данильченко Владислав Иванович

**Методы и алгоритмы многомерного биоинспирированного
поиска при размещении компонентов СБИС**

Специальность: 2.3.7. – Компьютерное моделирование и автоматизация
проектирования

Диссертация
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
д.т.н., проф. В.М. Курейчик

Таганрог – 2023

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1. АНАЛИЗ ПРОБЛЕМ И ПЕРСПЕКТИВ РАЗВИТИЯ МЕТОДОВ РАЗМЕЩЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ СБИС	13
1.1 Анализ состояния проблемы размещения компонентов СБИС	13
1.2 Моделирование объектов и проектных процедур	19
1.3 Постановка задачи размещения компонентов СБИС	21
1.4 Классификация и анализ методов размещения компонентов СБИС	28
1.5 Краткие выводы	38
2. РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ БИОИНСПИРИРОВАННОГО ПОИСКА И АРХИТЕКТУРЫ РАЗМЕЩЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ СБИС	39
2.1 Методологическая основа биоинспирированной оптимизации.....	39
2.2 Разработка модифицированного метода оптимизации на основе моделирования поведения колонии белых кротов	48
2.3 Разработка модифицированного метода оптимизации на основе модели поведения стволовых клеток.....	58
2.4 Разработка модифицированного метода генетического поиска для задачи размещения компонентов СБИС	61
2.5 Построение архитектуры комбинированного поиска	69
2.6 Краткие выводы	74
3. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ БИОИНСПИРИРОВАННОГО ПОИСКА ДЛЯ РАЗМЕЩЕНИИ КОМПОНЕНТОВ СБИС	76
3.1 Разработка модифицированных генетических операторов, процедур и механизма кодирования и декодирования альтернативных решений	76
3.2 Разработка модифицированного алгоритма моделирования перемещения колонии белых кротов для размещения компонентов СБИС	93
3.3 Разработка модифицированного алгоритма на основе модели поведения стволовых клеток для размещения компонентов СБИС	100
3.4 Разработка модифицированного генетического алгоритма размещения компонентов СБИС	105
3.5 Разработка модифицированного алгоритма многомерного биоинспирированного поиска для решения задачи размещения компонентов СБИС	109
3.6 Краткие выводы	114
4 РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА И ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА.....	116
4.1 Цель и основные задачи построения программно-алгоритмического комплекса	117
4.2 Теоретическая оценка разработанных алгоритмов программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС	119
4.3 Реализация программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС	121
4.4 Результаты экспериментальных исследований на тестовых задачах	127
4.5 Краткие выводы	137
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	138
Список используемых источников.....	140

ВВЕДЕНИЕ

Одной из основных проблем при разработке новых микроэлектронных устройств является сокращение сроков и стоимости проектирования с учетом возрастания количества их компонентов. В этой связи при разработке новых микроэлектронных устройств методы систем автоматизированного проектирования и компьютерного моделирования имеют существенное значение, позволяющие производить сверхбольшие интегральные схемы (СБИС) с учетом новых быстро растущих требований к объектам проектирования. Высокую стоимость заказных СБИС, определяемую преимущественно этапами проектирования и разработки, удастся снизить за счет систем автоматизированного проектирования (САПР) [1-3]. В этих условиях актуальной становится проблема темпов разработки узлов аппаратуры, представляющих собой СБИС [3,4]. В решении данной проблемы важно учитывать существование двух разных классов интегральных схем: стандартных (или крупносерийных) и заказных (матричных).

Компонент СБИС [7], подразумевает элемент или фрагмент рассматриваемой схемы. Задача размещения компонентов СБИС в рамках основных задач конструкторского проектирования считается вычислительно сложной. Регулярно возрастающая сложность задачи размещения обусловлена тем, что современные СБИС могут содержать 10^8 и более элементов или подсистем рассматриваемой схемы (логических блоков) в рабочем поле кристалла [1,3,5-8].

На современном этапе развития технологий производства СБИС существует необходимость в новых эффективных системах автоматизированного проектирования (САПР), позволяющих повысить качество и эффективность проектирования схем с большой степенью интеграции. Это приводит к формированию новых норм в проектировании СБИС, что сопровождается улучшением качества, эффективности, производительности, а также уменьшением себестоимости производства.

Новые тенденции в проектировании СБИС приводят к необходимости разработки алгоритмов на основе новых эффективных методов в рамках решения задач конструкторского этапа автоматизированного проектирования, в частности задачи размещения. Методы, основанные на моделях естественных эвристик в живой природе, образуют эффективный инструмент автоматизированного проектирования.

К одной из основных задач конструкторского этапа проектирования относится задача размещения, которая является комбинаторной и относится к классу NP-полных. Поэтому использование алгоритмов полного перебора больших массивов данных затруднительно.

Для оценки эффективности выполнения проектной процедуры размещения компонентов СБИС введен вектор критериев: суммарная длина межсоединений, а также критерий количества линейных сегментов (ЛС) [7].

Современный производственный цикл СБИС осуществляется в течение длительного временного отрезка, это обусловлено высокой сложностью и трудоёмкостью процесса. Из-за роста количества компонентов СБИС растет сложность проектируемой схемы. Такой рост вызывает необходимость модернизации структуры всех этапов проектирования, в том числе и их программного обеспечения. В целях модернизации структуры процесса проектирования используются различные модели оптимизации, в том числе эффективные гибридные и комбинированные стратегии поиска на основе эволюционного моделирования и биоинспирированных методов [9-11]. Отметим, что при использовании параллельных архитектур поиска на основе гибридных и комбинированных стратегий открывается возможность значительно повысить качество и эффективность поиска квазиоптимального набора решений в условиях полиномиального времени вычислений [12].

При условии, что рассматриваемая задача является комбинаторной и относится к классу NP-полных, найти точное решение позволяют только методы полного перебора. Использование алгоритмов полного перебора затруднительно, поскольку они не могут соответствовать требованиям по

времени поиска, так как полный перебор всех возможных вариантов решений займет большое количество времени [1,3,6-9,13].

В настоящее время перед производителями стоит задача оптимизировать габариты различных радиоэлектронных и электронно-вычислительных устройств. Решение данной задачи приводит к формированию новых норм в проектировании СБИС, что сопровождается улучшением качества, эффективности, производительности, а также уменьшением себестоимости производства. Новые тенденции в проектировании СБИС приводят к необходимости использования новых эффективных алгоритмов автоматизированного проектирования. Одним из подобных средств является многомерный алгоритм оптимизации на основе различных архитектур поиска.

Методы, основанные на процессах, происходящих в живой природе, в частности, эволюционные и биоинспирированные методы, в настоящее время образуют эффективный инструмент для решения задач конструкторского этапа проектирования. Так же такие методы используются в оптимизационных задачах различной вычислительной сложности [1,3,6,13-15].

В развитие современных САПР и биоинспирированных методов оптимизации неоценимый вклад внесли выдающиеся российские и зарубежные ученые: Л. С. Берштейн, А. М. Бершадский, В. П. Корячко, И. П. Норенков, Г. Г. Казеннов, В. М. Курейчик, В.В. Курейчик, Л. А. Растринин, П. И. Соснин, А. Л. Стемпковский, Д. Гольдберг, Д. Холланд, А. П. Карпенко, Г. Г. Рябов и многие другие.

В условиях обработки больших объемов данных разработка эффективных методов и алгоритмов многомерного биоинспирированного поиска для решения задачи размещения компонентов СБИС позволяет улучшить показатели целевой функции (ЦФ) по критериям числа линейных сегментов и суммарной взвешенной длины межсоединений, что подтверждает **актуальность и важность** выбранной тематики для современных САПР.

Целью диссертационного исследования является повышение качества проектных решений и эффективности процедуры размещения на основе модифицированных методов и алгоритмов поиска, инспирированных живой природой.

Для достижения поставленной цели были поставлены и решены следующие задачи:

1. **Разработать** модифицированные биоинспирированные методы, на основе биоэвристик генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов.

2. **Построить** архитектуру комбинированного поиска проектных решений процедуры размещения.

3. **Разработать** унифицированный механизм кодирования и декодирования альтернативных решений.

4. **Разработать** модифицированные алгоритмы генетического поиска, колоний стволовых клеток и белых кротов.

5. **Разработать** модифицированный алгоритм многомерной оптимизации.

6. **Создать** программно-алгоритмический комплекс на основе разработанных и модифицированных методов и алгоритмов.

Объектом исследования являются компоненты СБИС.

Предметом исследования являются многомерная архитектура, методы и алгоритмы биоинспирированного поиска.

Методологическую основу работы составляют элементы теории графов и гиперграфов, теории искусственного интеллекта, эволюционного моделирования и биоинспирированного поиска, математической статистики, методов оптимизации. В рамках реализации программно-алгоритмического комплекса и проведения вычислительных экспериментов использовались методы математической статистики, линейного, параллельного и объектно-ориентированного программирования.

Научная новизна работы заключается в решении актуальной научной задачи повышение качества и эффективности проектных решений процедуры размещения на основе модифицированных методов и алгоритмов поиска, инспирированных живой природой. В работе:

1. Модифицированные методы, основанные на генетическом поиске, поведении колоний стволовых клеток и белых кротов отличающиеся использованием новых процедур отбора агентов с высокими значениями ЦФ и механизмов динамической корректировки областей поиска, позволяющие выходить из локальных оптимумов (п. 4 паспорта специальности 2.3.7), 48-68 с. диссертации.

2. Комбинированная архитектура поиска, отличающаяся применением модифицированных методов, основанных на генетическом поиске, поведении колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющая проводить последовательный, параллельный и последовательно-параллельный поиск (п.п. 4, 6 паспорта специальности 2.3.7), 69-73 с. диссертации.

3. Механизм кодирования и декодирования альтернативных решений, отличающийся способом унификации передаваемых данных между различными уровнями поиска, что позволяет ускорить получение проектных решений (п. 6 паспорта специальности 2.3.7), 88-92 с. диссертации.

4. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющие выходить из локальных оптимумов и получать наборы эффективных решений, за счет использования новых процедур и механизмов поиска (п.п. 4, 6 паспорта специальности 2.3.7), 93-109 с. диссертации.

5. Модифицированный алгоритм многомерной оптимизации для размещения компонентов СБИС, отличающийся применением метода вращающихся координат, позволяющий корректировать область поиска и снизить шанс заикливания в локальных областях (п.п. 4, 6 паспорта специальности 2.3.7), 110-114 с. диссертации.

На защиту выносятся следующие новые научные результаты:

1. Модифицированные методы белых кротов, стволовых клеток и генетической оптимизации.
2. Архитектура комбинированного поиска.
3. Унифицированный механизм кодирования и декодирования альтернативных решений при размещении компонентов СБИС.
4. Модифицированные алгоритмы белых кротов, стволовых клеток и генетической оптимизации.
5. Модифицированный алгоритм многомерного поиска.

Практическая ценность исследования определяется разработкой алгоритмического комплекса программ, на базе различных архитектур, модифицированных методов и алгоритмов поиска. Разработанный программно-алгоритмический комплекс позволяет автоматизировать процесс реализации проектной процедуры размещения и проводить сравнительный анализ полученных проектных решений с известными алгоритмами (аналогами). Набор проведенных экспериментов раскрыл преимущество предложенных автором алгоритмов одномерного и многомерного поиска по сравнению с известными алгоритмами размещения компонентов СБИС. При создании программно-алгоритмического комплекса использовался пакет объектно-ориентированного программирования RAD Studio C++ с поддержкой приложений операционной системы MS Windows.

Внедрение результатов диссертационного исследования. Основные теоретические и практические результаты диссертационного исследования использованы на предприятии ООО «НИЛ АП», а также в учебном процессе кафедры САПР ИКТИБ ЮФУ, акт от 28 марта 2022г., утвержден директором ИКТИБ ЮФУ. Материалы диссертации использовались в лекционных курсах для подготовки бакалавров, магистров и аспирантов по направлениям подготовки 09.03.02, 09.04.01, 09.06.01. Автор диссертации принимал участие в качестве исполнителя в следующих НИР:

1. Грант РФФИ № 20-37-90151 (Аспиранты) «Разработка теории и принципов автоматизированного синтеза СВЧ устройств на основе биоинспирированных методов».

2. Грант РНФ № 22-21-00316 «Методы интеллектуальной обработки лингвистической экспертной информации на основе применения подходов машинного обучения».

3. Грант РНФ № 22-71-10121 «Развитие теоретических основ поддержки принятия решений для задач эвакуации при чрезвычайных ситуациях в нечетких условиях».

Апробация научных и практических результатов работы. Материалы исследования представлены на научно-технических конференциях различного уровня: Международный конгресс по интеллектуальным системам и информационным технологиям («IS&IT», Дивноморское, 2019-2022 гг.); IEEE East – West Design and Test Symposium (EWDTS, Варна, 2020); 10th Computer Science Online Conference 2021 (CSOC, Злин, 2021 г.); Scientific – Practical Conference «Information innovative technologies» (SED, Прага, 2021 г.); 5-я Международная научная конференция «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ, Сочи, 2021 г.); VIII Всероссийская конференция по обмену опытом в области создания сверхширокополосных радиоэлектронных систем (СВЧ-2020, Омск, 2020 г.); Всероссийская конференция «ФПАКТИБ» (2020-2022 гг.); Всероссийская научно-техническая конференция МЭС (МЭС, Москва, 2020-2022 гг.); Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves RSEMW (RSEMW-2021, Дивноморское, 2021 г.); Международный конгресс «Моделирование в инженерном деле» (Москва, 2022 г.).

В рамках рассматриваемой тематики исследования опубликована 21 публикация, из них 5 работ ВАК РФ, 5 работ индексируемых в Scopus и WoS, и 3 программы для ЭВМ с государственной регистрацией.

Личный вклад автора. Научные и практические результаты работы, выдвигаемые для защиты, получены лично автором.

Структура и объем диссертационного исследования. Диссертация содержит следующие разделы: введение, четыре основные главы и заключение. Объём работы: 164 страницы, 72 рисунка, 16 таблиц, 128 наименований используемых источников и приложения.

Область исследования соответствует специальности 2.3.7. – Компьютерное моделирование и автоматизация проектирования, пунктам 4, 6.

Введение содержит цель, формулировку научной новизны, практической ценности и актуальности работы, приведены сведения по апробации и внедрению материалов исследования, научные результаты, выносимые на защиту и кратко раскрыто содержание разделов работы.

В первом разделе диссертационной работы рассмотрены основные этапы проектирования СБИС и систем на кристалле, проведен анализ состояния проблемы и возможных перспектив решения задачи размещения компонентов СБИС. Сформулирована формальная постановка оптимизационной задачи размещения компонентов СБИС с учетом критериев: числа линейных сегментов и суммарной взвешенной длины межсоединений. Приведена классификация и проведен сравнительный анализ существующих методов и алгоритмов размещения. На основе результатов проведенного анализа автор предлагает использовать перспективную технологию на основе методов эволюционного моделирования и биоинспирированного поиска, а также использовать подходы, связанные с комбинированием и распараллеливанием архитектур поиска.

Во втором разделе диссертационной работы автор рассматривает методологическую основу исследования. Выделены свойства биоинспирированных методов поисковой оптимизации и других классических методов поиска в решении NP-полных конструкторских задачах. Выбрана математическая модель (ММ), где в наибольшей степени выполняется условие информационной полноты. Разработаны модифицированные методы белых кротов, стволовых клеток и генетической оптимизации. Автором предложена

новая архитектура комбинированного поиска с применением разработанных модифицированных методов. В предложенной архитектуре объединены методы биоинспирированного и генетического поиска, что позволит находить квазиоптимальные решения за полиномиальное время в решении задачи размещения компонентов СБИС.

В третьем разделе диссертационной работы автором предложены модифицированные генетические операторы, процедуры и модели механизма кодирования и декодирования квазиоптимальных решений, которые позволяют сократить время вычислений, благодаря унификации передаваемых данных. Разработаны модифицированные алгоритмы белых кротов, стволовых клеток и генетического поиска. Разработан многомерный алгоритм размещения компонентов СБИС. Предложенная архитектура комбинированного поиска применяется в качестве алгоритма одномерного поиска на каждом этапе перехода в новую точку поиска, что позволит эффективно находить квазиоптимальные решения за полиномиальное время на каждом этапе поиска. Совместная работа многомерного алгоритма и алгоритма комбинированного поиска позволяет снизить вероятность заикливания в локальных областях поиска, что позволяет уменьшить время поиска.

В четвертом разделе диссертационной работы приведены цель и основные задачи построения программно-алгоритмического комплекса. Разработана архитектура программно-алгоритмического комплекса, представлена внутренняя схема процесса его эксплуатации при решении задачи размещения СБИС. Рассмотрены теоретические аспекты оценки эффективности разработанного программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС. Проведен ряд вычислительных экспериментов, в ходе реализации которого были выявлены качество полученных решений и эффективность разработанных методов и алгоритмов в сравнении с классическими решениями на различных тестовых схемах.

Проведённый ряд вычислительных экспериментов показал преимущество предложенного в работе подхода по сравнению с известными аналогами.

В заключении изложены основные выводы и результаты диссертационной работы.

В приложении приведены свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ и копии актов об использовании результатов работы.

1 АНАЛИЗ ПРОБЛЕМ И ПЕРСПЕКТИВ РАЗВИТИЯ МЕТОДОВ РАЗМЕЩЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ СБИС

1.1 Анализ состояния проблемы размещения компонентов СБИС

Учитывая темпы роста полупроводниковой индустрии и повышения стоимости разработки микросхем в целом, применение полузаказной технологии проектирования становится обоснованным решением. Полузаказная технология проектирования обусловлена реализацией идеи изготовления относительно универсальной реконфигурируемой архитектуры с возможностью индивидуальной конфигурации разработчиком для различных задач.

На сегодняшний день основными компаниями по проектированию и производству подобного класса схем являются: Intel, Samsung, TSMC, Nynix, Micron, и др. Схемы СБИС с возможностью настройки функционала содержат преимущества специальных СБИС, из-за большого спроса и ускоренного производства имеют объём выпуска, который сопоставим со СБИС специального назначения [1,3,13,16].

Схемы СБИС с полузаказной архитектурой имеют множество конструктивных исполнений. В настоящее время СБИС разделяются на функционально-конструктивные типы в зависимости от внутренней архитектуры [16-18].

Одним из самых часто встречающихся типов являются схемы на матричных кристаллах. Схемы данного типа проектируются на основе базовых матричных кристаллов (БМК). БМК – это основание, которое состоит из кристаллической полупроводниковой пластины [1,6,16]. На БМК размещается матрица базовых ячеек, содержащая в своей структуре некоторое число некоммутированных компонентов. Базовую матричную ячейку характеризует логическая схема со своей архитектурой. Кроме базовых матричных ячеек на БМК размещаются периферийные или буферные ячейки, отвечающие за каналы ввода-вывода кодированных данных. Для возможности

трассировки закладываются специально-ориентированные горизонтальные и вертикальные магистрали [7].

На сегодняшний день многие крупные производители при проектировании электронных средств (аппаратуры), опираются на инструменты автоматизированного проектирования. С применением методов автоматизированного проектирования при разработке электронной аппаратуры можно проектировать высоконадежные СБИС без потери вычислительной мощности, с сохранением минимально возможных габаритов схемы, в ограниченные сроки, обусловленные большим объёмом, при относительно низкой себестоимости. Отметим, что стандартные СБИС не предназначены для решения узконаправленных задач и не могут соответствовать многим требованиям в условиях мелкосерийного производства специальной аппаратуры для многих отраслей промышленности. Этот факт вызывает спрос на проектирование и производство СБИС. Мелкосерийное производство характеризуется высокой стоимостью, которая зависит в основном от этапов проектирования и производства. Для снижения стоимости проектирования преимущественно применяются эффективные средства автоматизированного проектирования [13,18,19].

Стремление к унификации производства СБИС приводит к ускорению всех этапов разработки, что способствует значительному снижению себестоимости аппаратуры в целом.

Перед описанием архитектуры СБИС рассмотрим понятие компонента более подробно [1,7]. Под компонентом СБИС подразумевается элемент или подсистема рассматриваемой схемы. При описании схемы для каждого компонента указывается «имя» и «тип». Имя компонента в пределах схемы является уникальным (разные компоненты имеют различные имена), и определяется разработчиком. Типы различных компонентов могут совпадать; они определяются функциональным назначением компонентов. Помимо

списка компонентов, содержащего имена и типы, описание схемы содержит список целей, определяющий соединения между компонентами [13,18].

Современная архитектура СБИС выстраивается на БМК, на котором размещаются компоненты. Различия в размещении со стандартными СБИС заключаются в расположении компонентов на кристалле матричным способом или в узлах прямоугольной решетки. Поэтому подобные схемы называются матричными СБИС. Одна из основных особенностей матричного размещения компонентов заключается в использовании регулярно расположенных логических и простых компонентов. Архитектура матричной СБИС содержит регулярно расположенные на кристалле компоненты с выделенными областями между ними для возможности трассировки. Такая архитектура схемы подразумевает множество функциональных решений, зависящих от межсоединений компонентов. Это дает возможность создать на одном БМК множество различных функциональных вариантов исполнения. Матричная СБИС реализуется на логических и простых библиотечных компонентах, функциональные характеристики которых заданы изначально. Все компоненты, которые используются при проектировании матричной СБИС, стандартизированы и хранятся в специализированной библиотеке [19,20]. Далее в работе рассматривается архитектура матричной СБИС.

Стандартные методы автоматизации проектирования не в полной мере могут обеспечить проектирование СБИС в связи с большими затратами вычислительной мощности и времени вычисления. Следует отметить, что для решения задачи размещения компонентов СБИС не существует универсального метода, удовлетворяющего современным требованиям конструкторского проектирования.

В структуре проектирования сложной технической аппаратуры выделяют группы, этапы и иерархию этапов проектирования.

Иерархический подход - один из самых эффективных при проектировании СБИС, он задается функциональными блоками разливного уровня, поэтому этот подход еще называют блочно-иерархическим. Такой

поход к проектированию является неотъемлемой частью современного процесса автоматизации проектирования СБИС, он позволяет в каждом блоке решать соответственные задачи приемлемой сложности [17].

Проектирование современных СБИС включает следующие этапы, приведенные на рисунке 1.1 [1,3,13,14,19,21].

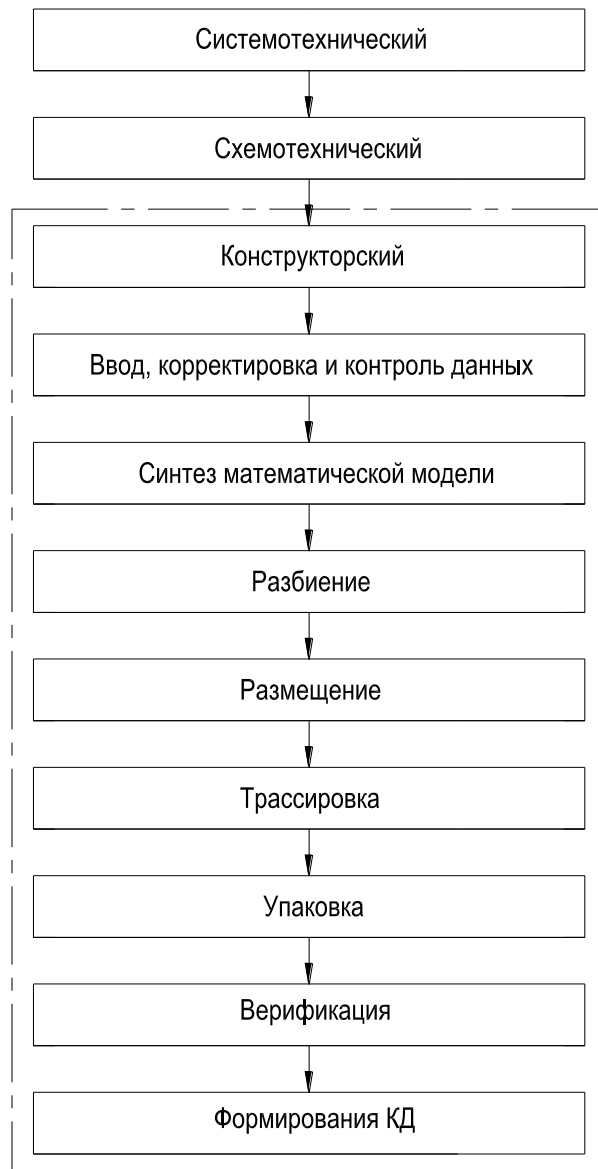


Рисунок 1.1 – Этапы проектирования СБИС

Системотехнический включает системное и структурное проектирование. На данном этапе выполняются процедуры моделирования и решаются проблемы разработки алгоритма функционирования СБИС.

Схемотехнический включает логическое проектирование, моделирование и контроль [1,3,13,14,19]. На данном этапе выполняются процедуры составления функциональных схем СБИС и решаются задачи логического синтеза, другими словами, производится выбор логических элементов и межсоединения [14].

Конструкторский включает техническое и топологическое проектирование [1,3,13,17,19]. Данный этап отвечает за качество и характеристики проектируемого объекта. На этом этапе решаются такие задачи как: ввод, корректировка и контроль данных; синтез математической модели; разбиение; размещение; трассировка; упаковка; верификация, а также формирование комплекта конструкторской документации (КД) [11-19].

В проектировании СБИС описанные задачи конструкторского проектирования являются актуальными и стоит задача разработки новых эффективных методов решения данных задач [3-12,20]. Решение этих задач повысит качество разрабатываемого объекта.

В современном производстве технологии проектирования СБИС находятся на достаточно высоком уровне, учитывая это, требования к быстродействию и размерам проектируемых объектов постоянно растут. В связи с этим автор отмечает необходимость эффективного решения задачи размещения компонентов СБИС, как одной из основных задач на этапе конструкторского проектирования, размерность и сложность которой увеличиваются каждый год [18,22].

Отметим, что на каждом этапе при проектировании выполняются одни и те же проектные процедуры, приведенные на рисунке 1.2 [1,6,10].

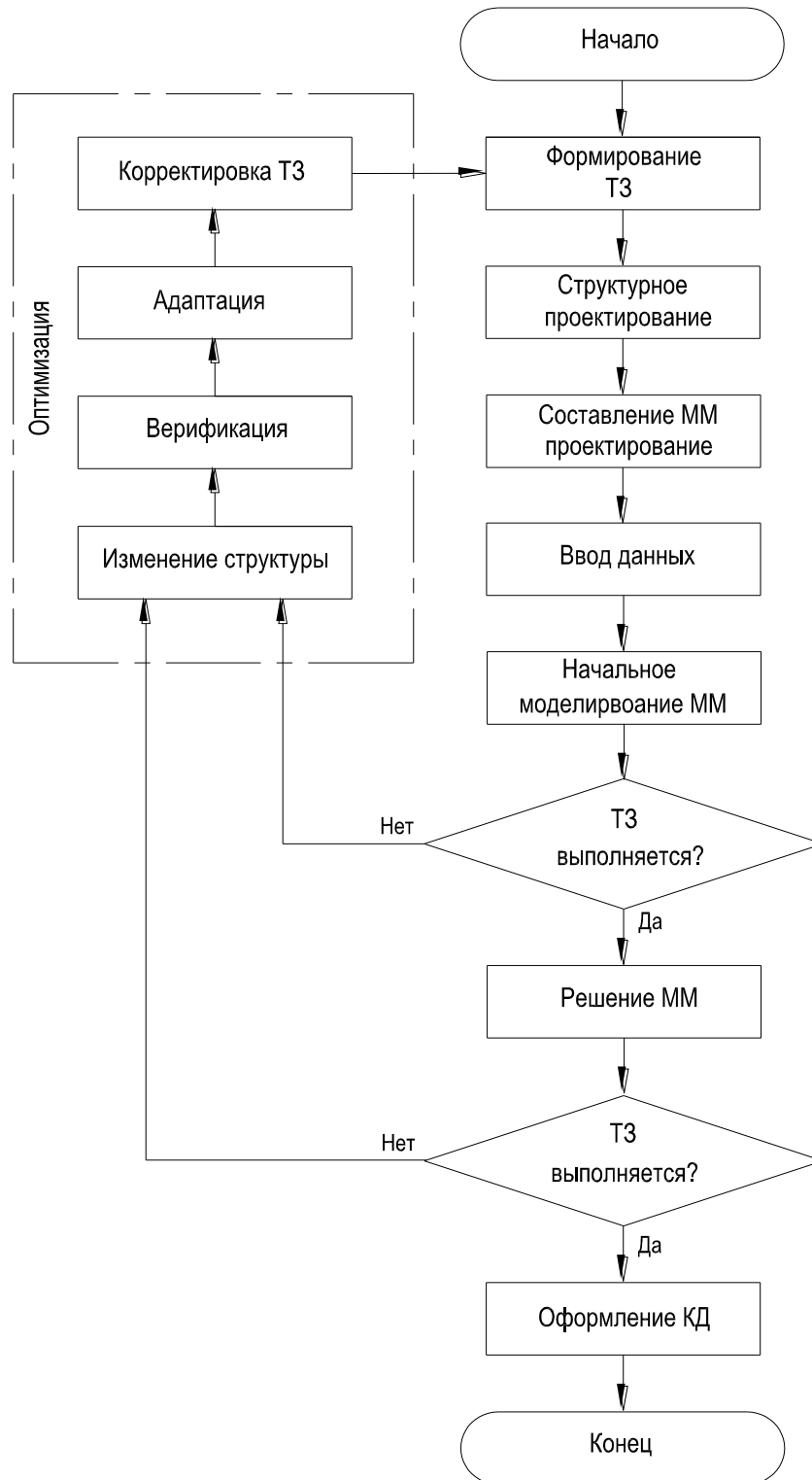


Рисунок 1.2 – Структурная схема выполнения проектных процедур

Опишем работу приведенной схемы более подробно. На начальном этапе задается ТЗ с требуемыми параметрами объекта проектирования. Далее выбирается начальный вариант структуры объекта проектирования (структурное проектирование). Затем производится построение ММ. Ввод

данных позволяет задать значения внутренних и внешних параметров объекта проектирования. Далее производится определение значений выходных параметров этого объекта. Выполняется проверка условий выполнения ТЗ (оценка значений выходных параметров) [14]. При невыполнении этого условия выполняется переход к блокам: верификации, адаптации и корректировка ТЗ, где выполняются оптимизационные процедуры. Поэтому возникает необходимость разработки новых оптимизационных методов и алгоритмов [14]. Выполнение оптимизационных процедур требуется только в особых случаях, т.к. это приведет к повышению затрат временных и мощностных ресурсов. После удовлетворения требованиям к выходным параметрам объекта проектирования выполняется оформление выходной документации [14].

В рамках проектирования СБИС необходима разработка новых эффективных методов и подходов с учетом новых быстро растущих требований к объектам проектирования. Поэтому решение задачи размещения является актуальной и важной проблемой, что подтверждается растущим спросом на новые эффективные технологии и высокие темпы роста производства СБИС.

Автором в диссертационной работе решается задача размещения компонентов СБИС, эта задача является NP-полной и входит в конструкторский этап проектирования [1,3,11-19].

1.2 Моделирование объектов и проектных процедур

Моделирование – процесс создания, исследования и использования моделей. В диссертационной работе автор использует математический метод. Под математическим моделированием понимается процесс установления соответствия данному реальному объекту некоторого математического объекта и исследование этой модели, позволяет получать характеристики рассматриваемого реального объекта [23].

Активное развитие технологий влечет за собой рост значения моделирования в системах автоматизированного проектирования. Особое значение в САПР СБИС занимают методы макро-моделирования и декомпозиции. Так как, иерархическая структура проектируемого объекта содержит относительно большое количество подобных компонентов.

Отметим, что компоненты на нижнем логическом уровне представляют собой достаточно большие группы. Здесь важно учитывать, что электрические параметры и характеристики логических компонентов задаются на этапе их проектирования и многократно применяются в процессе моделирования СБИС [23-25].

Современные комплексы САПР предназначенные для проектирования СБИС содержат полный комплекс инструментов разработки [1,6,19,22,23]. В проектировании СБИС моделирование объекта используется только при разработке БМК и их компонентов.

Для решения поставленных задач, как это отмечалось ранее, необходимо перейти к иерархической архитектуре проектирования. Упрощенная структура процесса моделирования представлена на рисунке 1.3 [1,3,19,20,26].

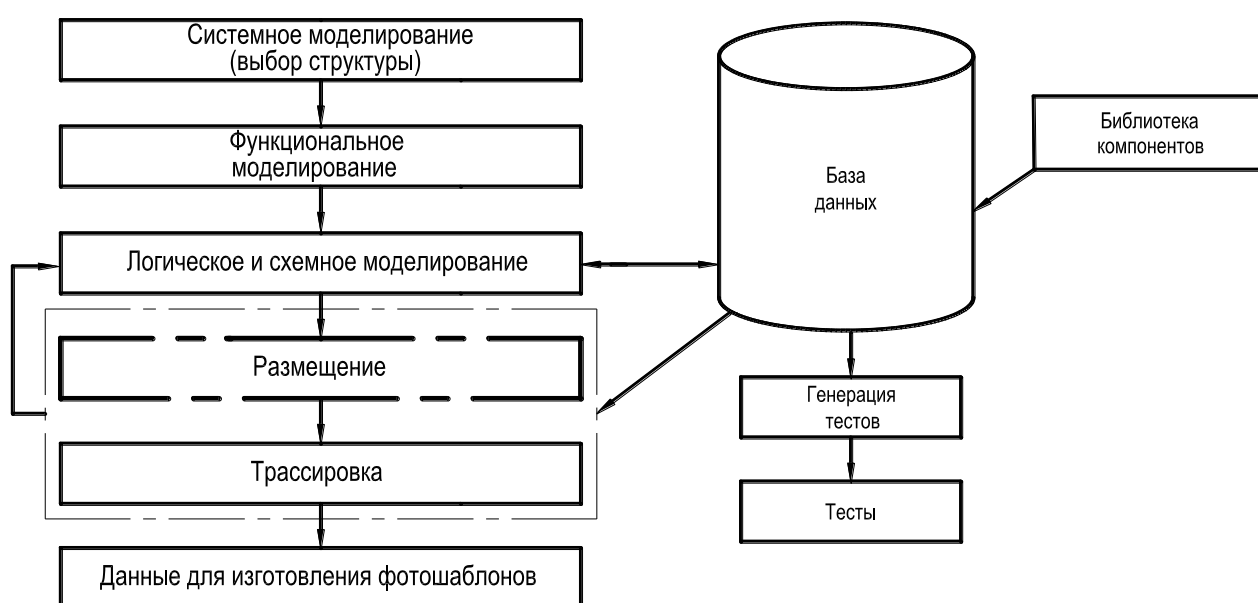


Рисунок 1.3 – Укрупненная структура процесса моделирования

Каждое описание функционально эквивалентно начальному, заданному алгоритму работы СБИС (техническим заданием) [26].

Отметим, что задача размещения, решаемая в данной диссертационной работе, является неотъемлемой частью процесса проектирования СБИС.

1.3 Постановка задачи размещения компонентов СБИС

Одним из основных требований при проектировании в задаче размещения компонентов СБИС является соблюдение совокупности правил, формирующих критерии квазиоптимального поиска. Конструкция БМК характеризуется особыми свойствами, и для успешного соблюдения правил проектирования необходимо их учитывать, так как они существенно влияют на итоговые решения в задаче размещения [1,6-12,27,28].

Критерий – признак, на основании которого производится оценка, определение или классификация понятий [2].

В процессе размещения компонентов СБИС за правило принимается: при реализации межсоединений предпочтение отдается вертикальным сегментам. Отметим, что с точки зрения экономии потенциальной площади области размещения, можно считать оптимальным решением использование вертикальных сегментов [7].

Линейные сегменты (ЛС) – это кратчайший путь межсоединений, который не содержит межслойных переходов и не занимает горизонтальных трасс. Приведенные высказывания подтверждаются и практическим опытом проектирования систем на кристалле [2,7].

Автор в диссертационной работе использует вектор критериев: суммарная длина межсоединений, а также критерий количества ЛС, так как в задаче размещения это один из основных требований при проектировании [3,13,18-20]. Пример линейных сегментов приведен на рисунке 1.4.

Отметим, что традиционный критерий – суммарная длина межсоединений, имеет прямую зависимость от критерия числа ЛС. Поэтому

при размещении компонентов СБИС появляется необходимость учитывать и критерий числа ЛС [7].

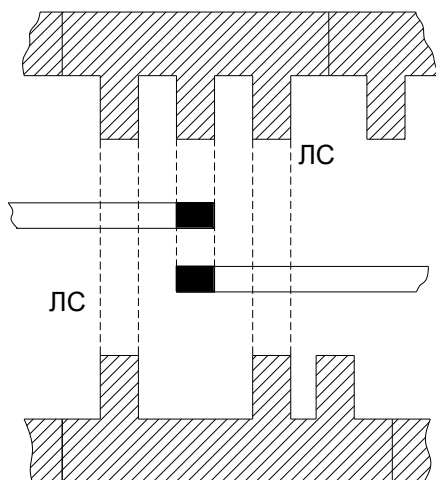


Рисунок 1.4 – Пример линейных сегментов

Для задачи размещения компонентов СБИС оценка критерия суммарной длины межсоединений должен стремиться к нулевому значению, а число ЛС - к бесконечности:

$$\lim_{K_l \rightarrow 0} f(K_l) = P_l, \quad (1.1)$$

$$\lim_{K_{ls} \rightarrow +\infty} f(K_{ls}) = P_{ls}, \quad (1.2)$$

где K_l – суммарная длина межсоединений, K_{ls} – число ЛС, P_l и P_{ls} – пределы функций $f(K_l)$ и $f(K_{ls})$ или значение останова соответственно.

Для построения единого критерия оптимальности используется свертка векторного критерия в скалярный. В рамках данной задачи используются аддитивные функции свертки, так как существенное значение имеют абсолютные значения критериев при выбранном векторе параметров проектирования.

Для объединения данных критериев в один скалярный вектор f_b задачи минимизации, критерий максимизации числа ЛС необходимо преобразовать в задачу минимизации путем умножения функции данного критерия на (-1) [28]:

$$f_B = \alpha f(K_l) + (\beta f(K_{ls}) \cdot (-1)), \quad (1.3)$$

где α, β – коэффициенты приоритета каждого критерия. Стандартное значение коэффициентов принимается в соответствии с методом равномерной оптимизации, при котором $\alpha = \beta$ и $\alpha + \beta = 1$ [13,17].

Далее рассмотрим основные необходимые условия квазиоптимального размещения:

Первое условие заключается в ограничении числа компонентов и транзитных трасс во всех линейках [7].

$$\sum_{i \in E} L_i + \langle (n_t - n_p) l_0 / p_0 \rangle \leq L, \quad (1.4)$$

где E – множество компонентов, которые уже содержатся в линейке; L_i – длина компонента i ; n_t – количество трасс, проходящих через линейку; n_p – совокупность проходов в компонентах линейки; l_0 – длина одной ячейки матрицы; p_0 – максимальное суммарное количество трасс, идущих через ячейку исходного кристалла; L – длина одной линейки.

Второе условие заключается в ограничении количества n_s трасс, которые проходят через вертикальное сечение s [3,7,13-20,23]:

$$n_s \leq n_{max}, \quad (1.5)$$

где n_{max} – совокупность горизонтальных магистралей.

Для квазиоптимального размещения необходимо, чтоб второе условие выполнялось для всего множества сечений кристалла.

Далее рассмотрим представление искомой схемы в виде графа.

Схема межсоединений компонентов представлена на рисунке 1.5, ее представление в виде графа показано на рисунке 1.6, цифрами на рисунке указан вес $\omega \neq 1$ каждого ребра V .

Допустим, что задана некая цепь компонентов m , то эту цепь можно представить в виде модели, которая требует равномерного расположения компонентов относительно друг друга.

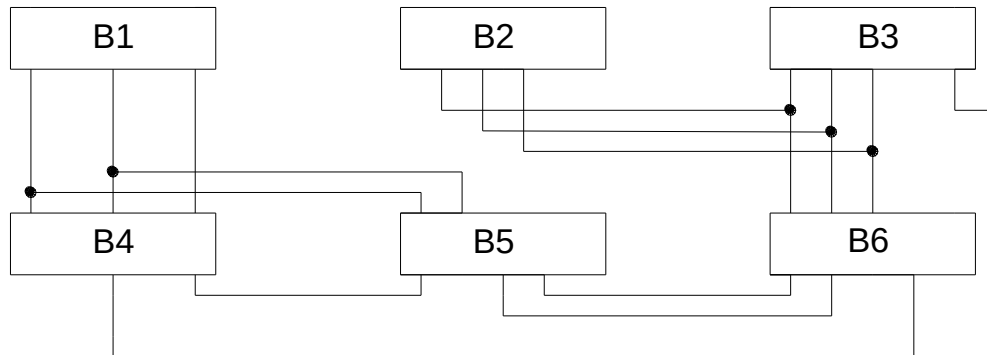


Рисунок 1.5 – Схема межсоединений компонентов

Отметим, что размещение заданных компонентов m в формате линейной цепочки (один компонент за другим), обеспечивает удовлетворения критериев суммарной длины межсоединений, так и количества ЛС [18-20,23].

Из этого следует, что необходимо до этапа размещения сформировать структуру цепей, чтобы на этапе размещения получить квазиоптимальные значения критерия числа ЛС. С другой стороны, изложенное выше можно представить, как дерево задачи определения модели схемы.

Инициализация такой модели, с учетом максимизации количества параллельных ребер дерева, позволяет реализовать максимальное количество пар параллельных ребер в виде линейных сегментов, следовательно создаются условия для квазиоптимальных размещений. Далее рассмотрим реализацию модели на примере.

В диссертационной работе модель площадки для размещения представляет собой метрическую площадь, в которую добавляются готовые конструкции, спроектированные на предыдущих этапах проектирования. В соответствии с иерархической структурой плоскость площадки кристалла делится на элементарные монтажные пространства, габаритные размеры монтажных пространств зависят от шага между проводниками в соответствующем направлении. Обычно элементарные монтажные

пространства кристалла площадки задаются как множество квадратов на плоскости кристалла. Элементарные монтажные пространства соответствуют своим вершинам графа решетки [29,30]. Два монтажных пространства соединяются ребром, если между ними есть возможность проложить трассу для межсоединений с учетом заданных критериев. Модель монтажного пространства схемы межсоединений компонентов (рисунок 1.5) показан на рисунке 1.6.

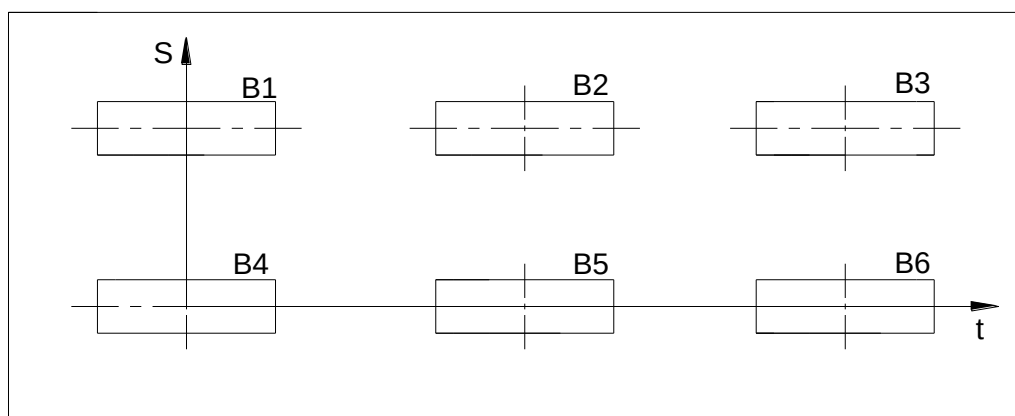


Рисунок 1.6 – Модель монтажного пространства

Расстояние между вершинами вычисляется по формуле [7,29,30]:

$$d_{i,j} = (S_i - S_j)^a + (t_i - t_j)^a, \quad (1.6)$$

где a - коэффициент, которой задается лицом, принимающим решение (ЛПР), $a=1 \div 4$ в зависимости от сложности решаемой задачи.

Совокупность взвешенных длин межсоединений [20,28]:

$$F(a) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N r_{i,j} d_{i,j} + \sum_{i=0}^N h_i m_i, \quad (1.7)$$

где, $d_{i,j}$ – расстояние между искомыми компонентами; $r_{i,j}$ – число ребер, соединяющих вершины; $h_i m_i$ – обозначение ряда (вертикальный и горизонтальный ряд соответственно) для размещения компонента, в котором размещается компонент [14]. Координатные оси S, t определяют координаты искомых компонентов в монтажном пространстве.

Определение модели для монтажа (рисунок 1.7) каждого следующего компонента должно вести к минимизации заданных критериев. Учитывая заданные критерия суммарной длины межсоединений и числа ЛС можно использовать часть «цены назначения» i -го компонента в функциональную позицию, в качестве оценки качества позиции, что даст возможность отразить сумму длин межсоединений с ранее размещенными компонентами. Что выражается формулой [30]:

$$F_i^f = \sum_{j \in J_k} r_{i,j} d_{f,t(j)} + h_i m_i, \quad (1.8)$$

где $t(j) \in T_k$ – индекс позиции j -го размещенного компонента.

Для размещения i -го компонента в наборе невоastreбованных позиций используется та, которая отвечает условию [13,28-31]:

$$\min_{f \in \overline{T_k}} \left\{ \sum_{j \in J_k} r_{i,j} d_{f,t(j)} + m_j h_i \right\} \quad (1.9)$$

где общее количество размещенных компонентов J_k , соответственно неразмещенных $\overline{T_k}$; множества занятых T_k и невоastreбованных позиций $\overline{T_k}$.

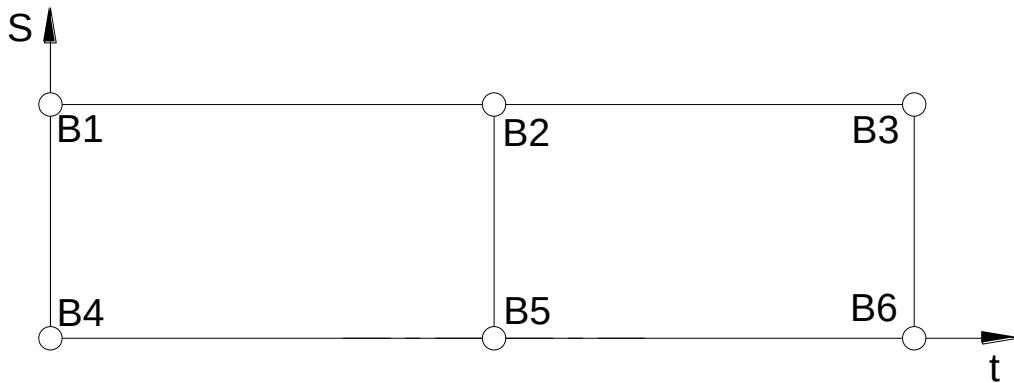


Рисунок 1.7 – Модель области для размещения

Когда инициализация схемы окончена, запускается поиск предварительного размещения компонентов в соответствующих позициях, для этого необходимо использовать точное представление каждого компонента.

Для предложенной архитектуры кристалла ЛС являются приоритетными при реализации межсоединений. Удовлетворяющим результатом размещения будет тот, в котором больше число ребер расположено вертикально. Это позволяет найти новое решение с сохранением первоначального циклического порядка при этом большая часть ребер будет иметь вертикальное расположение [7,31].

Модель межсоединений (рисунок 1.5), представленная в виде графа G показана на рисунке 1.8, где цифрами заданы веса $\omega \neq 1$ ребер V . Предварительное размещение показано на рисунке 1.9 (а) и его проекция рисунок 1.9 (б), где большая часть ребер имеют направление близкое к вертикальному.

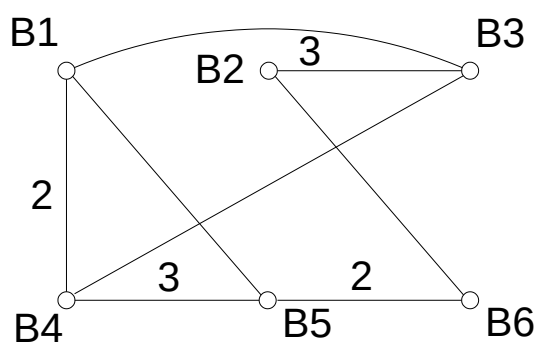


Рисунок 1.8 – Граф G

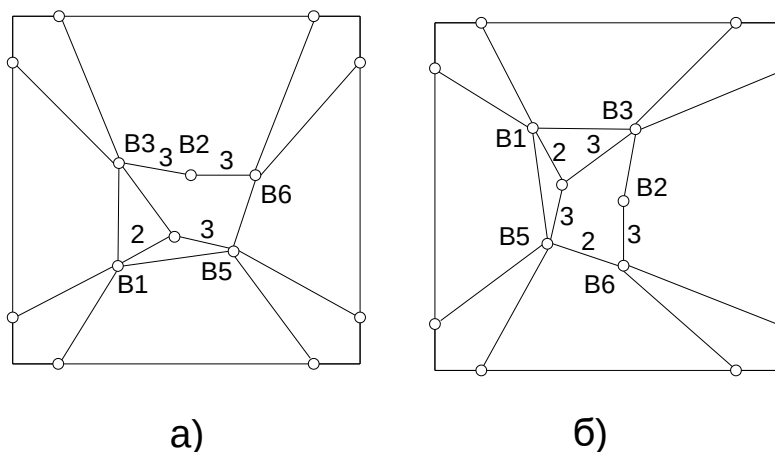


Рисунок 1.9 – Результат начального размещения (а) и его проекция (б)

Метод начального размещения основывается на последовательно - случайном подходе. На каждом шаге проводится размещение либо одного компонента, либо функциональной группы компонентов, которые образуют

«вертикальную цепочку». Для рассматриваемой модели межсоединений (рисунок 1.5), на первом этапе размещается группа компонентов B5, B4, B1, а на втором этапе – B6, B2, B3.

Оптимизация полученного варианта размещения выполняется с учетом критериев числа линейных сегментов и суммарная взвешенная длина межсоединений. Причем контроль ограничений достаточно проводить лишь в сечениях, проходящих через компоненты.

1.4 Классификация и анализ методов размещения компонентов СБИС

Для решения поставленной в диссертационной работе задачи рассматриваются эвристические методы поиска квазиоптимальных решений [3,9,13,28,32-43].

Условная классификация методов, направленных на решения поставленной задачи представлена на рисунке 1.10. В этой классификации автор объединил методы, которые способны учитывать требования конструкторских задач [3,12,20,28,30-57]. Приведенные методы делятся на три основные группы.

Выделим первую группу, которая содержит случайные, комбинированные, точные и эвристические методы. Кратко рассмотрим каждый класс.

Первый из группы рассмотрим метод случайного поиска, который основывается на применении статистических экспериментов. Принцип работы: выполняются инициализация случайного альтернативного набора решений, далее процесс размещения с запоминанием лучшего решения относительно заданных критериев. Алгоритм работает пока не будет пересмотрены все альтернативные решения.

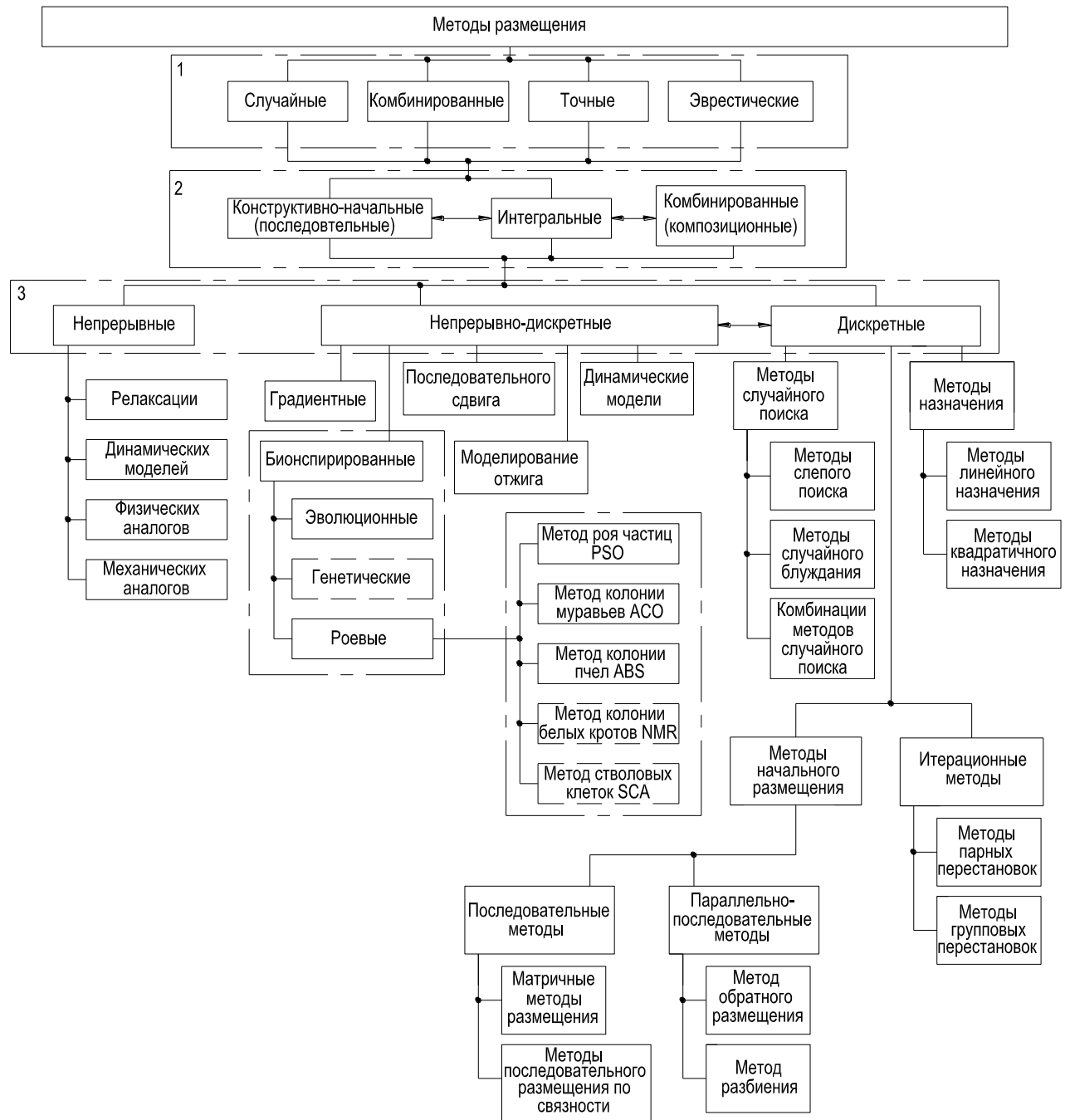


Рисунок 1.10 – Условная классификация методов размещения

В многих задачах проектирования могут применяться комбинированные подходы, в том числе случайного и направленного поиска. Комбинации могут быть различными по структуре и содержать разные подходы. Наиболее распространены комбинации с методами: моделирования отжига, релаксации, групповых и парных перестановок и т.д. [30,35-38,55].

Далее рассмотрим точные методы, к которым чаще всего относят группы методов полного перебора и метод ветвей и границ [24,56]. Основной

идеей данных методов является то, что совокупность всех альтернативных решений делится на группы (подмножества), где в каждом по отдельности проводится поиск. Алгоритм продолжает поиск пока в каждой группе не будет найдено квазиоптимальное решение. Сложность лежит в диапазоне $\gamma = O(n^2) \div O(n^5)$. Важным представителем этой группы является метод полного перебора. Данный метод использует полный перебор возможных вариантов решения заданной задачи. Он позволяет всегда получать глобальный оптимум, но работает только с ограниченным числом элементов $n < 50$ [14].

Эвристические методы используют правила, которые характеризуют заданные критерии, коэффициенты, которые вносит ЛПР, количества итераций и т.д. Преимущество эвристических методов заключается в том, что они быстро выходят на локальный оптимум и могут выйти из него продолжив поиск. Что позволяет значительно расширить область поиска [55-59].

Далее выделим вторую группу. Основные классы, которые она содержит: последовательные, интегральные и композиционные [56].

Последовательные методы [53-60]. Общая идея последовательных методов: случайным образом задается набор альтернативных решений, далее весь набор разбивается на подмножества неразмещённых компонентов. Локально в каждом новом наборе выбирается один компонент, который соответствует квазиоптимальному размещению в соответствии с заданными критериями. При большом количестве компонентов данные алгоритмы имеют оценку вычислительной сложности $\gamma = O(n) \div O(n^2)$. Алгоритмы этой группы относительно просты при их реализации. Их основной характеристикой можно считать низкую вычислительную сложностью, соответственно они отличаются от аналогов низким качеством найденного решения.

Рассмотрим интегральные методы [53-66]. Методы данного класса хорошо работают с уже обработанными решениями на начальном этапе. Интегральные методы описывается следующим образом: инициализируется

некоторый набор компонентов, которые необходимо переместить для оптимизации заданного критерия. Для каждого подмножества выбираются соответствующие компоненты для перемещения. Процесс перестановок имеет итерационный характер, пока идет процесс поиска. Интегральные методы отличаются высокой точностью и низкой скоростью поиска. Сложность класса лежит в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^3)$.

Различные комбинации совместной работы последовательных и интегральных методов формирует группу комбинированных (композиционных) методов. Данные методы позволяют сбалансировать поиск применив различные комбинации методов. Что позволят минимизировать недостатки рассмотренных методов.

Далее выделим третью группу. Рассмотрим основные классы: непрерывные, непрерывно - дискретные и дискретные [55-68].

В классе непрерывных методов основополагающим выделяют метод силовой релаксации. Основная идея в механическом моделировании различных процессов. Компоненты представляются набором точек в рабочей области, на которые воздействуют различные силы, в том числе сила притяжения, она зависит от расстояния между искомыми точками. Так же основной воздействующей силой выступает отталкивание, которая дает возможность относительно равномерно разместить эти точки в пространстве. Методы этого класса отличаются способностью эффективного размещения компонентов, но эффективность ограничена количеством компонентов, в частности сотнями компонентов. Сложность класса в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^4)$.

Далее рассмотрим класс непрерывно - дискретных методов. Данный класс методов основывается на математическом или физическом моделировании различных процессов [11,12,28,56].

Методы градиента [52-54,64,67] и моделирования отжига [56,58,68] можно ассоциировать с приближенно-точными методами оптимизации.

Данные методы позволяют получать квазиоптимальные решения, но при вычислении используют завышенную вычислительную мощность и эффективно работают только с числом компонентов в пределах тысячи, что неприемлемо для решаемой задачи размещения. Сложность методов лежит в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^5)$.

Биоинспирированные методы [25,30,53-59] основываются на моделировании естественных процессов в живой природе. Данная группа характеризуется случайным, направленным и комбинированным поиском. При комбинации подобных методов чаще всего используется параллельный режим поиска, позволяющий расширить область поиска и соответственно получить квазиоптимальные решения с приемлемыми вычислительными затратами за полиномиальное время. Сложность методов класса в пределах $\gamma = O(n \cdot \log(n)) \div O(n^2)$.

Класс биоинспирированных методов делится на методы: эволюционный, генетический и роевой. Кратко рассмотрим методы данного класса.

Эволюционные методы основываются на моделировании процесса эволюции в естественной среде [17,42,55,58,63-68]. Группа данных методов отличается эффективностью работы в задачах с повышенной сложностью и размерностью. Что позволяет получать квазиоптимальные решения с приемлемыми вычислительными затратами за полиномиальное время. Характерным недостатком этой группы методов является быстрая сходимость, за счет этого метод часто попадает в локальный оптимум и не может из него выйти, что вызвано использованием стандартных операторов. Сложность методов находится в пределах $\gamma = O(n \cdot \log(n)) \div O(n^2)$.

Генетические методы – это эвристический поисковый инструмент, основанный на принципах естественной генетики [13]. Данные методы часто оперируют механизмом селекции на основе принципа естественного отбора.

Данная группа методов обладает достаточной гибкостью, чтобы преодолевать попадание в локальные оптимумы. Основным недостатком методов этой группы является ограничения на работу с задачами малой размерности [30,57,59]. Сложность методов лежит в пределах $\gamma = O(n \cdot \log(n)) \div O(n^2)$.

Роевые методы – это последовательный переход из случайного набора альтернативных решений в набор квазиоптимальных решений. Данные методы основываются на случайном, направленном и комбинированном принципах поиска. Применение данных методов позволяет расширить область поиска без значительных временных потерь, минимизировать сходимость в локальный оптимум, использовать в последующих итерациях информацию, полученную на этапах ранее [53-59]. Данные методы не могут выйти из стагнации при решении задач большой размерности, поэтому у данных методов временная сложность лежит в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^3)$.

К роевым методам биоинспирированной оптимизации относятся [30,45,57,59,63-74]: рой частиц (PSO), муравьиная колония (ACO), пчелиная колония (ABS), колония кротов (NMR), набор стволовых клеток (SCA) и т.п. Рассмотрим некоторые из них более подробно.

Рассмотрим метод биоинспирированной оптимизации основанный на принципе колонии кротов (NMR) [70,71].

Метод колонии кротов (NMR) – эффективный эвристический метод оптимизации, который основывается на анализе социального поведения кротов в большой колонии. Суть метода заключается в организованном поиске пищи кротами - агентами, где королева принимает решение о перспективности расположение пищи (решения). Так же данный алгоритм содержит вторую функцию, это защита колонии, агенты с низкой оценкой ЦФ определяются на каждой итерации и рассматриваются как захватчики и исключаются из процесса реализации (то есть не рассматриваются как члены всей колонии). Метод колонии кротов относится к классу методов непрерывно-дискретной

оптимизации, соответственно параметры ЦФ изменяются с течением времени непрерывно [71]. Для преобразования данного метода в непрерывно-дискретную форму оптимизации используется модель графа, где вершины представляются как множество кротов – агентов, тогда ребра графа отражают значения ЦФ.

Рассмотрим достоинства метода. В процессе решения конструкторских задач методом колонии кротов растет объём информация обо всех кротах – агентах и о популяции в целом, а не только о предыдущих итерациях. Рассматриваемый метод имеет слабую зависимость от качества начального набора альтернативных решений. Отметим способность метода работать в динамической информационной среде.

Рассмотрим недостатки метода. В процессе работы алгоритма на основе метода моделирования колонии кротов полностью не исключается возможность попадания алгоритма в локальный оптимум. На работу данного метода имеет большое влияние изначальные параметры и их изменения в процессе работы алгоритма, поэтому следует уделять внимание уточнению параметров работы алгоритма в процессе его работы. Приемлемые параметры работы алгоритма определяются, как правило, экспериментальным путем.

Рассмотрим метод биоинспирированной оптимизации основанный на модели набора стволовых клеток (SCA) [75].

Рассматриваемый метод похож на другие методы оптимизации данной группы в том, что он основан на популяции и идее эволюционного процесса, но отличается тем, что использует минимальные ограничения и простую реализацию по сравнению с алгоритмами в рассматриваемой группе. Метод основан на способности эмбриональных стволовых клеток делиться и становиться полноценным органом. Отметим, что алгоритм имеет положительную особенность выходить за пределы локальных оптимумов.

Рассмотрим достоинства метода. Метод стволовых клеток дает возможность расширить границы поиска; минимизировать случаи преждевременной сходимости алгоритма в локальный оптимум и тем самым,

повысить качество получаемого набора решений. Такой метод отличается простотой реализации по сравнению с алгоритмами данной группы [63-75].

Рассмотрим недостатки метода. Поиск методом стволовых клеток, как правило позволяет найти квазиоптимальные решения, но при этом, время работы алгоритма превышает заданные ограничения.

Далее рассмотрим класс дискретных методов [53-59]. Данные методы основываются на представлении дерева решений в форме иерархической архитектуры. Все алгоритмы данного класса отличаются тем, что имеют оригинальный алгоритм движения по дереву решений, так же могут применяться различные приемы декомпозиции задачи [11,12,55,56]. Методы данного класса имеют недостаток, выраженный в неразвитом механизме выхода из локальных оптимумов при проходе по дереву решений. Рассмотрим некоторые из них более подробно.

Группа методов случайного поиска основана на принципе случайных назначений Монте-Карло [58], что позволяет повысить качество набора решений посредством жестко заданного параметра погрешности.

Алгоритмы, на основе таких методов, оптимально работают при количестве компонентов в диапазоне от 100 до 1000, что неактуально для современных конструкторских задач. Данные методы применяются для задач малой размерности, в частности, для задач формирования начального набора решений. Сложность методов лежит в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^5)$.

Одним из представителей данной группы является метод слепого поиска [56,58,63-67]. Метод основан на случайном выборе места размещения из общего незанятого пространства площади. На этом месте размещается компонент, очередность начинается с начала спецификации компонентов. Поочередно все компоненты со спецификации на таком же принципе размещаются на свободном пространстве. Критерием останова алгоритма является перебор всех компонентов, предусмотрено окончание алгоритма при нехватке рабочего пространства для размещения.

Существует модифицированный метод слепого поиска, который называется – метод случайного блуждания [58]. Суть модификации заключается во введении критериев вычисления целевой функции, что позволяет значительно снизить количество рассматриваемых позиций под размещения. Сложность методов лежит в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^3)$.

Далее рассмотрим методы назначения [11,12,28,53-59]. Появлению данной группы методов поспособствовало развитие современных вычислительных машин и программного обеспечения. В данную группу методов входят: линейного назначения и квадратичного назначения. Метод линейного назначения основан на принципах теории Штейнберга. Качественные показатели алгоритма на основе рассматриваемого метода зависят от содержания матрицы смежности, в частности от количества нулей. Метод квадратичного назначения основывается на применении нелинейного подхода в программировании, обычно используется метод ветвей и границ. Временная сложность находится в пределах $\gamma = O(n) \div O(n^2)$.

Далее рассмотрим класс методов начального размещения: последовательные и параллельно-последовательные группы [53-59,76-78].

В группе последовательных методов основными ориентированными на решение поставленной задачи представителями являются и методы последовательного размещения по связности. Матричный подход основывается на специальной заранее инициализированной матрице назначения [20]. Значения матрицы характеризуют каждый компонент по целевой функции, что и является решающим фактором при выборе приоритета размещения во множестве компонентов. Последовательный подход по связности опирается при выставлении приоритета размещения на вычислении меры связности еще не использованных компонентов с уже выбранными. Количество связей между компонентами наполняют исходную матрицу назначений, тем самым определяют меру связности. Временная сложность находится в пределах $\gamma = O(n) \div O(n^2)$.

В группе последовательно-параллельных методов основными представители являются метод обратного размещения и параллельно-последовательный алгоритм разбиения [13,53-59,77]. Такой подход основан на начальной оценке каждого компонента альтернативного решения. На основе данных оценки сортируется массив из компонентов и далее размещаются компоненты в приоритете согласно сортировке. Метод разбиения на основе параллельно-последовательной структуры основывается на делении исходной принципиальной схемы на части в виде линеек. Далее задача решается уже в отдельных линейках. Временная сложность методов в данной группе находится в пределах $\gamma = O(n^2) \div O(n^3)$.

Далее рассмотрим класс итерационных методов [16,20-22,56]. Далее класс включает методы парных и групповых перестановок. Методы данного класса подразумевают работу с уже отсортированным первоначальным размещением размещения компонентов СБИС. Парные или групповые перестановки элементов проводят на начальном альтернативном наборе решений. Далее на каждой итерации алгоритма вычисляется значение целевой функции для популяции [57]. Процесс продолжается, пока не достигнет одного из критериев останова. Процесс поиска у данного класса достаточно быстрый, но не отличается качеством решений, из-за частых попаданий в локальный оптимум [3,13,28,57]. Временная сложность методов в данном классе находится в пределах $\gamma = O(n \cdot \log(n)) \div O(n^2) \div O(n^2 \cdot \log(n))$.

Проведенный анализ методов, ориентированных на решение задачи размещения компонентов СБИС, позволяет определить, что при решении поставленной задачи, теоретически возможно получение глобального оптимума. С другой стороны, рассмотренные классы методов на практике не могут гарантировать получение глобального оптимума за полиномиальное время, а также не исключают заикливания алгоритмов. Рассматривая данные факты, можно сделать вывод о неэффективности стандартных подходов для реальных задач большой размерности, в частности задачи размещения

компонентов СБИС. В связи с этим в работе будут анализироваться и разрабатываться одни из эффективнейших подходов к поиску, а именно методы, инспирированные природными системами.

1.5 Краткие выводы

1. Рассмотрены основные этапы проектирования СБИС и систем на кристалле, проведен анализ состояния проблемы и возможных перспектив решения задачи размещения компонентов СБИС. Обозначены основные проблемы, возникающие в конструкторском проектировании СБИС.

2. Сформулирована постановка задачи размещения компонентов СБИС. Оптимизация полученного варианта размещения выполняется с учетом вектора критериев, а именно: число линейных сегментов и суммарная взвешенная длина межсоединений.

3. Рассмотрена классификация и проведен сравнительный анализ существующих методов и алгоритмов размещения. Выявлены их достоинства и недостатки.

4. На основе проведенного анализа для эффективного решения задачи проектных процедур проектирования СБИС в диссертационной работе автор предлагает использовать методы эволюционного моделирования и биоинспирированного поиска, а также комбинирование и распараллеливание упомянутых методов.

2 РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ БИОИНСПИРИРОВАННОГО ПОИСКА И АРХИТЕКТУРЫ РАЗМЕЩЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ СБИС

2.1 Методологическая основа биоинспирированной оптимизации

Для получения наилучших и качественных решений при решении задачи размещения компонентов СБИС стали исследоваться и широко применяться современные эвристические подходы. Эти подходы основываются на моделировании процессов развития естественных систем и составляют отдельный класс методов биоинспирированной оптимизации [53-59].

Основываясь на работах [3,13,28,40,53-81], можно отметить, что использование эвристических методов позволяет получать наборы квазиоптимальных решений за полиномиальное время. Обобщенная классификация методов оптимизации представлена на рисунке 2.1. Применение эвристических методов обусловлено тем, что априори невозможно определить набор оптимальных методов решения поставленной задачи. Это приводит к негарантированному нахождению глобального экстремума. В число таких методов входят методы роевого интеллекта, эволюционные, и др.

Основным преимуществом применения эвристических методов является возможность оценки множества инициализированных решений, в то время как известные поисковые методы могут работать с одним решением.

В алгоритмах биоинспирированной оптимизации применяются различные понятия: бактерии, муравьи, светлячки, пчелы, обезьяны, кроты, стволовые клетки и др. Для обобщения и систематизации основных понятий автор предлагает заменить обозначения членов популяции на общий термин «агент».

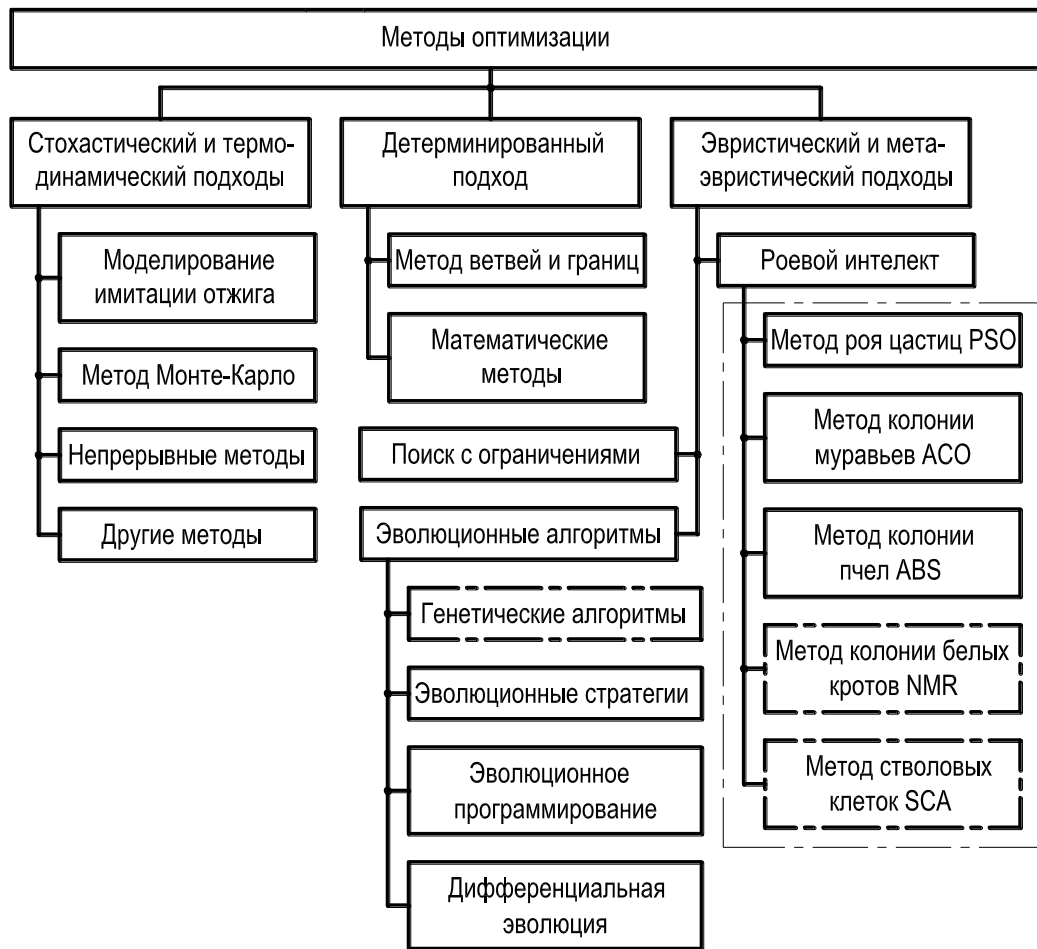


Рисунок 2.1 – Методы оптимизации

Рассмотренная классификация учитывает все методы биоинспирированной оптимизации, что позволяет генерировать новые, комбинированные и модифицированные варианты биоинспирированных алгоритмов [55].

Члены популяции (агенты) в различных методах биоинспирированной оптимизации содержат один набор характеристик: автономность, стохастичность, коммуникабельность, ограниченность представления и децентрализация. Автономность каждого агента позволяет им перемещаться независимо друг от друга. Свойство стохастичности подразумевает случайные изменения направления в блоке миграции агентов. Коммуникабельность – агенты популяции имеют возможность меняться друг с другом данными о оптимизируемой целевой функции. Каждый агент популяции способен собирать данные только об исследуемом участке рабочей области, а также, об

возможном нахождении других агентов в его области поиска. Децентрализация отражает отсутствие управляющего агента в целом.

Отличие биоинспирированных методов поисковой оптимизации от других классических методов состоит в следующем [3,13,28,55,65,66]:

- реализация поиска квазиоптимального решения с помощью оптимизации случайного множества решений. Это преимущество дает возможность получить новые квазиоптимальные решения на основе уже полученных;
- каждое решение кодируется и заносится в структуру, это может позволить ускорить процесс обработки данных, т.е. увеличится быстродействие поиска;
- использование алгоритмов выживания сильнейшего в исследуемом пространстве, это повышает разнообразие множества решений;
- использование вероятностных правил во всех блоках обработки решения, позволяет вносить в биоинспирированный поиск случайные элементы. Это преимущество частично решает проблему попадания в локальный оптимум.

Выходными данными большинства генетических и биоинспирированных методов является набор квазиоптимальных решений. Чтобы получить квазиоптимальных набор решений применяют критерии окончания поиска. Основные из них: нахождение глобального значения ЦФ, время работы алгоритма и число генераций алгоритма [59,65,66]. Если оптимум ЦФ не задан изначально, то критерием выступает время вычислений или число итераций алгоритма. Оптимальным условием для окончания поиска считается сумма значений ЦФ и времени вычисления в совокупности с количеством итераций алгоритма [13,63,65,66].

Гибридные и комбинированные архитектуры позволяют создавать новые эффективные механизмы поиска квазиоптимальных решений. Используя несколько методов, представляется возможным объединить их положительные качества, что позволит находить приемлемые по качеству

решения задач конструкторского проектирования за полиномиальное время, а также исключить заикливание процесса решения в области локальных оптимумов. В то же время использование методов из разных классов дает возможность компенсировать недостатки достоинствами других методов.

При проектировании современных СБИС на БМК стандартные методы оказываются оправданными только в немногих частных случаях. Поскольку современные схемы имеют высокую плотность компонентов, число компонентов СБИС может достигать сотен миллионов и вручную невозможно получить качественное решение задачи размещения. Большая размерность поставленной задачи определяет необходимость применения иерархического подхода к решению задачи разрешения [3-14].

В реальных условиях задачи конструкторского проектирования СБИС имеют повышенную размерность, обусловленную высокой степенью детализации описаний, инициализированных на функциональном этапе проектирования [20].

Рассмотрим пример применения иерархического подхода при проектировании СБИС. Задана схема СХ000 (рисунок 2.2 (а)), содержащая две подсхемы СХ010, СХ020. Каждая последующая подсхема так же содержит две подсхемы (рисунок 2.2 (б), (в)).

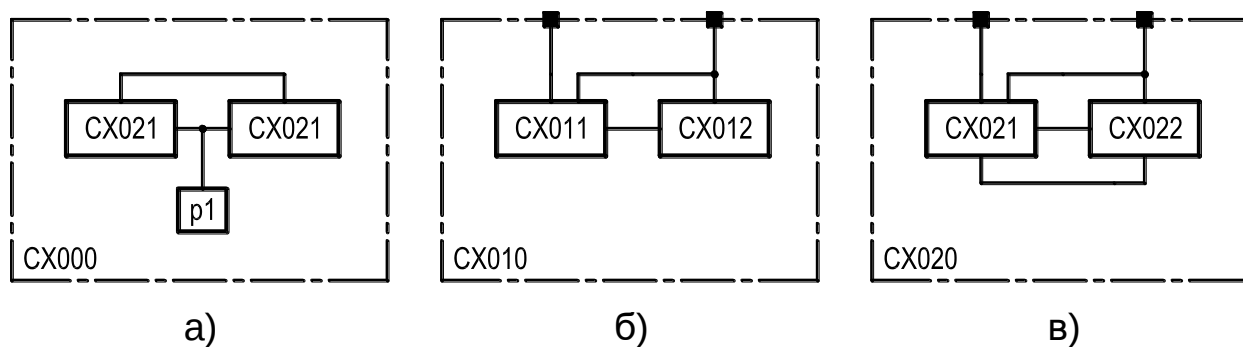


Рисунок 2.2 – Иерархическое представление схемы

Полная схема представлена на рисунке 2.3. Для работы с моделью структурной схемы необходимо перейти от схемного представления к абстрактному виду ММ.

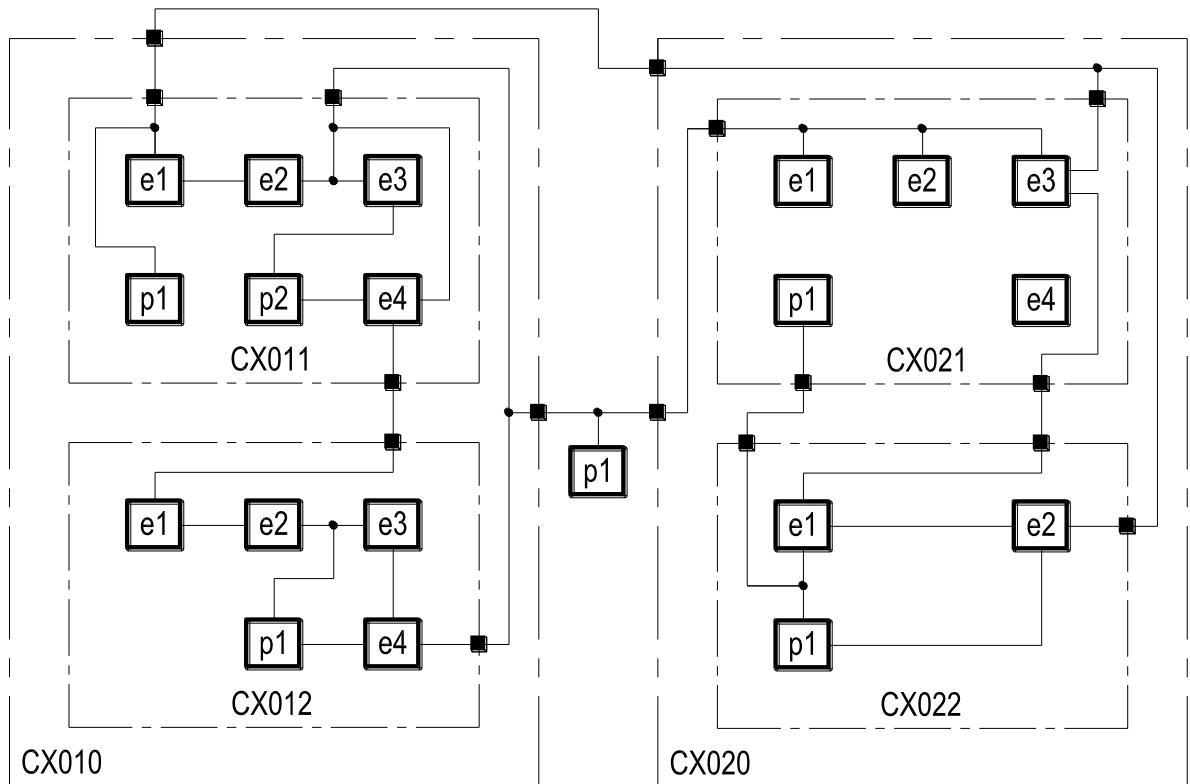


Рисунок 2.3 – Структура схемы

Согласно [30,31], графовая модель способна в большей степени отобразить характеристики проектируемой схемы, что будет способствовать увеличению качества итогового решения. В связи с этим в диссертационной работе предлагается использовать графы различного вида в качестве приемлемой ММ [29-31]. Использование аппарата теории графов дает возможность проектировать абстрактные ММ, что позволяет разрабатывать эффективные методы проектирования и применять их в системах автоматизированного проектирования.

Известный метод перехода от начальной структуры схемы к графу основан на сортировке компонентов схемы в соответствии с ребрами искомого графа [15,48-50]. Межсоединения компонентов представляются в графе его вершинами. Данный метод активно применяется в анализе и верификации схем. В рамках решения задачи размещения компонентов СБИС данный подход представляется как переход к графу $S1(T, K)$. При этом в графе $S1$ компоненты схемы представляются вершинами $t \in T$, а межсоединения

компонентов – ребрами $k \in K$. Применив данный метод к схеме на рисунке 2.3, получим форму ММ, которая представлена на рисунке 2.4.

В исходном описании схемы содержатся сведения о позиционных номерах компонентов и их межсоединений. Описание схемы может быть задано изначально, инициализировано разработчиком в ходе проектирования, либо сформироваться автоматически в среде САПР.

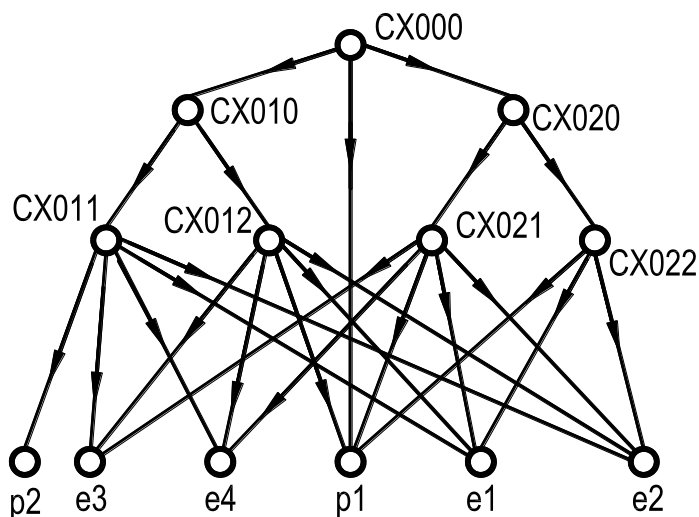


Рисунок 2.4 – Граф $S1(T, K)$ полной структуры схемы

Описание проекта также содержит и дополнительные критерии, которым должен удовлетворять итоговый вариант решения, такие как: суммарная длина межсоединений, число ЛС и т.п. [7].

При построении графа (рисунок 2.4) использовался подход, когда компоненты соответствуют вершинам графа и обозначаются именами соответствующих компонентов схемы. Такое отображение схемы показывает имена компонентов схемы, но не в полной мере отображает полную схему, так как, не способно отобразить наличие однотипных компонентов. В рамках конструкторской задачи размещения компонентов СБИС графовая модель является недостаточно информативной. Модель графа подразумевает соединение двух вершин одним ребром, а схема СБИС может содержать множество компонентов, которые имеют соединения между собой [13-20].

В графе $S1$ каждой вершине может соответствовать множество практически разных компонентов, что потребует преобразовать граф $S1$,

чтобы его вершины однозначно соответствовали компонентам схемы. В связи с этим граф $S1$ представляется в виде дерева поиска (граф D).

Граф D (рисунок 2.5) имеет структуру дерева, где листья соответствуют компонентам схемы, корень – всей схеме, а вершины соответствуют каждой подсхеме. Вершины графа D принимают индивидуальные номера, так как в схеме, возможно, присутствуют компоненты с одинаковыми именами. В данном случае граф D получен из графа $S1$ путем описанных последовательных преобразований. Процедуру преобразования проходит каждая вершина v , содержащая m ребер ($m \geq 2$). Потомки вершины v образуют подграф, дублирующийся m раз, и полученному подграфу S_v присваивается имя подсхемы, совпадающее с меткой входящего ребра.

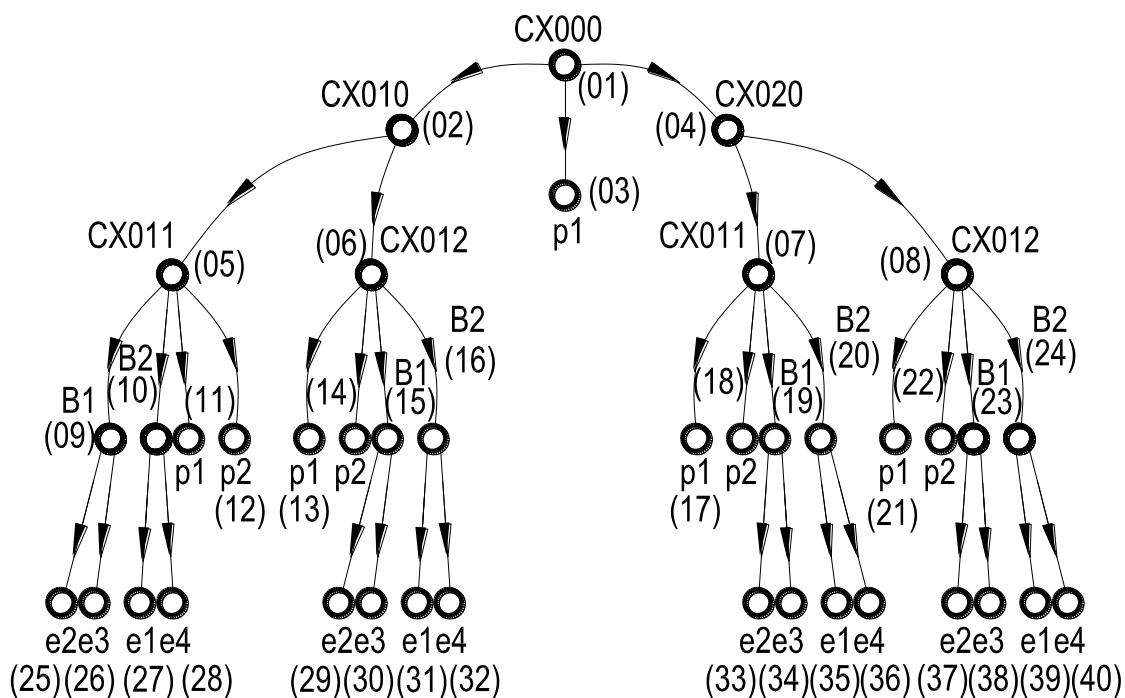
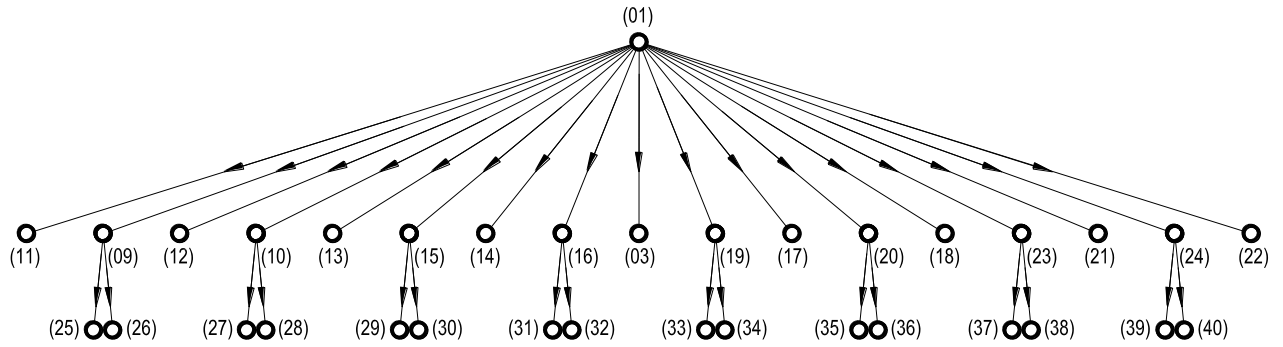
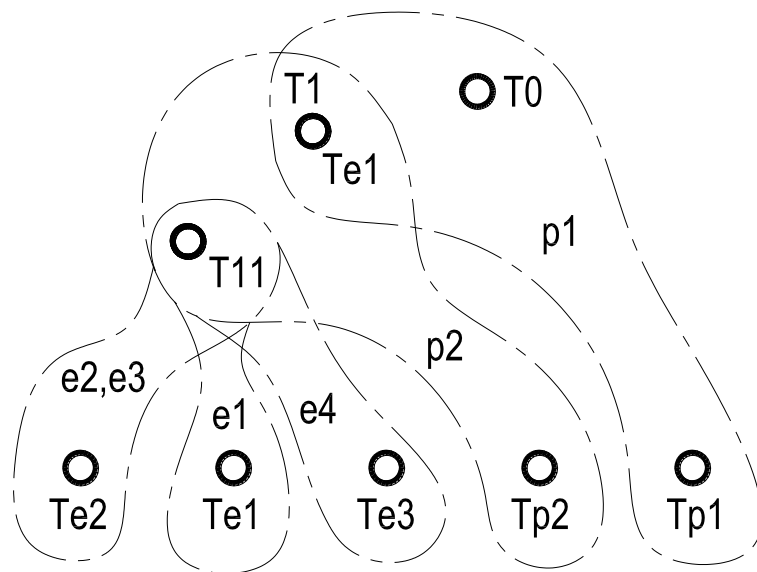


Рисунок 2.5 – Граф D

После инициализации графа D , применив функцию подстановки, получим структуру исходной модели схемы в виде графа $D2$ (рисунок 2.6). Такое представление схемы описывает структуру функциональных подсхем, а каждая подсхема представляет входящие в нее компоненты.

Рисунок 2.6 – Граф $D2$

Для полного отображение иерархической структуры схемы СБИС в ММ, в диссертационной работе используется модель гиперграфа $S2(T, K)$. Модель на основе гиперграфа строится следующим образом: инициализируются вершины T и ребра K . Вершины должны соответствовать компонентам СБИС, ребра $K = (T_i, T_j)$ содержат метку a_{ij} , которая соответственно принадлежит гиперграфу $S2$, при условии, что a_{ij} имеет тип T_j и входит в состав типа T_i . Далее рассмотрим реализацию гиперграфа на примере ранее рассмотренной схемы $CX000$. Допустим, что подсхемы $CX010$ и $CX020$ имеют один тип $T1$, $CX011$ и $CX012$ имеют один тип $T11$, компоненты схемы $e_1 - e_3$, p_1 , p_2 имеют типы $T_{e1} - T_{e3}$, T_{p1} , T_{p2} . Тогда гиперграф $S2(T, K)$ отражающий схему $CX000$ имеет вид, показанный на рисунке 2.7.

Рисунок 2.7 – Гиперграф $S2(T, K)$

Отметим, что в гиперграфе $S2(T, K)$ требования по отображению всех межсоединений учитываются при выставлении меток на ребрах гиперграфа, тем самым выполняется условие уникальности имен [29-31,50].

После процесса размещения, где каждый компонент размещается однократно, гиперграф преобразуется в гиперграф $S3(T, K)$ (рисунок 2.8).

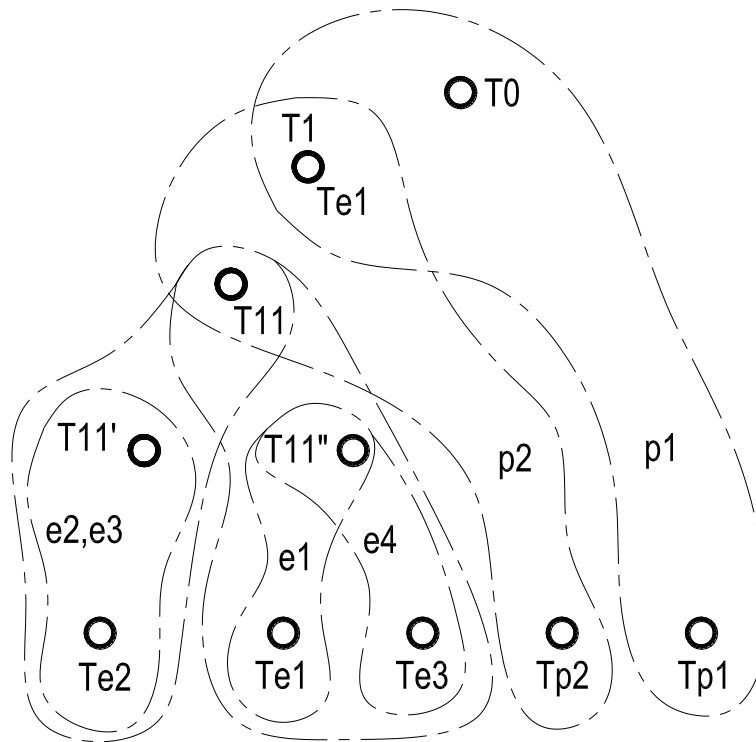


Рисунок 2.8 – Гиперграф $S3(T, K)$

Рассмотрев ММ представления схем СБИС для задачи размещения компонентов, подчеркнём, что при представлении схемы в виде графа не в полной мере удовлетворяется критерий однозначности перехода от ММ к реальной схеме [25,44,48-50,52,67].

Автор в диссертационной работе использует гиперграфовые модели, так как с учетом приведенного анализа такие ММ представляются наиболее приемлемым вариантом представления схемы СБИС, при которых с приемлемой точностью отражают заданные свойства объекта и в наибольшей степени выполняется условие информационной полноты.

2.2 Разработка модифицированного метода оптимизации на основе моделирования поведения колонии белых кротов

Колония белых кротов (NMR) - подземное млекопитающее, которое недавно привлекло внимание ученых из различных областей исследований. В отличие от большинства млекопитающих колония кротов пойкилотермны и эусоциальны, т. е. хладнокровны и имеют в колонии одну королеву, способную давать потомство. В дополнение к этим особенностям, которые имеют ограниченную биомедицинскую интерпретируемость, кроты также развили несколько физиологических адаптаций, чтобы привыкнуть к экстремальным условиям окружающей среды. Приобретённые свойства позволяют усилить метод и снизить шанс попадания в локальные оптимумы в процессе поиска.

Метод оптимизации поведения колонии белых кротов (NMR), предложенный Taherdangko и др. в 2012 году [69,70], основан на моделировании поведения кротов в живой природе [30,47,65] и использовался для оптимизации числовых функций. Основной идеей данного метода является коллективное исследование кротами подземных туннелей, а также их окрестностей в поисках источников пищи.

При разработке метода строилась модель на основе поведения колонии кротов, но при построении модели поведения принимались некоторые упрощения. Рассматриваемый метод не в точности повторяет модель поведения колонии кротов, однозначно копирующую природную экосистему, а использует имитационное моделирование в качестве инструмента поиска. При этом система поиска имеет отличия и упрощения по сравнению с естественной. В имитационной модели для обобщения и систематизации основных понятий используется термин «агент» для обозначения членов популяции [65].

В классическом методе поведения колонии белых кротов случайное движение агентов начинается от центра колонии к источникам пищи и их

окрестностям, при этом параллельно выполняется процесс рытья лабиринтных туннелей. Отметим, что в целях упрощения рабочие кроты и кроты-солдаты помещены в одну группу «агентов». После инициализации начальной популяции колония начинает процесс случайного поиска во всем рабочем пространстве. Число агентов в популяции должно в два раза превышать число источников пищи и каждый источник пищи должен быть потенциально квазиоптимальным решением. В начальный поиск отбираются пары агентов, тогда возможное число потенциальных источников пищи будет составляет половину от общего числа агентов. После первичного поиска пищи агенты сохраняют пройденный путь, качество источника пищи и возвращаются в колонию. Когда возвращаются агенты, которые содержат ряд характеристик найденных источников пищи, они передают все сохраненные характеристики о источниках пищи королеве. Королева сортирует источники пищи по возрастанию приоритета в соответствии с качеством и длиной пути до источников пищи от популяции. Источники пищи сортируются с вероятностью P , которая вычисляется по формуле [69,70,78]:

$$P_i = \frac{FS_i \cdot R_i}{\sum_{j=1}^N F_i}, \quad (2.1)$$

где FS_i – это параметр приоритетного источника пищи, R_i – это параметр минимального расстояния пути, N – это найденное количество источников пищи, которое можно представить, как половину от общего количества агентов.

Выбранное королевой решение с высокой вероятностью будет являться перспективным. Далее два агента пары, принесшие информацию о рассматриваемом источнике пищи, формируют две группы, где каждый агент становится во главе группы. Глава первой и второй группы случайно отбирает сформированную пару агентов в свою группу соответственно. Затем первая группа занимается обработкой искомого источника пищи, а вторая группа запускает процесс поиска в его окрестности. Пара агентов во второй группе,

также будет собирать информацию о потенциальных источниках пищи в окрестности основного источника. Параллельный процесс обработки основного источника пищи и поиск новых источников в его окрестности дает возможность снизить временные затраты на получение квазиоптимальных решений, а тем самым повысить скорость поиска. Описанный процесс поиска повторяется для каждого перспективного источника пищи, пока не будут пройдены все источники совместно с их окрестностями. Отметим, что процесс поиска в окрестностях перспективного источника пищи формируется в разных направлениях. Формируется восемь возможных путей, расположенных в секторе 45° друг относительно друга [76,78].

Иными словами, рассматриваемый метод строится на основе четырех этапов (рисунок 2.9): 1) начальное распределение агентов в пространстве поиска и случайный поиск; 2) обновление приоритетных направлений поиска; 3) перераспределение агентов в более перспективные направления; 4) обновление окрестностей поиска.

Метод предусматривает отбор агентов с высокими значениями ЦФ путем моделирования механизма защиты колонии от врагов (захватчиков). При реализации такого механизма отбора на каждой итерации из популяции удаляются агенты с низким значением ЦФ (они признаются врагами (захватчиками)). Число удаленных агентов на каждой итерации растет в соответствии с коэффициентом, который вычисляется по формуле [69,70]:

$$B_i^k = \varphi \cdot B_i^{k-1}. \quad (2.2)$$

где $\varphi \geq 1$ – влияние внешней среды, задается ЛПР, B_i^k – число удаленных агентов, i – источник пищи, k – индекс итерации.

Согласно работам [70], кроты - агенты способны излучают высокочастотные ультразвуковые звуки для оценки положения, размера, расстояния и типа объекта, а также для оценки звуковых волн, отраженных от поверхности объекта.

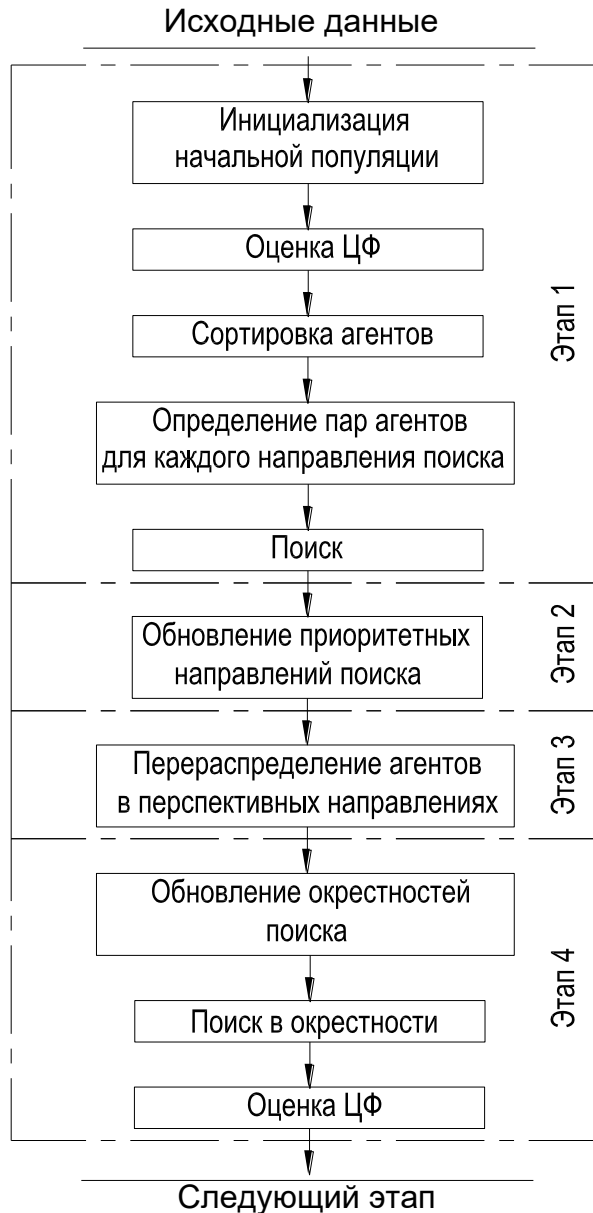


Рисунок 2.9 – Основные этапы стандартного метода оптимизации белых кротов

Если в процессе поиска движение агентов прервано различными препятствиями, это соответствует попаданию в локальные оптимумы. На рисунке 2.10 показаны варианты столкновения агента с препятствием: вариант 1 - движение агента по прямой линии без препятствий; вариант 2 - движение агента заблокировано, проход невозможен; вариант 3 - движение агента заблокировано, проход возможен путем разрушения препятствия; вариант 4 - движение агента заблокировано, возможен обход путем соединения двух отдельных участка туннеля под препятствием.

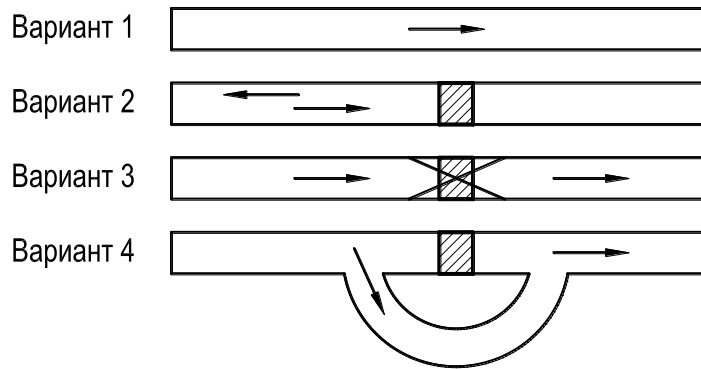


Рисунок 2.10 – Варианты столкновения агента с препятствием

Кроты (агенты) в процессе передвижения по туннелю происходит контакт со стенками туннеля, в результате чего возникают волны с небольшой амплитудой. Отражение этих волн от препятствия дает понимание о возможных вариантах преодоления препятствия. В случае варианта 4, с помощью такого механизма, так же определяется сторона обхода препятствия. На рисунке 2.11 показан агент, который посылает волну для определения размера и положения препятствия по отраженному сигналу. Например, если $d_1 > d_2$, соответственно определяется сторона d_2 для обхода препятствия.

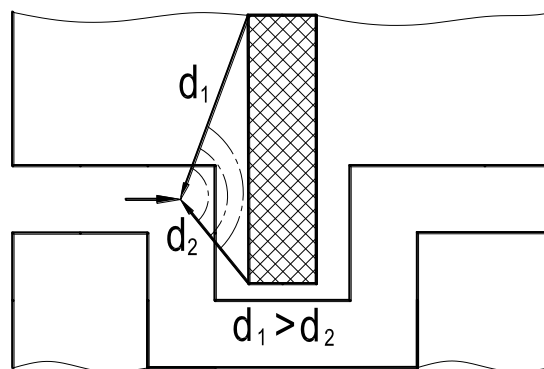


Рисунок 2.11 – Механизм преодоления препятствия

Отметим, что поиск в предложенном методе выполняется итерационно [69,70], но выход на глобальный оптимум возможен на одной из итераций поиска.

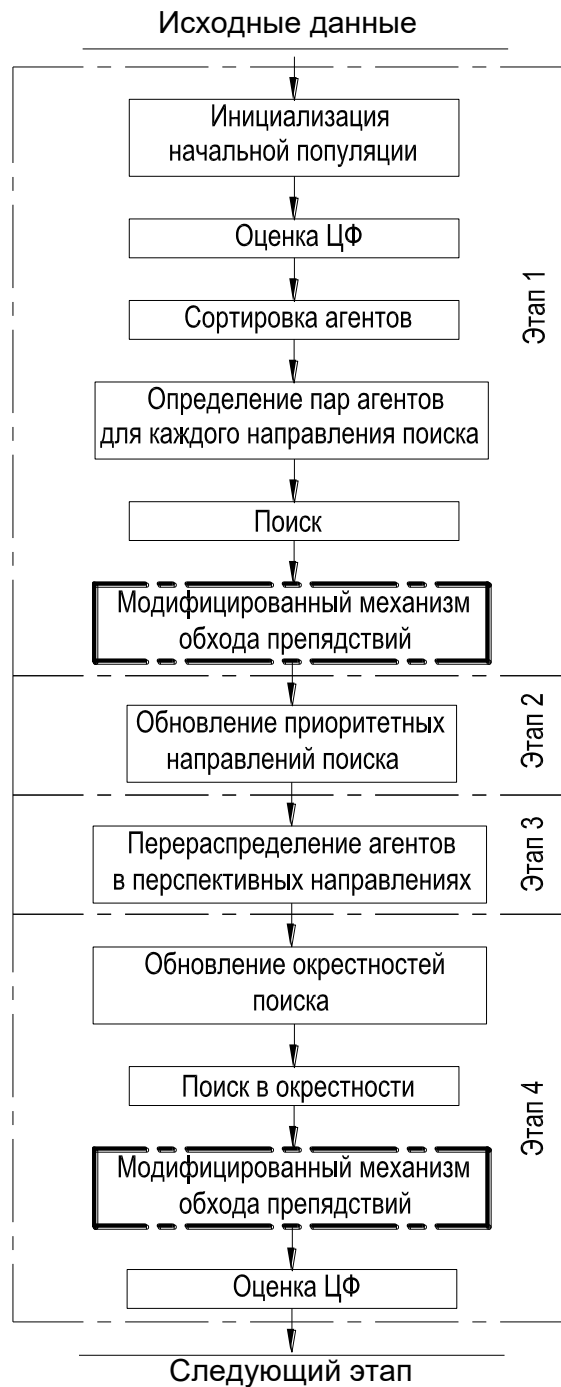


Рисунок 2.12 – Основные этапы модифицированного метода оптимизации поведения колонии белых кротов

Поэтому предусмотрено хранение лучшего решения на каждой итерации. Предложенный метод основан на эвристике колонии белых кротов, что дает возможность сократить время поиска и обусловлено параллельным поиском несколькими группами агентов.

2.3 Разработка модифицированного метода оптимизации на основе модели поведения стволовых клеток

Большинство методов оптимизации, основанных на моделировании механизмов живой природы, применяется из-за их простоты в реализации и адаптации к различным сложным задачам оптимизации. Стволовые клетки развиваются в каждом органе тела многоклеточных организмов, где они могут стать полноценным или новым органом. За рубежом такого рода исследованиями проводили: Ernest A., McCulloch E. A. и Till J. E. Авторы в своих исследованиях описывают важные свойства стволовых клеток, способность стволовых клеток вызывать изменения в органах тела [80]. Рассматриваются механизмы восстановления некоторых органов с помощью эмбриональных стволовых клеток путем деления. В диссертационной работе автор предлагает использовать метод оптимизации стволовых клеток с использованием основных способностей стволовых клеток [75,79,80]:

- самообновление - способность продуцировать множество итераций клеточного деления с возможностью сохранить параметры текущей клетки.
- приспособляемость - способность делить клетки с определенным набором параметров, с учетом того, что клетки могут быть разделены на несколько самостоятельных клеток.

Метод стволовых клеток (SCA) – основан на естественном поведении стволовых клеток в механизмах восстановления или развития поврежденного органа. Метод и алгоритм стволовых клеток был впервые предложен в 2011 году, авторами [75,79]: M. Taherdangkoo, M. Hadi Bagheri, Mehran Yazdi. Этот алгоритм использует свойства стволовых клеток, такие как самообновление и способность развиваться в полноценный новый орган.

Существует два варианта самообновления клеток. В первом варианте деление протекает асимметрично, соответственно родительская стволовая клетка разделяется на две новые клетки. Причем одна из таких клеток наследует похожий набор параметров от родительской клетки. В свою

очередь, вторая клетка имеет значительные отличия от родительской клетки. Во втором варианте пролиферация (деление клеток) протекает симметрично, при этом родительская клетка делится на две дочерних. По аналогии с асимметричным делением одна из таких клеток наследует похожий набор параметров от родительской клетки. В отличие асимметричного варианта вторая стволовая клетка преобразуется в другие две клетки подобные исходной клетке. Другая основная способность стволовых клеток – приспособляемость. Она позволяет обнаруживать подобные стволовые клетки и делить их на разные типы клеток. С её помощью можно получить большой набор однотипных клеток из одной исходной клетки с похожими свойствами [79].

Рассмотрим процесс поиска методом стволовых клеток более подробно. После инициализации рабочее пространство решаемой задачи разбивается на части в случайном порядке. Начальная популяция делится на части в соответствии с рабочим пространством, случайно и равномерно. Основные параметры популяция формируются из информационных матриц каждой стволовой клетки. Для обобщения и систематизации основных понятий используется термин «агент» для обозначения членов популяции стволовых клеток.

Инициализация матрицы исходной популяции:

$$\text{Популяция} = \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \dots \\ X_i \end{bmatrix}, \quad (2.3)$$

$$X_i = \text{Агенты} = [CS_1, CS_2, \dots, CS_n], \quad (2.4)$$

$$i = 1, 2, \dots, n;$$

где X - критерий ограничения деления агентов; CS - агент.

После процесса оценки ЦФ в соответствии с заданными ограничениями и критериями, начинается процесс оценки и сортировки агентов. У агентов есть два вида памяти: локальная и глобальная. Все параметры агента находятся

в локальной памяти. В соответствии со структурой рабочего поля определяются группы агентов. Далее оцениваются значения каждого агента в каждой области, и лучшие значения сохраняются в глобальную память. К механизму самообновления допускаются агенты, получившие приоритетное значение ЦФ в своей области. Далее осуществляется финальный отбор из приоритетных агентов каждой области, затем выбирается агент с лучшим показателем ЦФ. Выбранный агент становится приоритетным в процессе самообновления по отношению к другим допущенным агентам. Так в процесс самообновления следующей итерации включается не вся популяция, а только отобранные агенты с наилучшим результатом. В новой итерации остальная часть популяции заполняется равномерно и случайно, соответственно новые инициализированные агенты не имеют информации в своих матрицах [79,80].

Масштаб механизма самообновления агентов зависит от объёма и сложности решаемой задачи. Неравномерность механизма самообновления напрямую соотносится с размерностью рабочего поля [80]:

$$SC_{Optimum}(k + 1) = \xi SC_{Optimum}(k), \quad (2.5)$$

где $SC_{Optimum}$ - приоритетный агент в текущей итерации; k – номер итерации и ξ – коэффициент подстройки, задается ЛПР в интервале $[0; 1]$. В диссертационной работе коэффициент подстройки $\xi = 0,9$, если процесс самообновления идет по первому варианту, в противном случае $\xi = 0,1$. В задачах повышенной сложности можно применить оба варианта процесса самообновления параллельно, что позволит снизить единообразие в популяции. Отметим, что метод может работать с вектором критериев, например, чтобы получить решения для двух или более критериев, достаточно восстановить два или более полноценных органа.

На рисунке 2.13 показан механизм самообновления агентов, где фигуры описывают этапы самообновления и ромбом обозначаются агенты с лучшими значениями ЦФ на последней итерации.

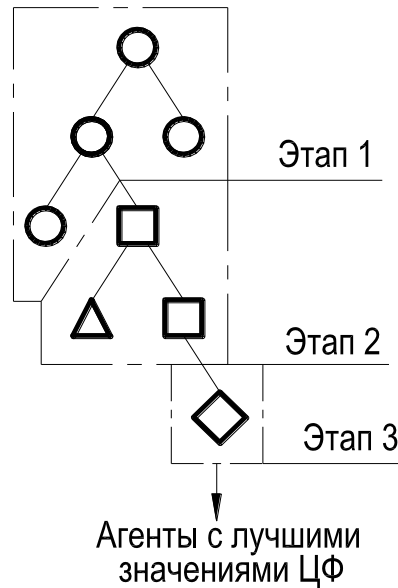


Рисунок 2.13 – Пример самообновления агентов

Процесс самообновления будет продолжаться до тех пор, пока не будет найден агент с лучшим значением ЦФ. Соответственно найденный агент должен иметь наибольшую приспособляемость относительно других агентов [79,80]:

$$x_{ij}(k + 1) = \mu_{ij} + \varphi(\mu_{ij}(t) - \mu_{qj}(t)), \quad (2.6)$$

где x_{ij} описывает положение агента в пространстве, μ_{ij} и μ_{qj} – случайно инициализированные агенты. Если $\mu_{ij}(t) - \mu_{qj}(t) = \tau$, тогда $\varphi(\tau)$ примет случайное значение в интервале $[-1, 1]$.

Рассматриваемый метод (рисунок 2.14) реализует последовательность трёх этапов: 1) инициализация и сортировка популяции; 2) самообновление агентов; 3) основной блок поиска квазиоптимальных решений.

Один из основных критериев при выборе приоритетного агента – способность каждого агента дифференцировать разные наборы агентов. Также значительное влияние имеет приспособляемость агента, когда выбранный приоритетный агент по умолчанию должен иметь наивысшее значение данной способности. Значение приспособляемости описывается формулой [80]:

$$P = \frac{SC_{Optimum}}{\sum_{i=1}^N SC_i}, \quad (2.7)$$

где $\sum_{i=1}^N SC_i$ - общая оценка популяции; N - размер популяции в последней итерации поиска.

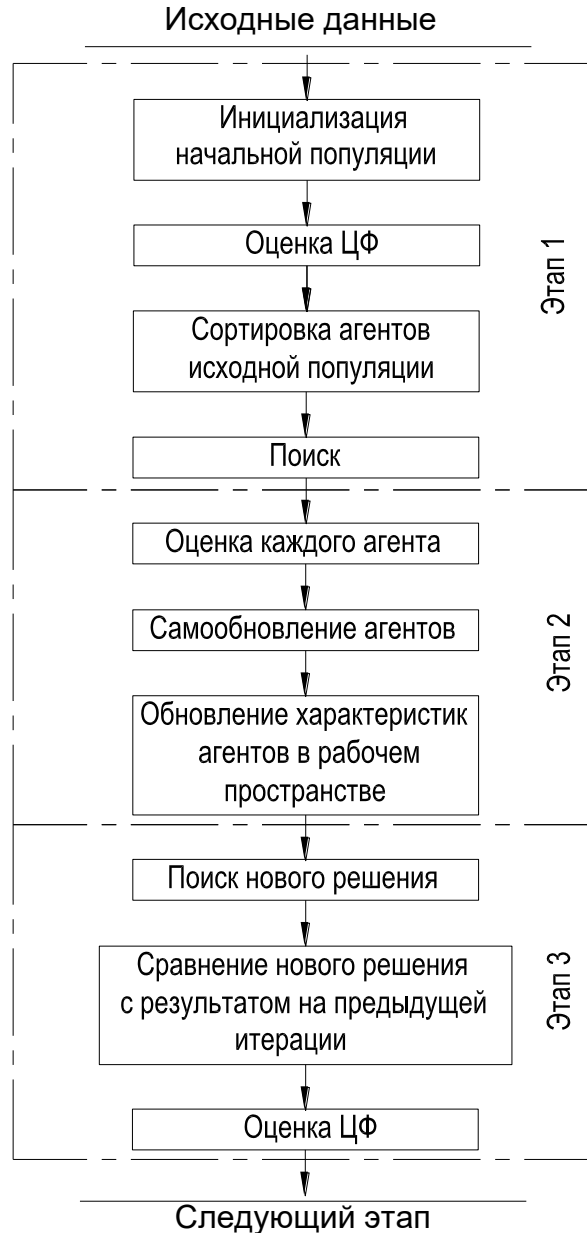


Рисунок 2.14 – Основные этапы стандартного метода оптимизации стволовых клеток

В диссертационной работе предлагается улучшить производительность метода за счет применения правила мутации Реченберга (Rechenberg's) [80]. В уравнение (14) внесены следующие улучшения:

$$SC_{Optimum}(k + 1) = \xi(k + 1) \cdot SC_{Optimum}(k) \quad (2.8)$$

$$\xi(k+1) = \mu(k+1) \cdot \xi(k)$$

$$\mu(k+1) = \begin{cases} X(k) \cdot 0,85 & Z < 1/5 \\ X(k)/0,85 & Z > 1/5, \\ X(k) & Z = 1/5 \end{cases} \quad (2.9)$$

где известен начальный коэффициент подстройки ξ , который находится в интервале $[0; 1]$, X_i – параметр для ограничения роста агентов, Z – относительная частота успешных мутаций, в интервале $[-X; X]$, данное значение должно быть задано ЛПР перед инициализацией начальной популяции. По правилу мутации Реченберга, если отношение успешно проведенных мутаций ко всем мутациям меньше $1/5$, иными словами, решение не может быть улучшено, то $\mu(t)$ уменьшается. Соответственно, если данное отношение превышает $1/5$, то $\mu(t)$ увеличивается, тем самым ускоряя поиск.

В изначальной версии модели поведения стволовых клеток после каждой итерации процесса самообновления происходит процесс переопределения агентов во всей площади рабочего пространства случайно и равномерно. В предложенной модификации расположение каждого агента с возможностью самообновления заносится в массив, где клетки сортируются по возрастанию значения ЦФ. С целью упорядочить и разнообразить распределение агентов в пространстве используется механизм приоритетного распределения. Агенты из отсортированного массива распределяются в доступное пространство между каждыми двумя распределенными агентами, чтобы разнообразить случайной заполнение [30,55,80].

$$f_x(x) = \frac{1}{B(\delta, \omega)} x^{\delta-1} (1-x)^{\omega-1}; a < x < b, \quad (2.10)$$

$$B(\delta, \omega) = \int_0^1 x^{\delta-1} (1-x)^{\omega-1} dx = 2 \int_0^{2\pi} (\sin\theta)^{2\delta-1} (\cos\theta)^{2\omega-1} d\theta \quad (2.11)$$

где a, b – первый и второй распределенный агент; δ, ω – два положительных симметричных случайных значения ($\delta, \omega > 0$).

Агенты, которые не имеют информационной матрицы и не могут быть оценены, распределяются равномерно и случайно.

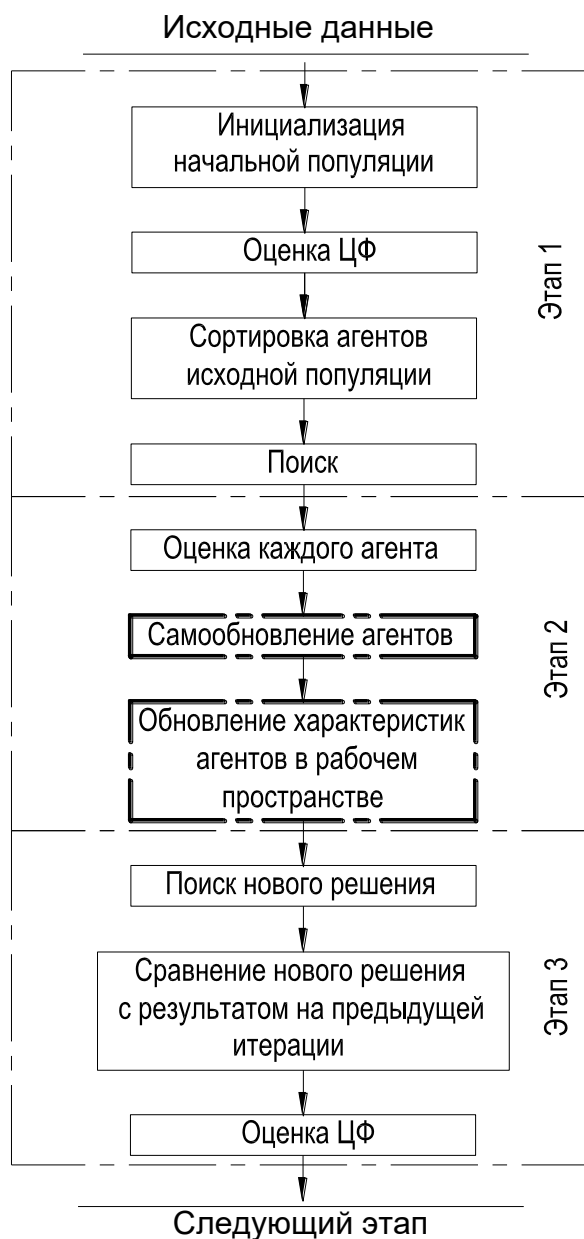


Рисунок 2.15 – Основные этапы модифицированного метода оптимизации стволовых клеток

Отметим, что предложенный модифицированный метод оптимизации стволовых клеток (рисунок 2.15) ориентирован на решение оптимизационных задач и легко адаптируется к динамически изменяющимся параметрам внешней среды за счет механизма самообновления.

2.4 Разработка модифицированного метода генетического поиска для задачи размещения компонентов СБИС

Для решения задачи размещения в диссертационной работе автор предлагает использовать параллельную архитектуру поиска (рисунок 2.16), на основе моделей эволюций Ж.Б. Ламарка и де Фриза [10,15,48,57,60,65,77,81,82]. Предложенный подход представляет собой совокупность классической генетики, прерывистого равновесия и теории эволюции популяций.

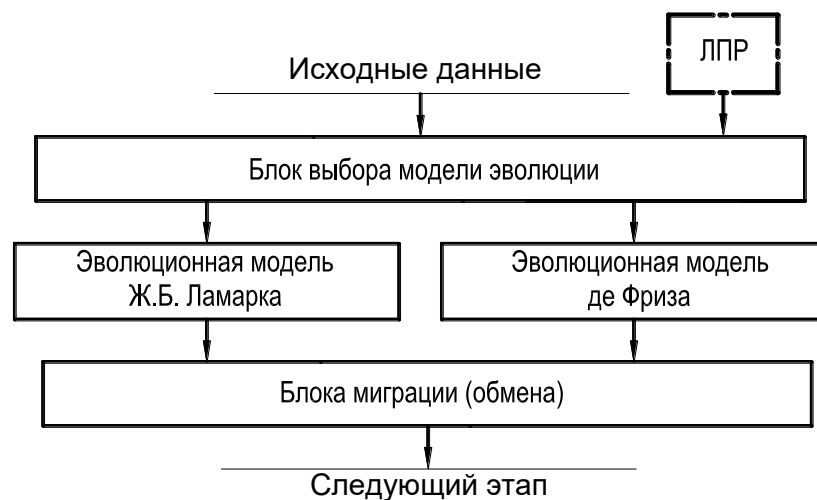


Рисунок 2.16 – Параллельная архитектура поиска на основе моделей эволюций Ламарка и де Фриза

В диссертационной работе предлагается комбинировать принципы пунктуализма «прерывистого равновесия» и классический линейный принцип градуализма. Блока миграции (обмена) позволяет ускорить процесс поиска квазиоптимальных решений и частично решить проблему преждевременной сходимости. Раскроем основную идею и различия предложенных эволюций. Классический линейный принцип (филиетический градуализм): из-за постепенного линейного изменения (эволюции) видов подавляющая часть этапов эволюции проходит без резких колебаний [11]. В отличие от принципа «прерывистого равновесия», у которого эволюция популяции происходит редкими периодами образования новых видов, которые соответственно

протекают намного быстрее и имеют волнообразный характер по сравнению с классическим линейным принципом. В диссертационной работе принимается в качестве представителя классического принципа – модель эволюции Ж.Б. Ламарка, в качестве принципа пунктуализма «прерывистого равновесия» – модель эволюции де Фриза [30,55,83-90].

На рисунке 2.17 представлена упрощенная схема генетического поиска, основанная на модели эволюции Ж.Б. Ламарка [48,57,60,65,77,81,82].

Основная идея эволюции Ж.Б. Ламарка: свойства, приобретенные агентом в цикле его существования, полностью или частично передаются следующему поколению (наследникам). Предложенная идея дает положительный эффект в том случае, когда целевая функция сходится в локальный оптимум или имеет сходимость в окрестностях локального оптимума [48].

Данная модель не может дать полную структуру эволюции, так как значительная часть приобретенных свойств переходит в приспособленность потомков посредством направленного изменения предыдущего поколения. Направленная изменчивость в этом случае – не причина, а во всех случаях – результат эволюции.

Автор в диссертационной работе предлагает использовать модель эволюции Ж.Б. Ламарка в алгоритме генетического поиска в качестве варианта, когда популяция имеет сходимость в локальном оптимуме или его окрестностях [30,55,57].

Генетический поиск, основанный на модели эволюции Ж.Б. Ламарка позволяет инициировать локальный поиск агентов в области фенотипов, который в большей степени ориентирован на исследования локальных областей популяций [30,55,57,63].

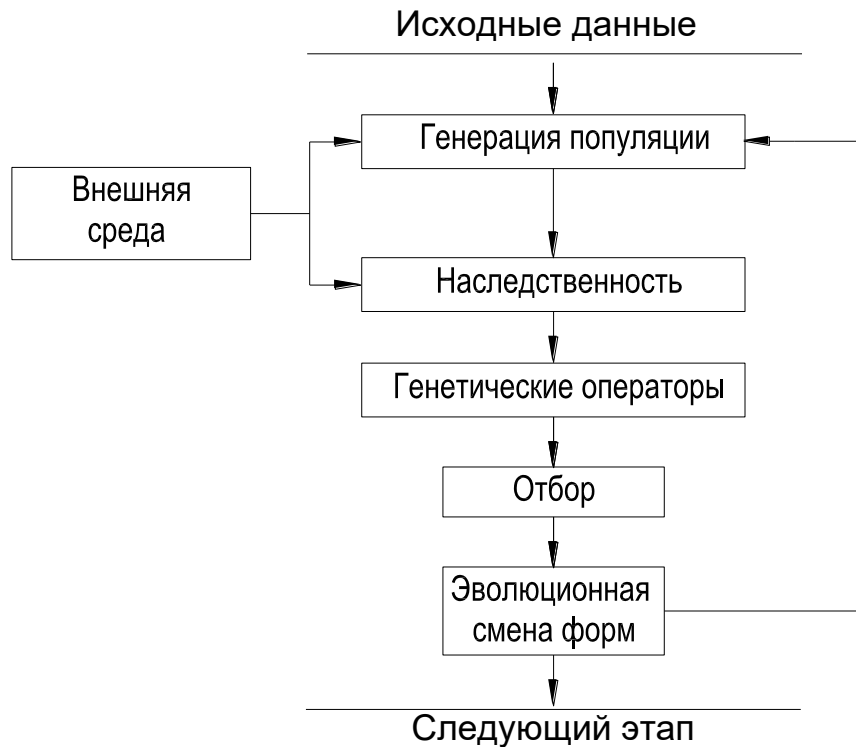


Рисунок 2.17 – Условная упрощенная схема генетического поиска, основанный на модели эволюции Ж.Б. Ламарка

В данном подходе одним из важных критических параметров является размер популяции, так как из-за малого размера популяции генетический алгоритм на основе эволюционной модели быстро попадет в локальный оптимум. В обратном случае, когда размер популяции превышает определенный порог, вычисления будут занимать неоптимальное количество времени или, в крайнем случае, алгоритм может заиклиться [83-90].

Автор в диссертационной работе предлагает модифицированную схему генетического поиска, основанную на модели эволюции Ж.Б. Ламарка (рисунок 2.18). Модифицированная схема ориентирована на решение задачи размещения компонентов СБИС. Поэтому на этапе «Генерация популяции» происходит генерация альтернативных решений, то есть, генерируется набор возможных вариантов размещения. На этапе «Наследственность» на каждой итерации строятся новые альтернативные решения-потомки.

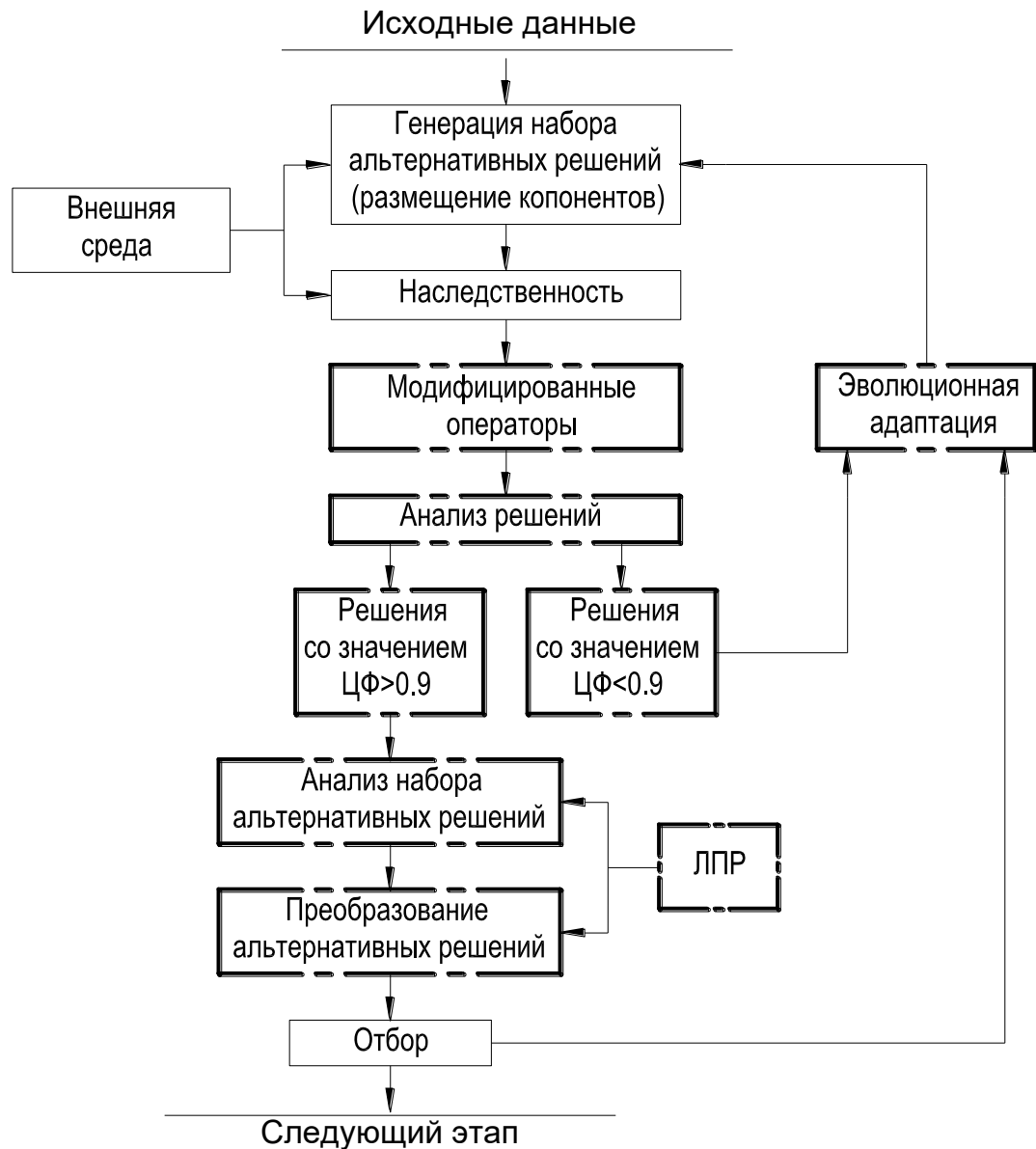


Рисунок 2.18 – Модифицированная схема генетического поиска, основанная на модели эволюции Ж.Б. Ламарка

Этапы «Генерация популяции» и «Наследственность» объединяет влияние внешней среды, другими словами, влияние лица, принимающего решение.

Автор в диссертационной работе в качестве модификации генетического поиска, на основе модели эволюции Ж.Б. Ламарка вводит блоки: «Модифицированные генетические операторы» и «Эволюционная адаптация», а также модифицированный подход к анализу решений на перспективность, в котором применяет связку блоков «Анализ набора

альтернативных решений» и «Преобразование альтернативных решений» с непосредственным влиянием ЛПР.

Блок «Модифицированные генетические операторы» отвечает за выполнение разработанных в диссертационной работе модифицированных операторов кроссинговера, мутации и инверсии, ориентированных на решение задачи размещения. Применение модифицированных генетических операторов и процедур, а также модифицированного механизма кодирования и декодирования альтернативных решений, описанных в п. 3.1, дает возможность сузить рабочую область поиска, что позволит сократить число неперспективных решений.

Блок «Эволюционная адаптация» введен для выбора и реализации различных подходов и стратегий эволюционной адаптации. В результате его работы происходит процесс перестройки текущей популяции альтернативных решений [14]. Результаты работы блока оказывают влияние на процесс перестройки и изменения размера полученной популяции альтернативных решений, и далее на основе откорректированной популяции решений создается новый набор альтернативных решений. Влияние среды обусловлено решениями, которые вводит ЛПР при корректировке в процессе проектирования.

Основная задача блока «Анализа решений» – сбор и анализ полученных решения в ходе эволюционного поиска. После работы блока все решения (индивиды) делятся на два класса: перспективные и неперспективны. Для этого используются частичная целевая функция (ЧЦФ), которая вычисляется для каждого решения (индивида) [20,55]:

$$f_p = \frac{\sum_{i=1}^K w_i}{c}, \quad (2.12)$$

где K – число компонентов в рабочем пространстве; w_i – вес компонента; c – общая возможная вместимость компонентов рабочего пространства для размещения.

Отметим, что в соответствии с выбранным ЛПР коэффициентом, решения, у которых заполнения меньше заданного коэффициента, идут в блок «Эволюционной адаптации» для дальнейшей перестройки и изменения размера полученной популяции. Связка блоков «Анализ набора альтернативных решений» и «Преобразование альтернативных решений» с непосредственным влиянием ЛПР позволяет динамически управлять поиском, что повышает эффективность работы генетического алгоритма в целом [14]. Эта связка блоков позволяет выделить альтернативные решения, преобладающие над остальными, и закрепить их фенотип в популяции как доминирующий.

Далее рассмотрим эволюционную модель де Фриза, основанную на резких скачках и изменениях агентов и популяций. Резкие скачки в эволюции обусловлены совокупностью катастроф и глобальных катаклизмов в естественной среде [30-33,54-58,90,91]. Упрощенная схема генетического поиска, основанный на модели эволюции де Фриза представлена на рисунке 2.19.

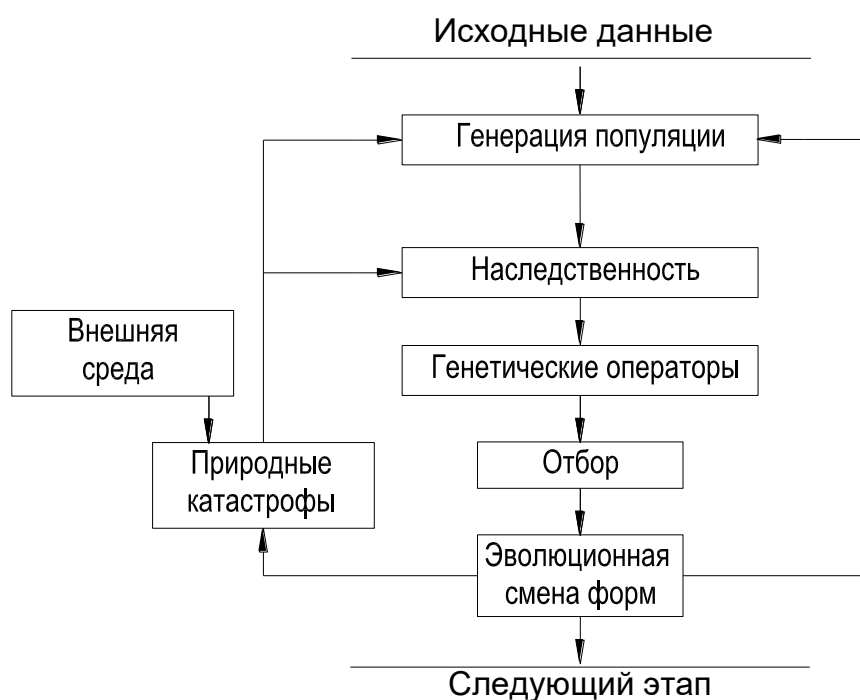


Рисунок 2.19 – Условная упрощенная схема генетического поиска, основанный на модели эволюции де Фриза

Эволюционная модель де Фриза характеризуется случайной последовательностью скачков в процессе эволюции без изначального запаса изменений в процессе развития популяции. Эта модель может быть применена в генетическом поиске на этапе конструкторского проектирования СБИС. Ее основная особенность состоит в параллельной работе, что позволяет частично предотвратить преждевременную сходимость процесса поиска [20,55,61,90].

Автор в диссертационной работе предлагает модифицированную схему генетического поиска, основанную на модели эволюции де Фриза, схема которого приведена на рисунке 2.20.

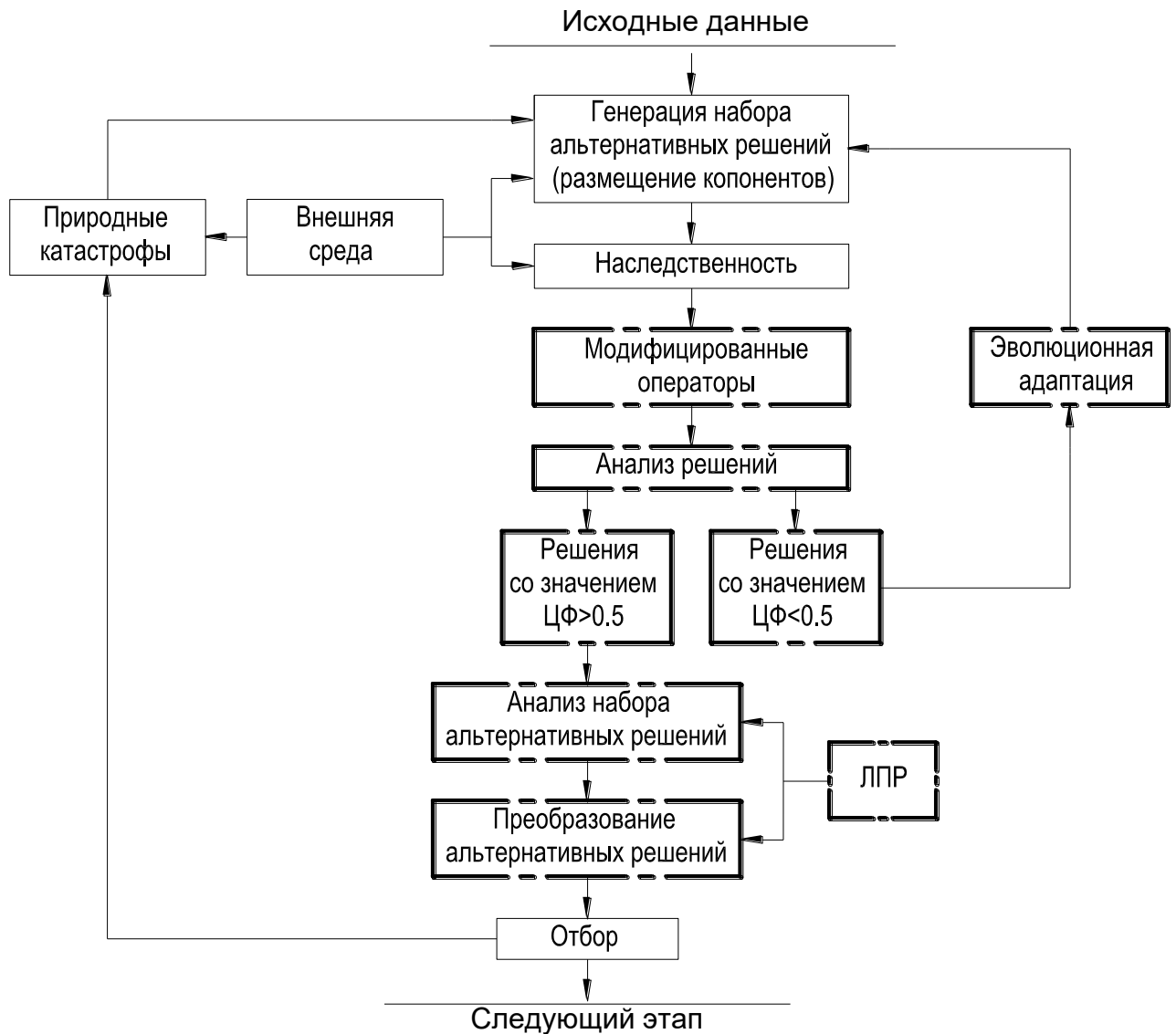


Рисунок 2.20 – Модифицированная схема генетического поиска, основанная на модели эволюции де Фриза

По аналогии с моделью эволюции Ж.Б. Ламарка модификация модели происходит посредством введения новых блоков: «Модифицированные генетические операторы», «Эволюционная адаптация», «Анализ набора альтернативных решений» и «Преобразование альтернативных решений» с влиянием ЛПР.

Отличительной чертой эволюционной модели де Фриза является блок «Природные катастрофы». В момент сходимости метода к локальному оптимуму все полученные решения, кроме изначальных, стираются, после чего снова генерируется набор альтернативных решений случайным образом.

В предложенной модифицированной модели эволюции де Фриза в блоке «Анализа решений» (в отличие от эволюционной модели Ж. Ламарка), шансы на переход на следующую итерацию алгоритма генетического поиска и воспроизведения альтернативных решений (потомков) имеют решения задачи размещения компонентов СБИС со значением ЧЦФ $\geq 0,5$. Решения, которые попадают в этот диапазон – более качественные и, наиболее вероятно, будут иметь большие шансы на закрепление своего фенотипа в популяции и выживания в целом. После некоторого числа повторений алгоритма генетического поиска закрепленные решения станут доминирующими в популяции. Выборка решений со значением ЧЦФ $\leq 0,5$ переходит в блок «Эволюционной адаптации» для дальнейшей перестройки популяции (альтернативных решений). Далее, на основе перестроенной популяции решений создается новый набор альтернативных решений (новая популяция).

Разработанные модифицированные методы генетического поиска на основе предложенной параллельной архитектуры в совокупности дают возможность получать разные по качеству решения поставленной задачи, рассматривая наиболее подходящие области поискового пространства, когда частично решается проблема преждевременной сходимости поиска к локально оптимальному.

2.5 Построение архитектуры комбинированного поиска

Большое число комбинаторно-логических конструкторских задач, в частности, проектная процедура размещения компонентов СБИС являются NP-полными, а именно ее отличают высокая сложность и размерность, что не позволяет получить ее решение за приемлемое время. Поэтому разрабатываются различные эвристики для получения приемлемых практических результатов, другими словами, есть необходимость поиска практически реализуемых и эффективных методов решения [13,26,72,88,92-99].

В диссертационной работе автор предлагает в качестве эффективного одномерного метода решения поставленной задачи применить архитектуры комбинированного поиска.

Совместимость с окружающей средой в рамках адаптации дает возможность добавлять в архитектуру поиска различные эвристики, что способствует совершенствованию процесса поиска и качества получаемого решения. Преимущества архитектур комбинированного поиска описаны в работах следующих авторов: G. Karypis, V. Kumar, B. Hendrickson, R. Leland, S. Barnard, H. Simon и др. [43-56]. В связи с этим автор предлагает объединить биоинспирированные методы оптимизации в архитектуру комбинированного поиска в рамках решения задачи конструкторского проектирования, в частности, проектной процедуры размещения компонентов СБИС.

В комбинированной архитектуре (рисунок 2.21), в качестве оптимизационных методов использованы: биоинспирированные метод оптимизации колонии белых кротов и метод стволовых клеток, а также генетический поиск. Подчеркнём, что могут применяться и другие варианты комбинаций в подобной архитектуре [69,97-100].

Предлагаемая комбинированная архитектура поиска позволяет достаточно быстро получать наборы квазиоптимальных решений задачи размещения за приемлемое время. Для улучшения решения используется блок

генетического поиска. С помощью блока реализации эволюционного метода запускаются необходимые операторы, что активизирует блок эволюционной адаптации.

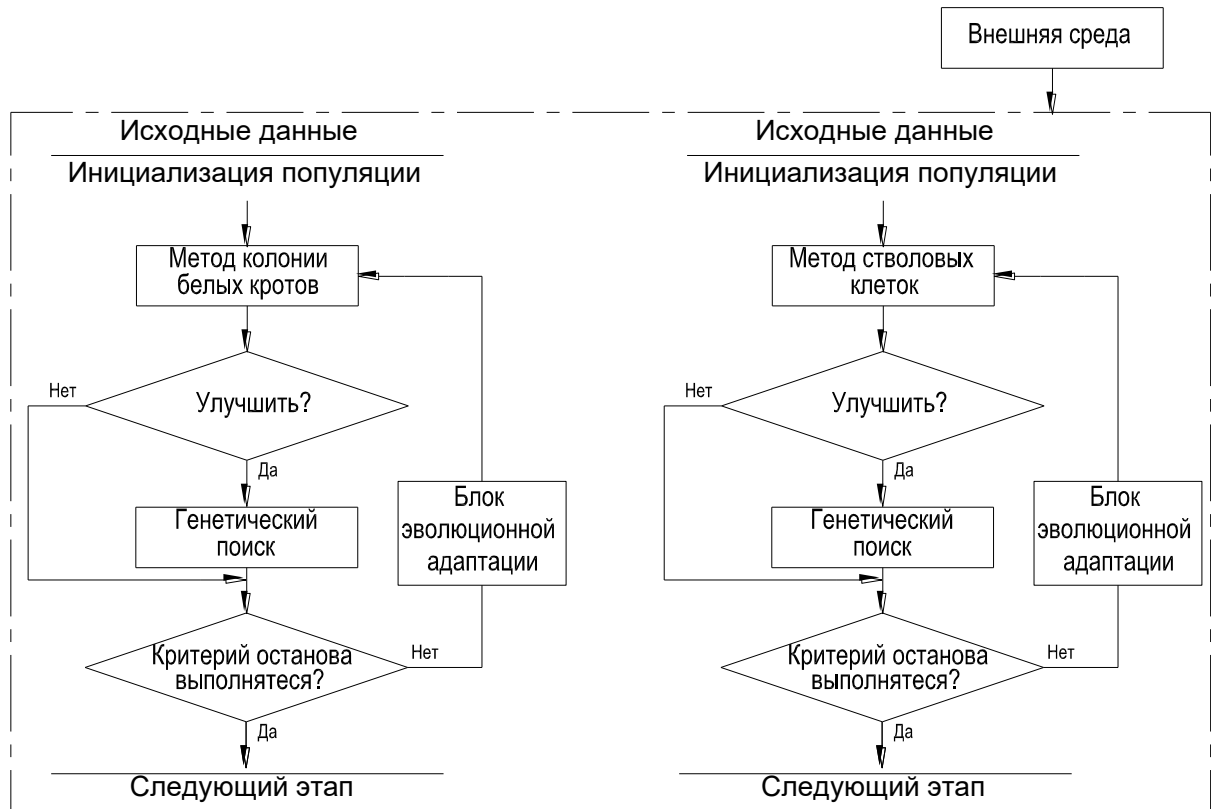


Рисунок 2.21 – Гибридные архитектуры поиска

Современные вычислительные системы являются многопроцессорными или многоядерными, в связи с этим для увеличения скорости получения наборов квазиоптимальных решений целесообразна разработка параллельной архитектуры размещения компонентов СБИС [13,97-99].

Особенностью предлагаемой в диссертационной работе параллельной архитектуры (рисунок 2.22) является независимое параллельное выполнение биоинспирированного метода белых кротов и метода стволовых клеток и применение генетического поиска с возможностью улучшить полученный результат [63-66], с последующим объединением полученных результатов путем реализации оператора миграции. Оператор миграции обменивает решения, что значительно ускоряет вычисления, следовательно, и получение

квазиоптимальных решений, а также способствует исключению попадания в локальные оптимумы [30,55,65,101].

Модифицированный оператор отбора применяется для выбора альтернативных решений, проходящих в окончательную популяцию.

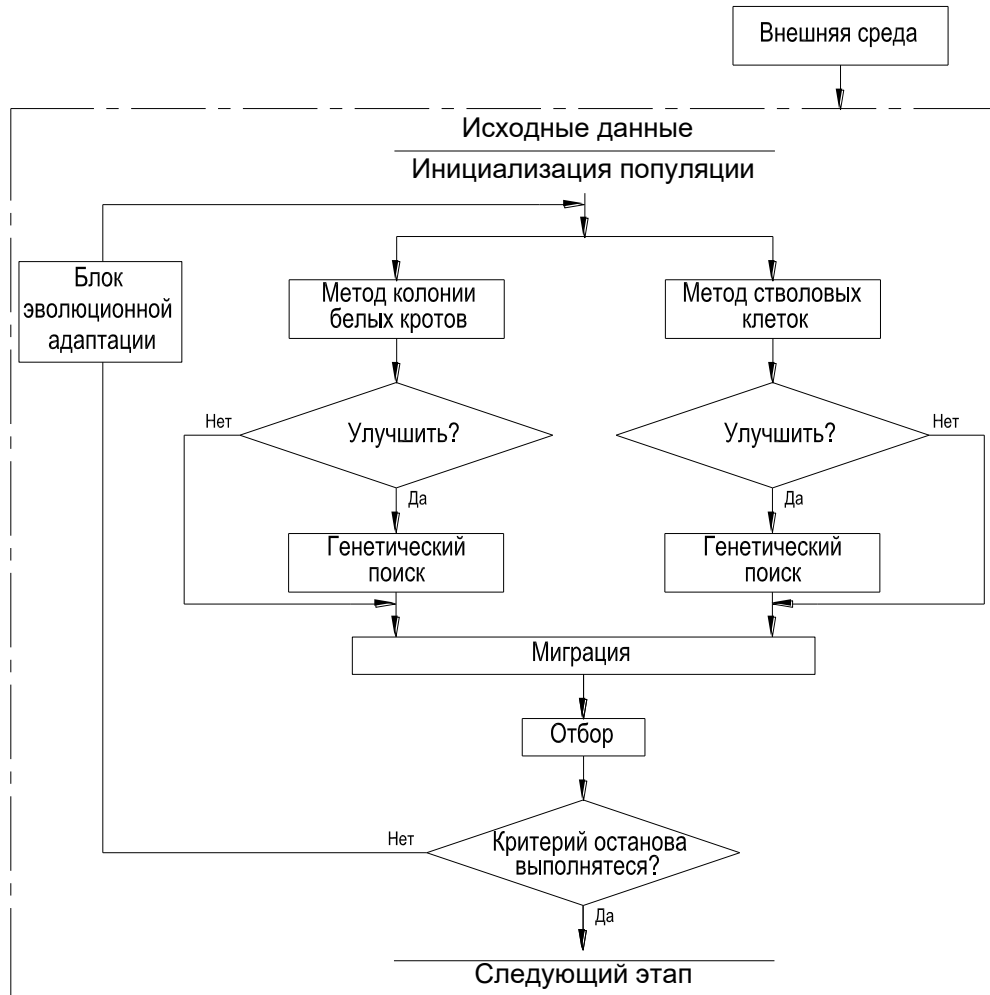


Рисунок 2.22 – Параллельная архитектура поиска

Автор в диссертационной работе для решения рассматриваемой задачи предлагает использовать архитектуру комбинированного поиска, основанную на методах колонии белых кротов, стволовых клеток и генетическом поиске (рисунок 2.23).

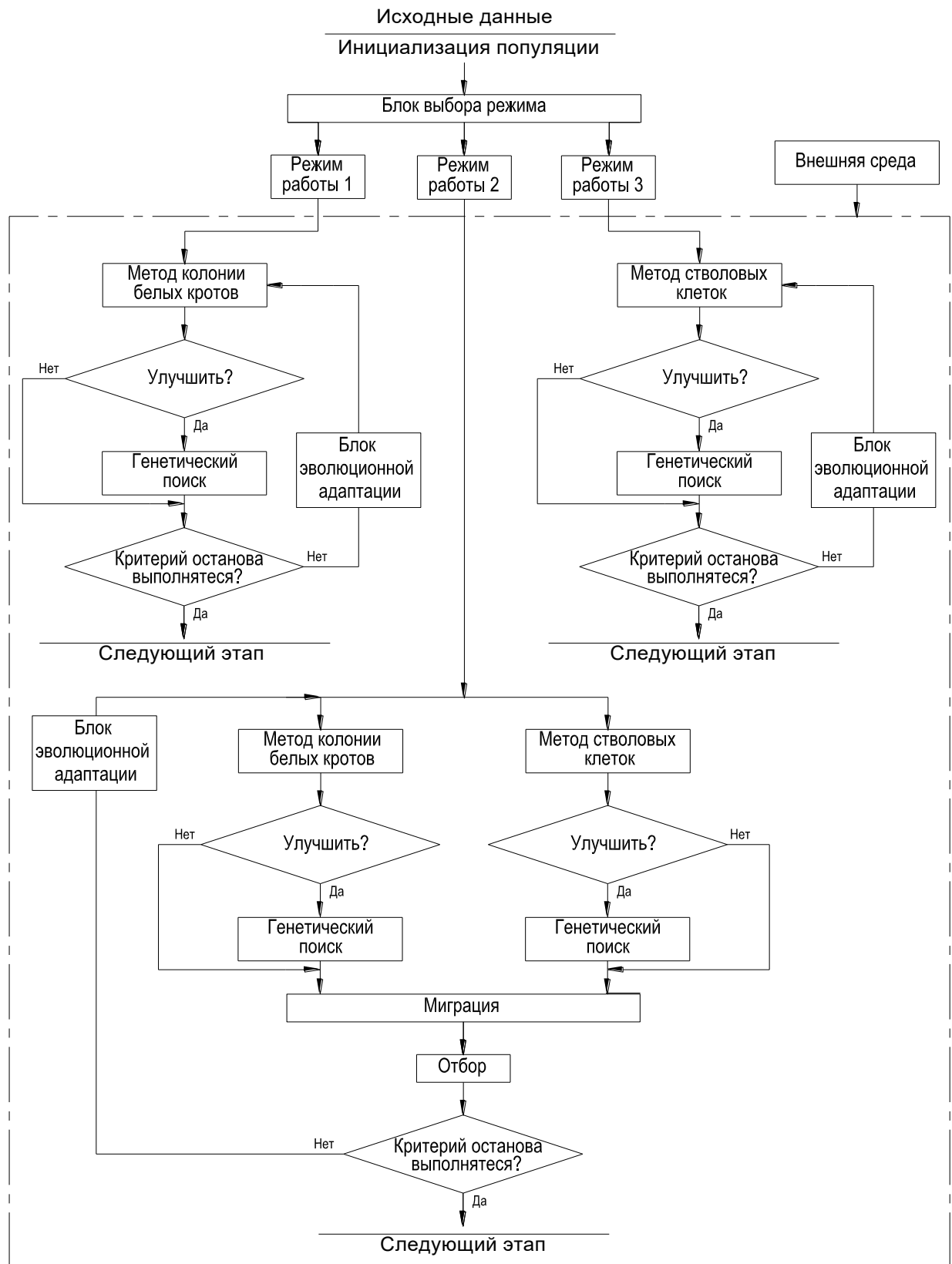


Рисунок 2.23 – Архитектура комбинированного поиска решений задачи размещения компонентов СБИС

Опишем работу каждого блока предложенной архитектуры более подробно. Большинство популяционных методов предполагает начинать поиск с имеющейся начальной популяции. В предлагаемом решении начальная популяция инициализируется проблемно-ориентированным генератором псевдослучайных значений.

Предложенная в работе архитектура обеспечивает 3 режима работы.

Первый режим работы подразумевает выполнение биоспирированного метода белых кротов. Если полученное решение удовлетворяет критерию останова, то происходит переход к следующему шагу проектирования. Если необходимо улучшить решение, то оно передается в блок генетического поиска. После того, как получено квазиоптимальное решение, удовлетворяющее критерию останова (достигнуто ли заданное значение целевой функции), происходит переход к следующему шагу проектирования.

Во втором режиме работы используется модифицированный биоинспирированный метод стволовых клеток, обеспечивающий создание множества популяций альтернативных решений, способных независимо развиваться. По аналогии с первым режимом, если после применения метода оптимизации необходимо улучшить решение, то выполняется блок его генетического поиска. Когда решение удовлетворит критерию останова, произойдет переход к следующему шагу проектирования.

Третий режим работы включает параллельное выполнение метода белых кротов и метода стволовых клеток. Особенностью предложенного режима работы является независимая параллельная работа упомянутых методов с последующим объединением полученных результатов путем выполнения оператора миграции. Кроме того, модификацией предложенного решения является введение в эволюционную модель блока адаптации. Также, если при решении задачи достаточно получить квазиоптимальное решение, то можно использовать пороговое значение ЦФ в качестве критерия окончания работы алгоритма [55,57,87]. Блок эволюционной адаптации выполняет роль фильтра, удаляющего решения с самыми низкими значениями ЦФ. Нижний порог

значений ЦФ имеет динамический характер и изменяется во времени, в зависимости от качества решений, полученных ранее на предыдущей итерации. Это дает возможность ускорить процесс вычисления за счет работы только в области верхнего порога значений ЦФ.

Предложенное решение позволяет эффективно объединить методы биоинспирированного (в том числе, генетического поиска) использовать их в последовательном, последовательно-параллельном и параллельном режимах работы, что позволит получить набор улучшенных решений за полиномиальное время в решении задачи размещения компонентов СБИС.

2.6 Краткие выводы

1. Описаны основные понятия и определения теории биоинспирированного поиска квазиоптимальных решений. Рассмотрены общие принципы разработки методов и алгоритмов размещения компонентов СБИС с применением подходов к биоинспирированному поиску. Раскрыто преимущество применения биоинспирированных методов в решении NP-полных конструкторских задач.

2. Разработан модифицированный метод поиска квазиоптимальных решений на основе модели поведения колонии белых кротов, позволяющий сократить время параллельного поиска несколькими группами агентов. Кроме того, приобретённая адаптация кротов к окружающей среде в виде механизма преодоления препятствия позволяет им обходить различные препятствия, избегая попадания решений задачи размещения компонентов СБИС в локальные оптимумы.

3. Разработан модифицированный биоинспирированный метод оптимизации на основе модели поведения стволовых клеток, который ориентирован на решение многокритериальных оптимизационных задач и легко адаптируется к динамически изменяющимся параметрам внешней среды за счет механизма самообновления. Предложенная автором модификация

механизма самообновления позволяет упорядочить и разнообразить распределение агентов в пространстве, что дает возможность частично исключить преждевременную сходимость алгоритма и попадание результатов в локальный оптимум.

4. Разработан модифицированный метод генетического поиска на основе предложенной параллельной архитектуры, объединяющей модели эволюции Ж.Б. Ламарка и де Фриза. Модифицированные методы на основе моделей эволюции Ж.Б. Ламарка и де Фриза в совокупности дают возможность получать разные по качеству решения поставленной задачи, рассматривая наиболее подходящие области поискового пространства, что дает возможность частично исключить преждевременную сходимость алгоритма и попадание результатов в локальный оптимум.

5. Построена архитектура комбинированного поиска решений задачи размещения компонентов СБИС с применением модифицированных методов: стволовых клеток, белых кротов и генетического поиска, разработанного для повышения качества ранее полученных решений.

В разработанной архитектуре предложено объединить методы биоинспирированного и генетического поиска, и использовать их в последовательном, последовательно-параллельном, и параллельном режимах работы, что позволит эффективно находить квазиоптимальные решения задачи размещения компонентов СБИС за полиномиальное время.

3. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ БИОИНСПИРИРОВАННОГО ПОИСКА ДЛЯ РАЗМЕЩЕНИЯ КОМПОНЕНТОВ СБИС

3.1 Разработка модифицированных генетических операторов, процедур и механизма кодирования и декодирования альтернативных решений

В методах генетического поиска применяются операторы в целях получения более качественных результатов. В диссертационной работе разработана параллельная модель генетического поиска на основе предложенной параллельной архитектуры, в которую входят модели эволюций Ж.Б. Ламарка и де Фриза [10,15,48,57,60,65,77,81,82]. Для повышения качества решений автор в диссертации разработал модификации генетических операторов с использованием моделей эволюций Ж.Б. Ламарка и де Фриза. Автором разработаны модификации для следующих генетических операторов:

- оператор репродукции (селекции);
- оператор кроссинговера;
- оператор мутации;
- оператор инверсии;
- оператор транслокации.

В диссертационной работе предложена модификация оператора репродукции (селекции) на основе турнирного подхода. Оператор репродукции (селекции) (ОР) – это алгоритм, позволяющий лучшим хромосомам (решениям) с высоким значением ЧЦФ (обладающим лучшими параметрами) перейти в стадию репродукции (воспроизводства) нового поколения. Отобранные таким образом перспективные хромосомы в ходе репродукции создают новое поколение с аналогичными или лучшими потомками [57,59].

Оценка популяции дает характеристику в виде значения ЦФ, после чего появляется возможность отделить перспективные хромосомы (решения) от

неперспективных. Далее работает оператор селекции, в ходе которой формируются родительские пары для дальнейшего создания новой популяции с определенным значением ЦФ.

Принцип работы «турнирной селекции» заключается в следующем: из набора решений (популяции) отбирается особая группа (q) или отдельные агенты. Далее на основе принципа турнира сравниваются значения ЦФ искомым агентов или наборов агентов [32]. После турнира остаются победители (агенты с наилучшим значением ЦФ) и переходят на следующий шаг. В рассматриваемом случае важно контролировать интенсивность отбора I , которая описывается выражением [30,59]:

$$I = \int_{-\infty}^{\infty} q \cdot x \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} \left(\int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \right)^{q-1} dx \quad (3.1)$$

где x – переменная интегрирования, описывающая перемещение агентов и их показателей ЦФ. Приведенное выражение показывает, что влияние селекции на процесс отбора увеличивается в соответствии с объёмом популяции q , которая переходит в следующую итерацию.

Основные шаги предлагаемого модифицированного оператора селекции на основе турнирного подхода:

- инициализация набора альтернативных решений. Формируется объём турнирной сетки и количество претендентов;
- набору решений, который получил максимальное значение ЧЦФ, дается возможность воспроизводства потомков (нового альтернативного решения), другими совами решение переходит на следующий шаг формирования нового набора решений;
- далее оператор селекции передает полученные данные на следующий шаг.

Рассмотрим пример реализации модифицированного оператора селекции на основе турнирного подхода. В данном рассматривается

популяция, которая состоит из трех альтернативных решений задачи размещения компонентов СБИС, представленных на рисунке 3.1, 3.2 и 3.3.

Здесь подразумевается, что альтернативные решения отбираются в сетку турнира случайно. Далее определяется текущее значение ЧЦФ по формуле 2.12 для отобранных альтернативных решений: $f_p(S_1) = 0,43$; $f_p(S_2) = 0,56$; $f_p(S_3) = 0,81$.

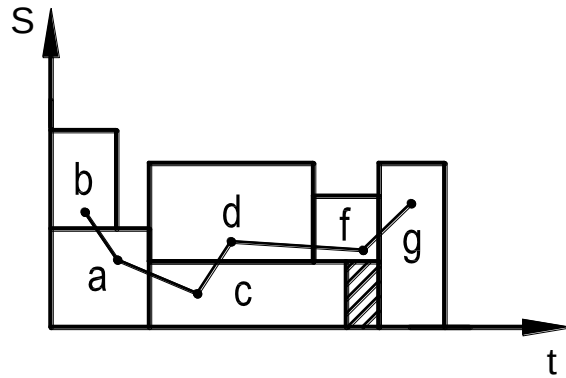


Рисунок 3.1 – Альтернативное решение S_1

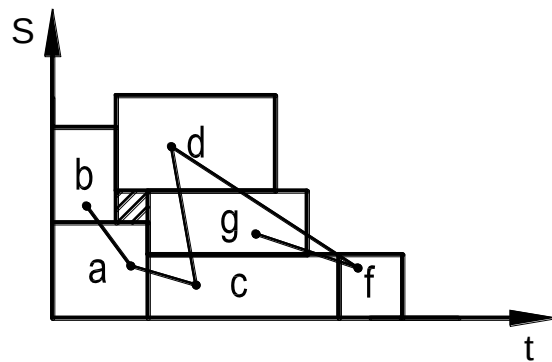


Рисунок 3.2 – Альтернативное решение S_2

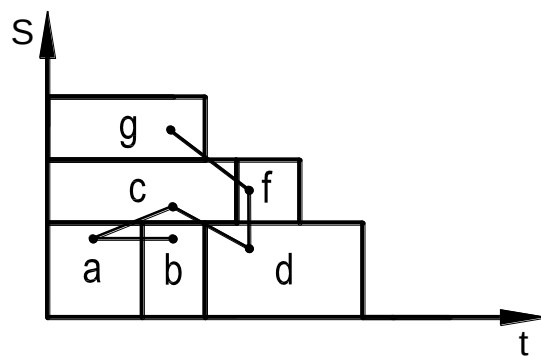


Рисунок 3.3 – Альтернативное решение S_3

В такой ситуации альтернативному решению S_3 предоставляется возможность воспроизводства потомков (нового альтернативного решения), другими словами, решение переходит на следующий шаг формирования нового набора решений. Основная идея такого подхода заключается в том, что выйти на следующий шаг и стать членом родительской пары могут только те члены популяции, которые получили оценку ЧЦФ выше среднего значения среди своей популяции.

Такое решение может способствовать сходимости алгоритма. С другой стороны, высокий показатель сходимости не позволяет эффективно решать задачу поиска нескольких экстремумов, что обусловлено быстрой сходимостью алгоритма к одному из экстремумов. Другим существенным недостатком такого подхода является повышенный риск попадания в локальный оптимум при решении задачи со сложной структурой (схемы) компонентов.

Автор в диссертационной работе предлагает ослабить влияние данного недостатка применением методов инбридинга и аутбридинга, которые могут балансировать поиск и/или ограничить быструю сходимость алгоритма. Метод инбридинга основан на принципе близкородственных связей при подборе кандидатов (агентов) в пары [57,59]. Аутбридинг, в свою очередь, отличается выбором кандидатов (агентов) на основе принципа дальнего «родства» [45-47]. Понятие «родство» определяется как значение расстояния, обусловленное геометрическим расположением членов популяции в рабочем поле. Методы инбридинга и аутбридинга можно разделить на генотипный и фенотипный (геометрический). В инбридинге случайным образом определяется один представитель пары, а второй для пары выбирается согласно принципу близкого «родства» [48,55]. В случае аутбридинга второй представитель пары выбирается по принципу дальнего «родства», то есть, в пару выбираются члены популяции с максимальным значением расстояния между ними. Отметим, что только совместное применение инбридинга и аутбридинга дает положительный результат в сглаживании эффекта от

быстрой сходимости предложенного алгоритма. Каждый из этих подходов имеет свое индивидуальное влияние на работу отдельных генетических операторов и алгоритма в целом. Основные свойства инбридинга можно охарактеризовать как направление поиска в локальные узлы. Такой метод разделяет популяцию на независимые части, располагаемые в области предположительного экстремума функции. Аутбридинг характеризуется такими противоположными свойствами, как сглаживание сходимости алгоритма, что дает алгоритму возможность проходить новые области поиска, а также находить новые перспективные решения [47,53,55,57].

Рассмотрим пример определения степени «родства» между хромосомами при формировании пары. Последовательность n генов в хромосоме можно представить в виде последовательной строки кода, где под понятием «локус» будем понимать адрес каждого гена в строке. Дан набор хромосом в виде последовательной строки: $S_0 = [0\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9]$, $S_1 = [3\ 8\ 2\ 0\ 4\ 9\ 6\ 7\ 1\ 5]$, $S_2 = [0\ 1\ 2\ 6\ 4\ 7\ 3\ 5\ 8\ 9]$, $S_3 = [0\ 6\ 9\ 3\ 4\ 5\ 1\ 7\ 8\ 2]$, $S_4 = [0\ 1\ 2\ 5\ 4\ 3\ 6\ 7\ 8\ 9]$, $S_5 = [0\ 1\ 2\ 3\ 7\ 8\ 6\ 4\ 5\ 9]$.

Определим степень родства для хромосомы $S_0 = [0\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8\ 9]$ относительно остальных хромосом популяции: для $S_1 = [3\ 8\ 2\ 0\ 4\ 9\ 6\ 7\ 1\ 5]$ отличий в локусах 6; для $S_2 = [0\ 1\ 2\ 6\ 4\ 7\ 3\ 5\ 8\ 9]$ отличий 4; для $S_3 = [0\ 6\ 9\ 3\ 4\ 5\ 1\ 7\ 8\ 2]$ отличий 4; для $S_4 = [0\ 1\ 2\ 5\ 4\ 3\ 6\ 7\ 8\ 9]$ отличий 2; для $S_5 = [0\ 1\ 2\ 3\ 7\ 8\ 6\ 4\ 5\ 9]$ отличий 4. Тем самым определяется и значение расстояния, обусловленное геометрическим расположением членов популяции в рабочем поле.

Автором в диссертационной работе предложены модифицированные операторы кроссинговера и мутации на основе знаний о решаемой задаче.

Оператор кроссинговера (ОК) – это генетический оператор, обеспечивающий формирование новых наборов хромосом (альтернативных решений), что достигается в результате скрещивания родительских хромосом. Стандартный ОК основан на случайном определении точки разреза, что влечет

за собой непредсказуемый процесс скрещивания и переупорядочивания компонентов. Полученные наборы хромосом с помощью такого подхода к выбору точек ОК только с вероятностью Q получали необходимые параметры от скрещиваемой пары хромосом. Практика показывает, что в большинстве случаев значение ЦФ у набора хромосом после ОК не изменяется [30,47,55,57].

Значение ЦФ у наборов хромосом после стандартных ОК заметно снижается при условии роста вычислительной сложности задачи, это приводит к снижению генного разнообразия [47,55]. Отметим, что задача повышения эффективности ОК является актуальной и важной в комплексе генетического поиска.

Для устранения описанного недостатка используется многоточечный ОК, где по аналогии со стандартным ОК точки разреза выбираются случайно. В данной диссертационной работе предлагается модифицированный ОК, позволяющий исключить описанный недостаток за счет применения нового алгоритма формирования точек ОК, основанного на использовании знаний о решаемой задаче.

Далее предлагается механизм перехода от набора хромосом к задаче размещения компонентов на дискретном рабочем поле на основе структуры хромосомы (рисунок 3.4).

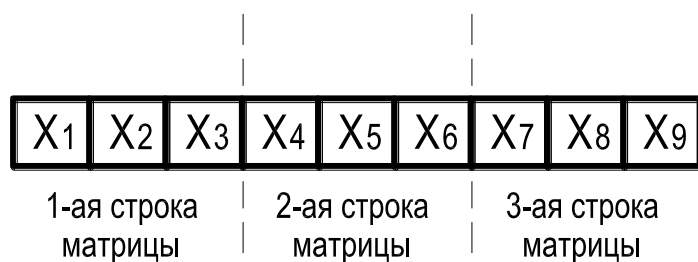


Рисунок 3.4 – Структура хромосомы

Здесь структура хромосомы содержит девять генов и эквивалентна девяти компонентам искомой схемы, что дает размер матрицы рабочего поля 3×3 (рисунок 3.5).

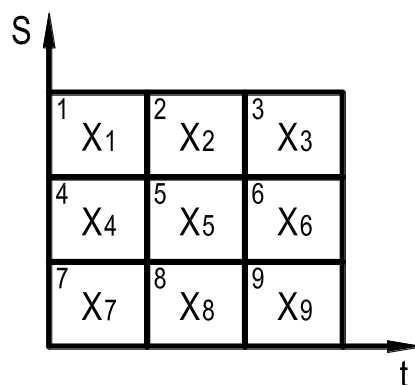


Рисунок 3.5 – Матрица рабочего поля для размещения

Хромосома последовательно делится на участки, из которых в дальнейшем формируется дискретное рабочее поле. Значение гена есть номер элемента схемы, размещённого в ячейке и соответствующего номеру гена. Каждая новая перестановка вершин представляет собой новое решение.

Учитывая специфику решаемой задачи размещения компонентов СБИС и рассмотренную структуру модели монтажного пространства в п. 1.3, а также предложенный механизм представления решений, автором предлагается модификация оператора кроссинговера, ориентированного на решение задачи размещения компонентов СБИС. В предложенной модификации предлагается выбирать точки разреза в местах (генах) перехода на следующую строку матрицы.

Рассмотрим реализацию модифицированного ОК на примере хромосомы, которая имеет вид $\{1,1,0,0,1,1,0,1,0\}$. Решетка рабочего пространства задана размером 3×3 . Такой размер решетки подразумевает две возможные точки разреза в ячейках генов под номером 3, 6. На рисунке 3.6 показан пример определения возможных точек разреза ОК, оператор мутации (ОМ), оператор инверсии (ОИ), оператор транслокации (ОТ) для искомой хромосомы.



Рисунок 3.6 – Выбор точек разреза ОК, ОМ, ОИ, ОТ

Такой механизм выбора точек разреза актуален и для хромосом с большим числом генов, но для таких хромосом необходимо применять операторы, способные работать с необходимым набором точек разреза.

Для полноценной оценки работы модифицированного ОК и ОМ, необходимо учитывать параметр вероятности выживания потомков $P_{ОК}$ и $P_{ОМ}$ соответственно, такое значение выражается формулой [47,55]:

$$P_{ОК}(P_{ОМ}) = 1 - \frac{\alpha N}{L - 1}, \quad (3.2)$$

где α – коэффициент, задающий тип модифицированного ОК, подбирается ЛПР на основе эмпирических данных и принимает значения $\alpha = 0,1; 0,2; 0,3; \dots 1$; L – длина искомой хромосомы; N – количество строк матрицы или частей хромосомы между точками ОК и ОМ.

Классический одноточечный ОК осуществляет процесс обмена между отдельными отрезками хромосомы. Отрезки хромосомы формируются с помощью предложенного механизма выбора точек разреза ОК. По аналогии с одноточечным ОК его двухточечная версия также обменивает отрезки хромосомы, но для определения отрезков используется две точки ОК.

На рисунках 3.7, 3.8 представлен пример искомой хромосомы и работа модифицированного проблемно-ориентированного ОК. Для одноточечной версии ОК случайно определена вторая точка из двух возможных вариантов.

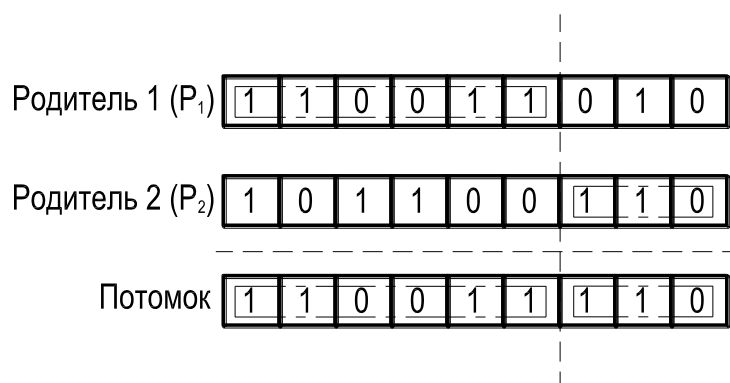


Рисунок 3.7 – Пример однотоочечного ОК

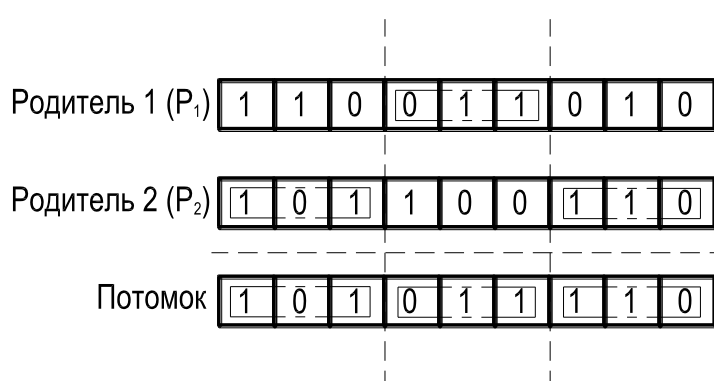


Рисунок 3.8 – Пример двухточечного ОК

Процесс мутации является одним из основных этапов эволюционной модели. В диссертационной работе рассматривается процесс мутационной изменчивости (МИ) – структурные изменения генетического набора в живом организме. В процессе МИ может меняться генный набор, число или общее строение хромосом. В свою очередь, процесс мутации – это корректировка генетической структуры, ведущая к формированию нового набора свойств генома хромосомы. Согласно работам [32,47,55,57], основная функция мутации – внести резкие корректировки генотипа, что приводит к дискретным корректировкам в генотипе наследников.

В эволюционных методах, ориентированных на решение задач конструкторского проектирования, ОМ служит генератором новых наборов хромосом (альтернативных решений), то есть играет решающую роль в процессе изменения (адаптации) популяции.

Таким образом, оператор мутации – это языковая структура, дающая возможность представить наборы родительских хромосом в виде новых наборов хромосом (потомков) [30,47,55].

Основным отличительным свойством ОМ является возможность работать как с геном в целом, так и с его битами по отдельности. В свою очередь, ОК работает исключительно с геном в целом, что позволяет корректировать как параметры компонента, так и его связи. В классическом ОМ ген для корректировки определяется случайно. Отметим, что ОМ может работать с некоторой вероятностью, но только в случае, когда после ОК превышен порог однотипных элементов в генотипе, причем ОМ срабатывает по умолчанию. При этом ОМ работает с битом, который содержит информацию о типе исходного элемента [63].

В диссертационной работе предложен модифицированный проблемно-ориентированный оператор мутации на основе нового механизма выбора точек разреза. По аналогии с ОК, в ОМ определяются точки разреза хромосомы.

Далее, рассмотрим пример работы модифицированного ОМ с решением сформированным после двухточечного ОК (рисунок 3.8). Для точечной (рисунок 3.9) и одноточечной версии ОМ (рисунок 3.10) случайно определена первая точка из двух возможных вариантов.

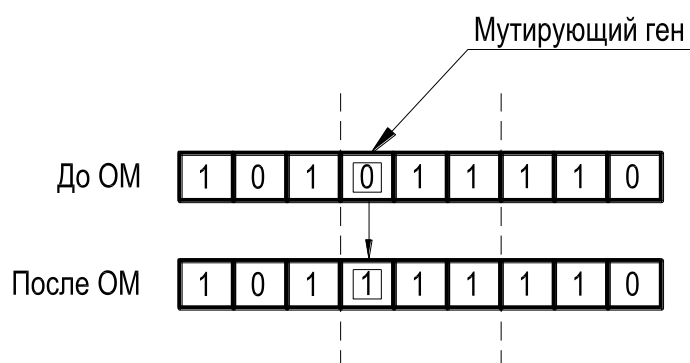


Рисунок 3.9 – Пример точечного ОМ

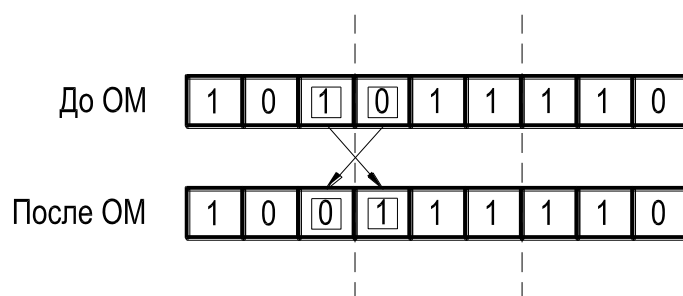


Рисунок 3.10 – Пример однотоочечного ОМ

В случае двухточечного ОМ (рисунок 3.11) в исходной популяции меняются две выбранные хромосомы. Хромосомы для замены выбираются в потомке, тем самым инициализируется новая популяция. Далее повторяется процесс проверки условий останова, цикл повторяется пока одно из условий не будет выполняться. Отметим, что представленные модифицированные операторы ОК и ОМ ориентированы на решение задачи размещения компонентов СБИС.

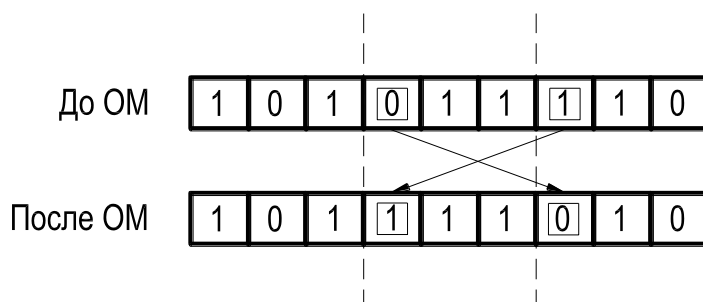


Рисунок 3.11 – Пример двухточечного ОМ

В рамках повышения качества полученных решений в диссертационной работе предложены модифицированные проблемно-ориентированные операторы инверсии (ОИ) и транслокации (ОТ) на основе предложенного механизма выбора точек разреза.

Рассмотрим пример работы модифицированного оператора инверсии. Оператор инверсии – языковая структура, который позволяет инвертировать набор родительских хромосом или их часть, для инициализации хромосомы потомка [9-11,28,32,47]. По аналогии с ОК и ОМ определяются точки разреза хромосомы, внутри которых элементы инвертируются.

Для примера используем решение, сформированное после двухточечного ОК (рисунок 3.8), путем инверсии сегментов, полученных путем выбора точек разреза (рисунки 3.12, 3.13). Для одноточенной версии ОИ случайно определена вторая точка из двух возможных вариантов.

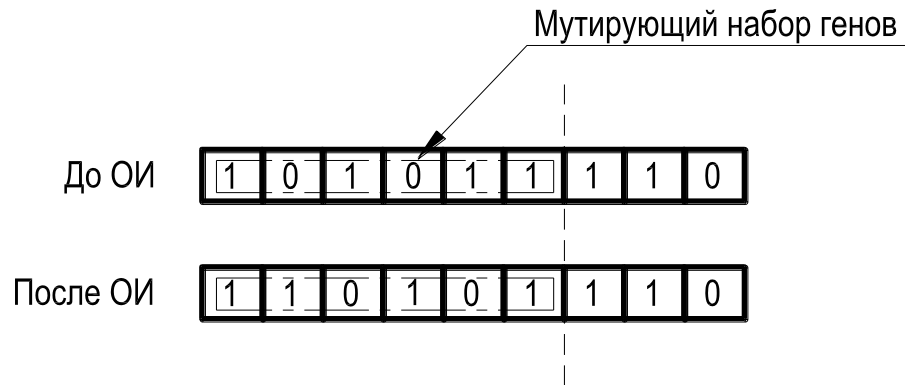


Рисунок 3.12 – Пример одноточного ОИ

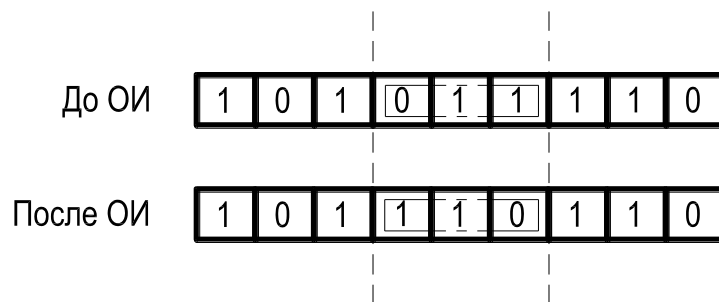


Рисунок 3.13 – Пример двухточечного ОИ

Далее, рассмотрим пример работы модифицированного оператора транслокации. Оператор транслокации – языковая структура, позволяющая из родительской пары хромосом или их части создавать две хромосомы потомков на основе скрещивания и инвертирования [30].

Для примера, по аналогии с оператором инверсии, используем решение, сформированное после двухточечного ОК (рисунок 3.8).

Как видно из примера, оператор транслокации представляет собой комбинацию ОК и ОИ (рисунок 3.14).

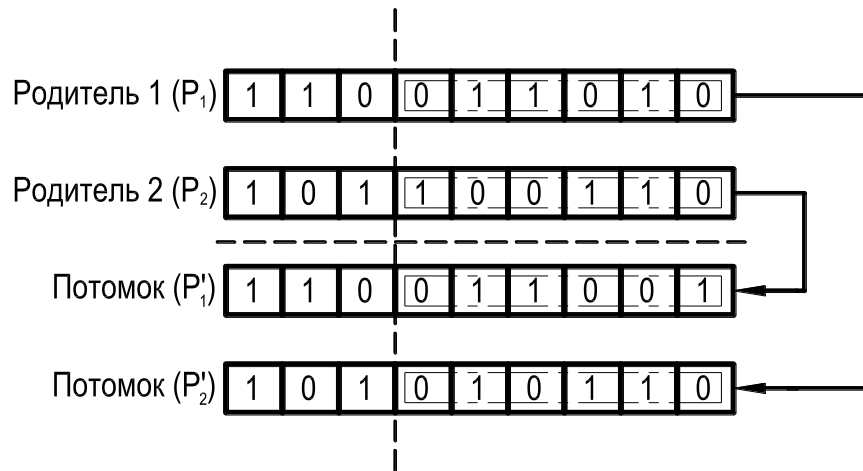


Рисунок 3.14 – Пример работы ОТ

При формировании потомка P'_1 используется левая часть до разреза родителя P_1 и инверсия правой части до разреза из родителя P_2 . При инициализации родителя P'_2 берется левая часть родителя P_2 и инверсия правой части родителя P_1 .

Применение модифицированных операторов ОК, ОМ, ОИ и ОТ позволяет инициализировать новые хромосомы - потомки. При этом алгоритм поиска получает модификацию механизма выхода из локальных ям путем инициализации новых решений.

Далее рассмотрим модифицированный механизм кодирования и декодирования альтернативных решений. Кодирование и декодирование альтернативных решений задачи размещения компонентов СБИС представляет собой последовательную строку n , где n – длина хромосомы, соответствующая числу вершин графа, и определяется в интервале от 0 до n [15,28,29]. Например, альтернативное решение, представленное 9-ю вершинами, имеет вид: $S = [0\ 1\ 2\ 3\ 4\ 5\ 6\ 7\ 8]$. В случае большой размерности задачи с количеством вершин графа более 200, поиск решения затрудняется большим количеством обрабатываемых данных. В связи с этим требуется применение механизмов кодирования и декодирования с целью уменьшить объём данных без потери содержания [101-107].

Для уменьшения потока данных предлагается кодирование данных, которое представляет собой набор вершин графа. Для упрощения обработки данных определяется число разрядов в каждом гене, в зависимости от количества компонентов в схеме. Пример определения разрядности генов показан в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Пример определения разрядности генов

Граф	Вершины графа	Разрядности генов
S_1	1, 2, 3 ,..., 199, 200	001 002 003, ..., 199, 200
S_2	23, 14, 2, ..., 74, 198	023, 014, 002, ..., 074, 198

Приведение к единой разрядности генов в хромосоме дает возможность унифицировать поиск каждого гена в матрице [98,101], но увеличение числа разрядов увеличивает время работы алгоритма. Отметим, что в задаче размещения компонентов СБИС каждая хромосома содержит множество необходимых характеристик, что усиливает влияние добавленных разрядов на скорость выполнения алгоритма.

В целях скомпенсировать недостаток, вызванный избыточной разрядностью генов, в случае числа вершин более 200, предлагается кодировка полученного альтернативного решения в 16-ричную систему счисления. Пример перевода хромосомы в 16-ричную систему счисления показан в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Пример перевода хромосомы в 16-ричную систему счисления.

Граф	Вершины графа с разрядность	Хромосома в 16-ной системе
S_1	001 002 003, ..., 199, 200	01, 02, 03, ..., C7, C8
S_2	023, 014, 002, ..., 074, 198	17, 0E, 02, ..., 4A, C6

Здесь вершина графа кодируется тремя знаками, а в 16-ричной системе счисления – двумя знаками, что снижает число символов и влияние добавленных разрядов на эффективность алгоритма. Из примера видно, что рассматривая 200 вершин графа хромосома будет содержать 600 знаков, при кодировании в 16-ричной системе счисления, длина строки – 400 знаков.

После того, как схмотехническое решение задачи параметрического синтеза объекта представлено в виде строки в 16-ричной системе счисления, применяются модифицированные генетические операторы, формирующие за счет применения предложенного механизма формирования точек разреза хромосомы, новые хромосомы (потомки). В процессе работы модифицированного ОР на основе турнирного подхода формируется новое поколение с аналогичными или лучшими потомками [38,42].

Рассмотрим работу модифицированного механизма кодирования решений при размещении компонентов СБИС. Модель монтажного пространства в задаче размещения компонентов СБИС, представляется в виде матрицы (рисунок 3.5). Каждое альтернативное решение представляется в виде последовательной строки генов, из которых формируется хромосома S_i [55,57,65]. Каждый ген в хромосоме будет хранить номер позиции компонента в рабочей матрице [9,38,42].

Рассмотрим механизм кодирования и декодирования на примере графа (начального решения), который представлен на рисунке 3.15. Необходимо разместить заданный граф в рабочей матрице.

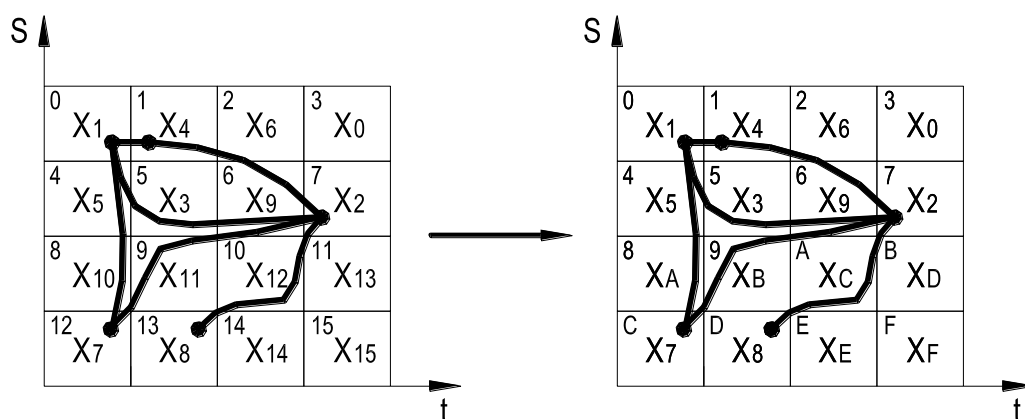


Рисунок 3.15 – Граф начального решения и его кодирование

Начальному графу на рисунке 3.15 соответствует закодированная хромосома, представленная в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Закодированная хромосома начального решения

Номер гена	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	B	E	F
Номер компонента	1	4	6	0	5	3	9	2	A	B	C	D	7	8	E	F

В процессе декодирования данных каждая хромосома разделяется на части (участки), начало каждого участка соответствует началу новой строки рабочей матрицы, длина участка равна размеру строки матрицы [22,24-30]. Инициализируются наборы векторов E , которые формируются из определенных строк в рамках отдельных хромосом [38]. Полученные решения R_1, R_2 имеют вид (таблица 3.4).

Таблица 3.4 – Полученная популяция из двух решений

Решение R_1	1	2	0	4	3	5	6	7	9	A	8	B	C	B	E	F
Решение R_2	4	5	0	8	1	3	5	A	E	2	F	7	6	C	9	D

Для реализации процесса размещения декодируем данные в рамках каждой хромосомы. Далее инициализируется процесс размещения согласно каждому декодированному решению. Набор векторов E , сформированный для каждого полученного решения, представлен в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Векторы E для каждой хромосомы

Вектор E_1	$E_1 = \{(1,2,0,4), (3,5,6,7), (9, A, 8, B), (C, D, E, F)\}$
Вектор E_2	$E_2 = \{(4,5,0,8), (1,3,5, A), (E, 2, F, 7), (6, C, 9, D)\}$

Далее из полученных векторов формируется альтернативное решение, определяющие схему размещения компонентов в рабочем пространстве. Процесс формирования рабочей матрицы для размещения компонентов в рабочем пространстве представлен на рисунке 3.16.

Решение R ₁																															
0	X ₁	1	X ₂	2	X ₀	3	X ₄	4	X ₃	5	X ₅	6	X ₆	7	X ₇	8	X ₉	9	X _A	10	X ₈	11	X _B	12	X _C	13	X _D	14	X _E	15	X _F
e ₁				e ₂				e ₃				e ₄																			

Решение R ₂																															
0	X ₄	1	X ₅	2	X ₀	3	X ₈	4	X ₁	5	X ₃	6	X ₅	7	X _A	8	X _E	9	X ₂	10	X _F	11	X ₇	12	X ₆	13	X _C	14	X ₉	15	X _D
e ₁				e ₂				e ₃				e ₄																			

Рисунок 3.16 – Формирования рабочей матрицы из набора альтернативных решений R_1, R_2

Номер позиции компонента в векторе E , отражающий строку кода хромосомы, соответствует порядковому номеру строки с искомой позицией для размещения в рабочем поле. Матрицы размещения компонентов в соответствии с полученными решениями R_1, R_2 представлены на рисунке 3.17.

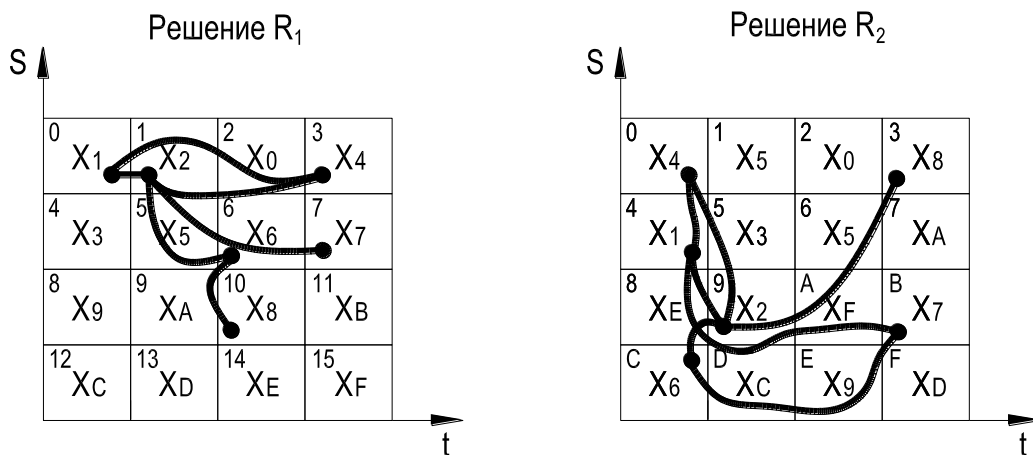


Рисунок 3.17 – Альтернативные варианты решения R_1, R_2

Рассмотренная модель кодирования и декодирования альтернативных решений позволяет унифицировать представление данных в предложенной комбинированной архитектуре, в рамках многомерного поиска. Отметим, что применение предложенного механизма кодирования и декодирования альтернативных решений позволяет сократить время решения за счет унификации передаваемых данных в архитектуре поиска.

3.2 Разработка модифицированного алгоритма моделирования перемещения колонии белых кротов для размещения компонентов СБИС

Белые кроты живут в подземных туннелях в жарких странах и в зеленых зонах с почти фиксированной температурой и влажностью. Температура в туннелях, где живут кроты, от 30 до 35°C. Каждый туннель имеет длину почти три километра [69,70]. Эти животные - единственные мелкие млекопитающие, живущие в сообществе и в больших колониях, например, в пчелиных и муравьиных. Классическая колония белых кротов включает королеву, выполняющую роль основного инструмента управления поиском пищи. Кроме того, колония располагает классом рабочих кротов, выполняющих основную роль в поиске. Защитную роль выполняют кроты-солдаты, которые при моделировании процесса задействованы в отборе агентов с высокими значениями ЦФ в моделировании механизма защиты колонии от врагов (захватчиков) [69].

Далее вместо понятия белого крота будем использовать термин «агент». В реальной колонии число агентов-солдат намного больше, чем рабочих агентов, для упрощения будем понимать под термином «агент» совокупность агентов: солдат и агентов-рабочих [3,13,28,55,65,66].

Далее рассмотрим более подробно следующую эвристику. На первом шаге поиска решения случайно производится формирование рабочих пар агентов и их распределение в возможных направлениях поиска. В классическом методе белых кротов случайное движение агентов начинается от центра колонии к источникам пищи и их окрестностям. При этом параллельно выполняется процесс рытья лабиринтных туннелей. Длина и рабочий радиус лабиринтов, в которых перемещаются агенты, растет с уникальной регулярностью. После этого осуществляется обновление приоритетных направлений по результатам начального поиска с последующим перераспределением агентов в более перспективные направления [70]. По результатам приоритетного поиска происходит

обновление окрестностей поиска, что обеспечивает возможности расширения поиска. Используется понятие специального лабиринта, предназначенного для защиты. Когда захватчики входят в туннель, агентам необходимо быстро заблокировать их прорыв в туннель. В случае прорыва крайней мерой является блокировка туннеля один из агентов, чтобы дать возможность популяции найти достаточное время для блокировки нужных проходов [69,70].

На основе изложенной эвристики и предлагаемого в диссертационной работе модифицированного метода оптимизации на основе моделирования перемещения колонии белых кротов, рассмотренного в п. 2.2, автором предлагается новый, используемый впервые алгоритм размещения компонентов СБИС.

Опишем ключевые шаги и определение основных параметров модифицированного алгоритма оптимизации колонии белых кротов более подробно.

Случайная инициализация популяции X [69,70,78]:

$$X = [M_1, M_2, \dots, M_N]. \quad (3.3)$$

где $M_1, M_2, \dots, M_N$ – агенты; N – число неизвестных параметров задачи. Начальный шаг поиска пищи в границах близлежащих окрестностей, описывается формулой [69,70,78]:

$$x_i = x_i^{Min} + \beta(x_i^{Max} - x_i^{Min});$$

$$i = 1, 2, \dots, S, \quad (3.4)$$

где x_i определяет объём пищи источнике i ; β – это нормировочный коэффициент $[0, 1]$; S – число источников пищи.

Ключевые критерии оценки источника пищи – температура и влажность [76], определяющиеся с учетом коэффициента затухания $A \in [0, 1]$ и позволяющие оценить перспективность перемещения процесса поиска от источников пищи в их окрестности.

Температурный критерий $H(x)$ [78] определяется выражениями:

$$\begin{aligned}
H(x) &= \rho(x)C(x) \frac{\Delta T(x, t)}{\Delta t}; \\
(\rho C) &= f_s(\rho C)_s + f_a(\rho C)_a + f_w(\rho C)_w; \\
f_s + f_a + f_w &= 1,
\end{aligned} \tag{3.5}$$

где H – показатель колебания температуры земли на глубине x ; ΔT – среднее значение температуры; Δt – среднее значение времени цикла. Характеристики исходного грунта описывают переменные $\rho(x)$ – плотность грунта и $C(x)$ – удельная теплоемкость. Переменные ρ и C влияют друг на друга, в процессе перемещения агентов данные переменные изменяют свои значения в соответствии с изменением расстояния. В работе принято упрощение процедуры поиска: переменные ρ и C определяются как постоянные значения и находятся в диапазоне [2, 4]. Отношение $\Delta T(x, t)/\Delta t$ определяет скорость изменения температуры в течение единицы времени и обновляется на каждой итерации [78]. Параметр $(f, \%)$ описывает общие характеристики каждого агента, а индексы s, a, w отображают характер среды: s – песок, a – воздух и w – вода; $s + a + w = 1$, для поддержания среднего баланса ρ и C . Отметим, что в процессе поиска коэффициент затухания A должен обновить свое значение в начале каждой итерации поиска. Коэффициент влажности A влияет на скорость поиска, например, в случае достижения значения 0, поиск в перспективных направлениях и их окрестностях проходит со снижением интенсивности и скорости поиска. При $A=0,5$ интенсивность и скорость поиска решения возрастают, что выражается формулой [69]:

$$A_i^t = A_i^t \left[1 - \exp\left(\frac{-\alpha t}{\Delta T}\right) \right], \tag{3.6}$$

где α – задается случайно в интервале [0, 1] или имеет зафиксированное эмпирически найденное значение, в данной работе значение $\alpha = 0.95$ и t – время цикла.

Рассмотрим по шагам модифицированный процесс поиска квазиоптимального решения с механизмом обхода препятствий, описанных в п 2.2.

Шаг 1. Инициализация входных параметров.

Шаг 2. Размещение в поисковом пространстве начальной (текущей) популяции, состоящей из n агентов. Входными данными является закодированное множество решений, полученных с помощью генератора псевдослучайных решений.

Шаг 3. Сортировка агентов, распределение агентов по всем возможным направлениям поиска. Изначально, все направления поиска имеют одинаковый приоритет.

Шаг 4. Поиск в каждом заданном направлении, с учетом заданных границ поиска. При поиске используется модифицированный механизм обхода препятствий. По результатам начального поиска определяются приоритетные направления поиска, отбор агентов и обновление радиуса поиска каждой пары агентов.

Шаг 5. Поиск продолжается до достижения квазиоптимального решения, которое удовлетворяет критериям останова или одного из заданных ограничений поиска. При переходе алгоритма на следующую итерацию поиска обновляются границы приоритетного направления поиска, и корректируются параметры поиска путем влияния внешней среды (ЛПР).

Применение классического алгоритма оптимизации колонии белых кротов не дает возможности в полной мере пройти в перспективные области и в их окрестности для получения набора квазиоптимальных решений. В связи с этим автор предлагает модификацию алгоритма колонии белых кротов, блок-схема которого представлена на рисунке 3.18.

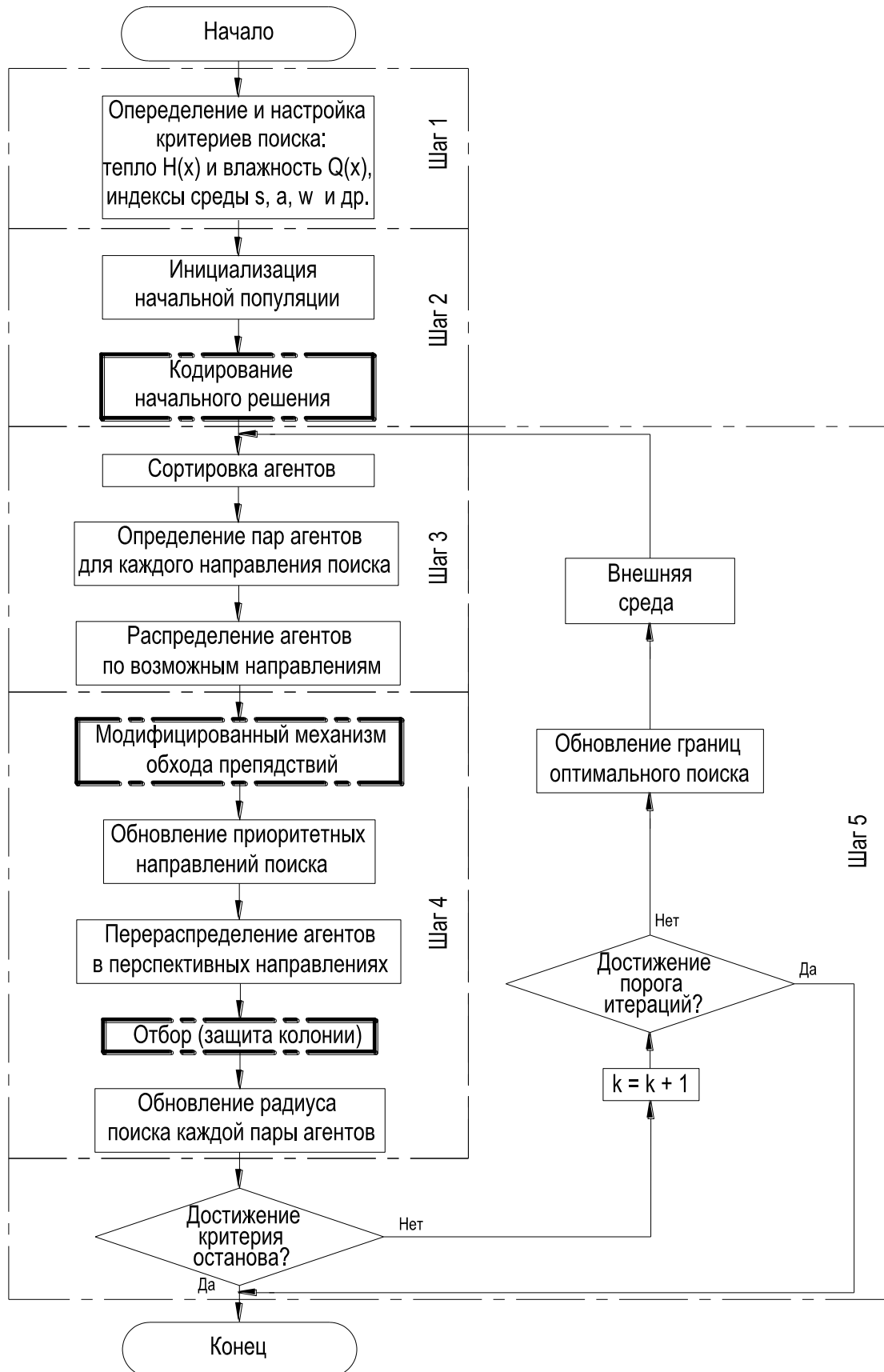


Рисунок 3.18 – Блок-схема алгоритма размещения компонентов СБИС, основанного на поведении колонии белых кротов

Модификация классического алгоритма [70] заключается в улучшении механизма отбора агентов с низким значением ЦФ и добавлении дополнительных модифицированных механизмов: кодирование, декодирование начального и альтернативных решений; обхода препятствий агентами в процессе поиска.

В диссертационной работе предлагается модифицировать механизм отбора агентов с низким значением ЦФ. Описанный в п. 3.1 оператор репродукции (селекции) агентов позволяет обеспечить быструю сходимость алгоритма. С другой стороны, быстрая сходимость не позволяет эффективно решать задачу поиска нескольких экстремумов. Что обусловлено быстрой сходимостью алгоритма только к одному из экстремумов. Автор в диссертационной работе предлагает компенсировать отмеченный недостаток применением методов инбридинга и аутбридинга, описанных в п. 3.1.

Колония белых кротов склонна к близкому инбридингу [78], определяется один представитель пары (королева), второй агент соответственно выбирается согласно принципу близкого «родства» [69,70] и значения ЦФ.

Рассмотрим пример близкородственного инбридинга в колонии белых кротов. Допустим, что королева имеет генотип K_0 , представленный в таблице 3.6:

Таблица 3.6 – Закодированный генотип королевы K_0 .

Номер гена	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	B	E	F
K_0	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0

В качестве примера рассмотрим вариант инбридинга второго поколения, когда рекомбинация генотипа проходит по среднему значению 25% [57,63,65] наследования от K_0 . Потомки королевы K_0 : K_1 и W_0 приведены в таблице 3.7.

Таблица 3.7 – Закодированные генотипы K_1 и W_0 .

Номер гена	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	B	E	F
K_1	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
W_0	1	1	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0

При скрещивании генотипов K_1 и W_0 формируется 4 потомка, которые приведены в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Закодированные генотипы потомков W_1, W_2, W_3 и W_4 .

Номер гена	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	A	B	C	B	E	F
$W_1 - 50\%$	1	1	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	0
$W_2 - 25\%$	1	1	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	1	0
$W_3 - 0\%$	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
$W_4 - 0\%$	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0

Потомки W_1, W_2 имеют сходство с генотипом предка K_0 , в то время как потомки W_3, W_4 не имеют сходства. Метод инбридинга позволяет сконцентрировать необходимые качества популяции, но в некоторый момент процесса инбридинга происходит неизбежный спад и потеря необходимых способностей [47,57,59]. Для выравнивания скорости поиска в работе алгоритма используется метод аутбридинга, работающий по противоположному принципу «дальнего родства». Именно комбинированное использование механизмов инбридинга и аутбридинга обеспечивает положительный эффект в сглаживании эффекта от быстрой сходимости предложенного алгоритма. Совместное использование описанных механизмов может динамически корректировать скорость поиска и сходимость алгоритма размещения компонентов СБИС [57,59].

Применение предложенного алгоритма в комбинированной архитектуре поиска на основе поведения колонии белых кротов позволяет обеспечить быструю сходимость за полиномиальное время и динамически корректировать скорость комбинированного поиска.

3.3 Разработка модифицированного алгоритма на основе модели поведения стволовых клеток для размещения компонентов СБИС

Как и другие известные алгоритмы биоинспирированной оптимизации, рассматриваемый алгоритм основан на формировании популяции и идее эволюционного процесса в естественной среде. Основное отличие алгоритма стволовых клеток заключается в минимальных ограничениях и простой реализации по сравнению с аналогами [75,79]. Данный метод подразумевает, что начальная популяция стволовых клеток инициализируется в ряд и делится на части в соответствии с числом участков рабочего пространства. Популяция должна соотноситься с размером рабочего пространства, уменьшаясь и увеличиваясь вместе ним. С учетом таких правил стратегия алгоритма приводит к минимуму числа итераций и увеличению скорости поиска решений [10,80].

В диссертационной работе автор предлагает модифицированный алгоритм размещения компонентов СБИС, работа которого основана на модели поведения стволовых клеток. Отметим, что предложенный алгоритм впервые используется в решении задачи размещения компонентов СБИС.

Далее рассмотрим более подробно следующую эвристику. В предложенной модифицированной версии алгоритма начальная популяция инициализируется из заданного множества, в следующих итерациях новые наборы агентов переходят в основную популяцию на изначально заданный процент. При этом увеличения численности популяции происходят итерационно. Процент добавления новых агентов в популяцию задается ЛПР перед запуском процесса поиска. Из этого следует, что при инициализации начальной рабочей группы популяции используется часть доступных агентов. В случае изначально большого набора рабочей группы популяции, на первых итерациях предложенного алгоритма значительно увеличится время поиска и число необходимых итераций, вследствие чего повысится шанс попадания решения в локальный минимум.

В связи с этим автор предлагает модифицированный алгоритм поиска на основе модели поведения стволовых клеток, блок-схема которого приведена на рисунке 3.19. Начальная популяция иницируется случайно и равномерно в рабочем поле. Чтобы обеспечить равномерность распределения, каждый агент должен соответствовать условиям [80]:

$$SC_i = \begin{cases} \frac{1}{a+f_i}, f_i \geq 0 \\ 1 + |f_i|, f_i < 0, \end{cases} \quad (3.7)$$

где SC_i – характеристика агента i в популяции; $a \in [0, 1]$ – коэффициент подстройки, задаётся ЛПР, в классическом варианте алгоритма $a = 1$.

Параметры агентов нормируются в соответствии с формулой [75,80]:

$$\Delta SC_i = \frac{1}{n} \sum_n^1 (max SC_i - SC_i), \quad (3.8)$$

где nSC_i – средняя характеристика каждого агента в популяции; n – число агентов.

В рамках данной диссертационной работы алгоритм применяется с использованием двух процессов самообновления агентов одновременно, так как в работе задан вектор из двух критериев: число линейных сегментов; суммарная взвешенная длина межсоединений [84].

На основе описанной выше эвристики рассмотрим по шагам предлагаемый модифицированный алгоритм стволовых клеток.

Шаг 1. Определение и настройка критериев поиска. Инициализация популяции X_i . Объявление целевой функции $f(x_i)$.

Шаг 2. Применение механизма кодирования и декодирования альтернативных решений позволяет унифицировать представление данных, что позволит уменьшить время работы алгоритма за счет унификации передаваемых и обрабатываемых данных в теле алгоритма и в комбинированной архитектуре. Процесс сортировки исходной популяции работает в зависимости от значений целевой функции по формуле (3.7).

Нормализация каждой ячейки проводится по формуле (3.8). Оценка приспособляемости каждой ячейки проводится по формуле (2.7).

Шаг 3. Поиск лучшего агента в соответствии с заданным вектором критериев по формуле (1.3). Самообновление ячеек по формулам (2.6). Информационное распределение агентов, обновление положения агентов в рабочем пространстве по формулам (2.10, 2.11).

Шаг 4. Поиск квазиоптимального решения и сравнение показателей с предыдущей итерацией. Если $f(x_i) < f(x_{Optimum}^t)$ - выбор лучшего решения и сохранение его в памяти агентов.

Шаг 5. Процесс поиска продолжается до достижения квазиоптимального решения, удовлетворяющего критериям останова или одному из заданных ограничений поиска. Блок «Внешней среды» при инициализации новой популяции обеспечивает возможность ЛПР корректировать параметры поиска.

Модификация рассмотренного алгоритма заключается в применении разработанного автором механизма кодирования и декодирования, рассмотренного в п. 3.1. В предлагаемом модифицированном алгоритме стволовых клеток предлагается улучшить производительность процесса самообновления алгоритма за счет применения правила мутации Реченберга [47,57,65], позволяющее уменьшить временные затраты на решение задачи размещения компонентов СБИС. Кроме того, предложена модификация распределения агентов в ячейках, где алгоритм равномерного распределения заменяется на алгоритм информационного распределения, чтобы разнообразить случайное заполнение агентов в ячейках в процессе обновления положения агентов в рабочем пространстве [80].

Отметим, что классический алгоритм стволовых клеток имеет две разновидности механизма самообновления: асимметричный и симметричный. Такой алгоритм может привести к повышению сложности поиска при усложнении критерия качества и эффективности.

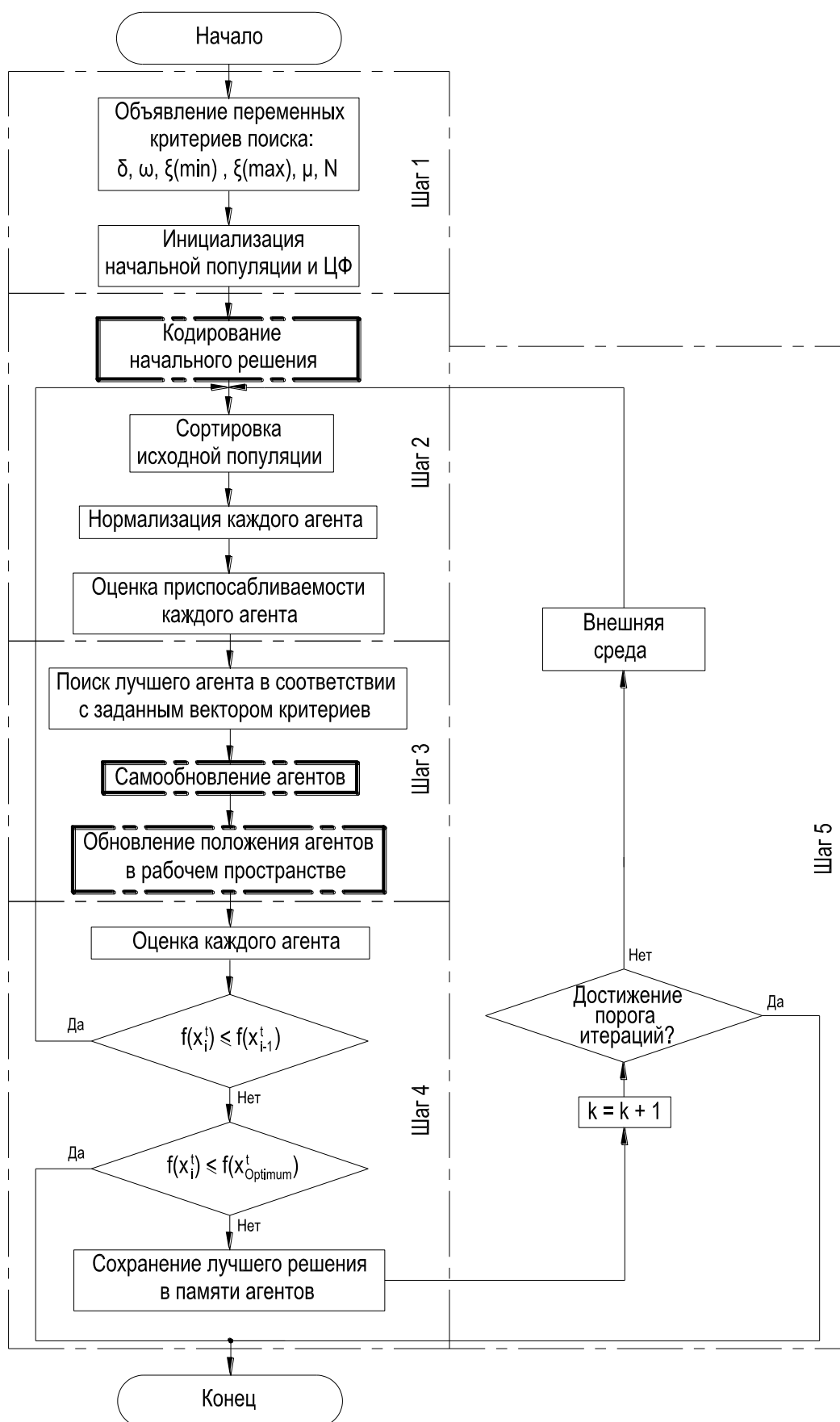


Рисунок 3.19 – Блок-схема работы алгоритма размещения компонентов СБИС на основе модели поведения стволовых клеток

При этом замедляется процесс конвергенции и увеличивается время достижения квазиоптимального решения [4,9-11]. В отличие от классического алгоритма оптимизации стволовых клеток в диссертационной работе предлагается модификация за счет правила мутации Реченберга [75,79,80].

Модифицированный автором механизм мутации Реченберга описан в п. 2.3 формулами (2.8, 2.9), принцип его работы основан на отношении числа успешных мутаций к общему числу мутаций, равному $\varphi=1/5$:

- Если $\varphi > 1/5$, размер шага мутации должен быть увеличен для расширения рабочего радиуса поиска.
- Если $\varphi \leq 1/5$, размер шага мутации должен быть уменьшен для направленного поиска в окрестностях текущего решения.

Например, в случае ЦФ задачи размещения, если оператор мутации имеет $\varphi = 1/2$, в половине случаев решение улучшится, в другой половине - станет хуже или не изменится. В большинстве случаев вероятность успешных мутаций уменьшается до 0 при $X(k) \rightarrow \infty$, где $X(k)$ - параметр для ограничения роста агентов, описанный в формуле (2.9). Такой механизм позволяет увеличивать размер шага мутации для увеличения вероятности успешных мутаций и уменьшения размера шага для снижения вероятности успешных мутаций. В научных исследованиях [35,47,54-59] описываются оптимальные значения $\varphi = 0,184 > 1/6$ и $\varphi = 0,270 > 1/3$ (для $n \rightarrow \infty$), среднее значение составляет $1/5$. В предложенном механизме мутации значение шага мутации может корректироваться на основе влияния внешней среды (ЛПР) в процессе поиска.

Достоинством разработанного модифицированного алгоритма является его способность выходить за пределы локальных минимумов ЦФ за счет введения в структуру алгоритма модифицированного механизма обновления и самообновления положения агентов, позволяющего корректировать размеры области поиска.

3.4 Разработка модифицированного генетического алгоритма размещения компонентов СБИС

В решении задачи конструкторского проектирования СБИС одним из основных инструментов повышения качества получаемых решений считается разработка новых эффективных алгоритмов, ориентированных на повышение качества получаемых решений [18-20,27].

Для реализации эффективных алгоритмов, ориентированных на повышение качества получаемых решений, используются различные эвристики, связанные с эволюционным моделированием [6,9-11,17]. Эволюционное моделирование входит в группу эвристических поисковых подходов к решению различных оптимизационных задач проектирования. Эвристики обычно строятся на базе приближенных статистических исследований объекта. Алгоритмы данной группы в настоящее время часто применяются при решении различных математических и прикладных технических задач, в частности, при автоматизированном конструкторском проектировании СБИС [9,5,14,55,58,105]. Такие алгоритмы могут эффективно работать с большими объёмом данных и областью поиска [41,55,58].

Популярным представителем эвристической группы считается генетический поисковый направленный алгоритм, основанный на принципах естественной генетики. Основной теоретической базой для генетического алгоритма (ГА), которая и отличает ГА от других поисковых алгоритмов, служит эволюционное моделирование, которое работает на принципе естественного отбора или «выживания сильнейших» [55,57,93].

Эффективность ГА складывается из таких факторов как: механизм инициализации начального набора альтернативных решений (популяции); группа применяемых генетических операторов; унифицированное представление данных на различных шагах поиска.

Для задачи размещения компонентов СБИС автор предлагает применить рассмотренный класс алгоритмов эволюционного моделирования [55,63,108],

что позволит параллельно исследовать расширенные рабочие области поиска и локально улучшать качество получаемых решений [6,9,14,22].

В рамках диссертационной работы предлагается модифицированный генетический алгоритм, основанный на параллельной архитектуре, которая объединяет модели эволюций Ж.Б. Ламарка и де Фриза [30,55,91-93,103,106,109]. Такая комбинация используется для улучшения решений, полученных на этапе биоинспирированного поиска в разработанной комбинированной архитектуре, описанной в п. 2.4. Например, имеющееся решение с целью его улучшения передается в блок генетического поиска. А после получения квазиоптимального решения, удовлетворяющего критерию останова (когда достигнуто ли заданное значение целевой функции или превышено число итераций), происходит переход к следующему шагу проектирования. Таким образом, такой алгоритм дает возможность получать разные по качеству решения поставленной задачи, рассматривая наиболее подходящие области пространства поиска, а также частично решается проблема преждевременной сходимости поиска к локальному оптимуму [47,55,65,108]. Схема работы предлагаемого модифицированного генетического алгоритма представлена на рисунке 3.20.

В диссертационной работе предложена модификация классической схемы работы ГА. В схему работы ГА вводятся новые и модифицированные блоки: «Кодирование начального решения», «Модифицированные генетические операторы: ОК, ОМ, ОИ, ОТ», «Эволюционная адаптация» и «Анализ решений». В архитектуру поиска добавлен блок «Выбор модели эволюции» с возможностью использовать интеграцию моделей эволюции Ж.Б. Ламарка и де Фриза. Для интеграции моделей эволюций Ж.Б. Ламарка и де Фриза в работе предложено использовать параллельную архитектуру, описанную в п. 2.4 [47,55,57,61,63].

В качестве исходных данных в ГА задаются необходимые ограничения поиска: число итераций k ; время поиска t . Кроме того, задаются переменные и управляющие значения ГА: ограничение на максимальный размер

популяции l ; для ОК и ОМ – параметр вероятности выживания потомков $P_{ОК}$ и $P_{ОМ}$ [33,39,45,61,105].

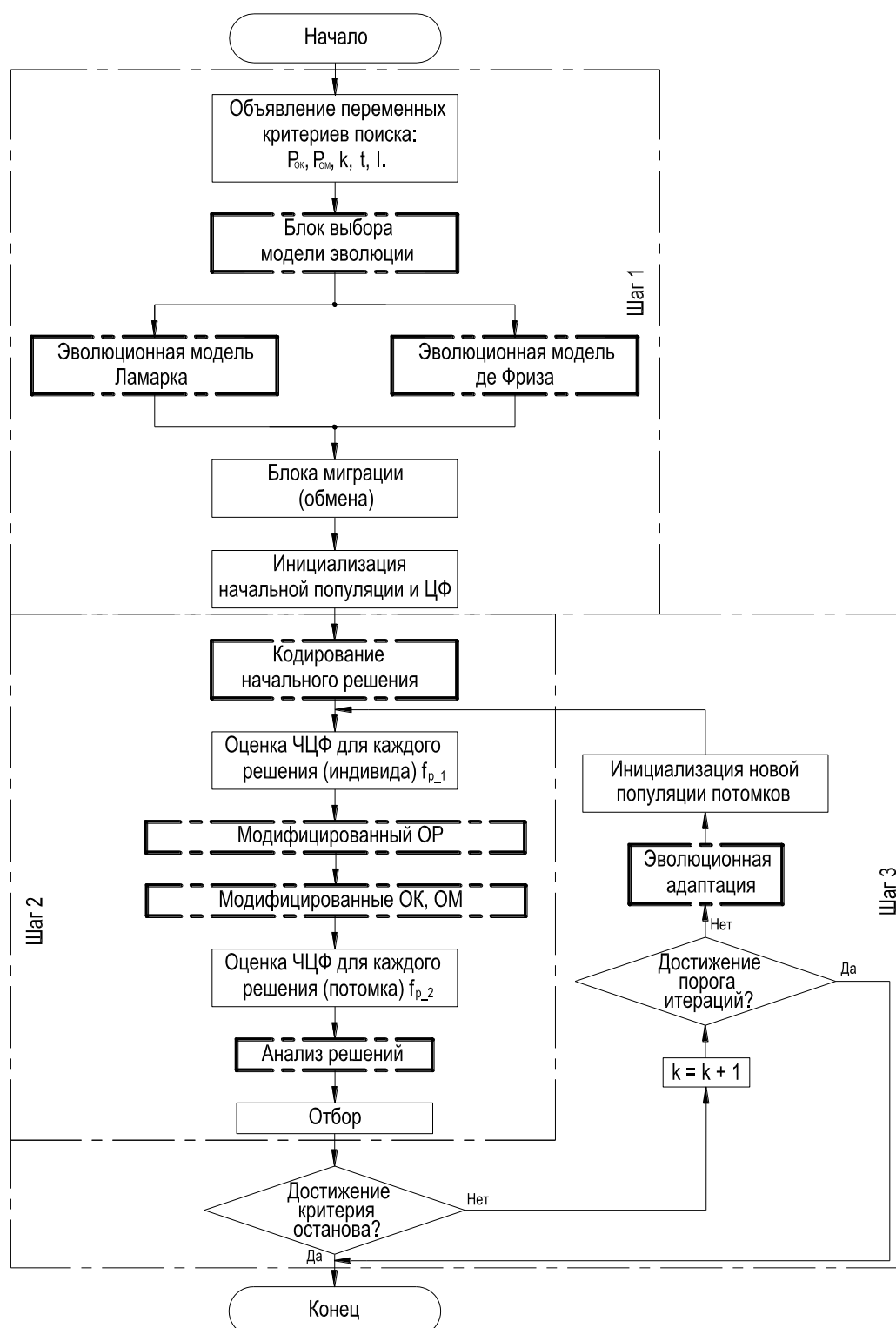


Рисунок 3.20 – Схема работы модифицированного генетического алгоритма размещения компонентов СБИС

Рассматриваемая задача размещения компонентов СБИС предполагает полный перебор решений, поскольку является NP-полной. В отличие от классического алгоритма ГА перебирает не все решения, а только квазиоптимальные.

Рассмотрим по шагам процесс поиска в предлагаемом модифицированном ГА.

Шаг 1. Сначала предварительно инициализируются переменные критериев поиска. Далее выбирается модель эволюции на основе параллельной архитектуры [100]. На основе выбранной модели эволюции случайным образом инициализируется начальная популяция (решение), состоящая из n хромосом (агентов). Далее решение кодируется в соответствии с предложенным в п. 3.1 механизмом.

Шаг 2. Сначала оценивается ЧЦФ каждой хромосомы (агента) и популяции в целом для оценки работы модифицированных генетических операторов и дальнейшего отбора квазиоптимальных решений. Далее реализуются модифицированные генетические операторы поиска, описанные в п. 3.1. Далее, после работы модифицированных генетических операторов оценивается значение ЧЦФ каждой хромосомы (агента) в новой популяции. Потомки из новой популяции переходят в блок «Анализ решений», где все агенты делятся на две группы: перспективные и неперспективные. Для оценки используются ЧЦФ, вычисляемые по формуле (2.11). Далее агенты ранжируются по рассчитанному значению ЧЦФ, после чего вся популяция переходит в ОР, сформированный на основе модификации оператора репродукции (селекции) турнирного вида.

Шаг 3. Данный шаг подразумевает конец работы алгоритма или его переход на следующую итерацию. Если удовлетворяется вектор критериев останова или не выполняется условие на ограничение числа итераций или времени работы алгоритма, то алгоритм выходит из цикла поиска и поиск завершается (Конец). Иначе исходная популяция переходит в механизм эволюционной адаптации, влияющий на перестройку и изменения размера

новой популяции. Далее на основе исходной популяции решений инициализируется новая популяция, и осуществляется возврат к Шагу 2.

Отметим, что модифицированный ГА разработан для повышения качества набора решений, полученных на шаге биоинспирированного поиска в разработанной комбинированной архитектуре, за счет применения описанных выше новых и модифицированных блоков, а также выполнения модифицированных операторов ОК, ОМ, ОИ, ОТ и использования комбинации двух эволюций в параллельной архитектуре.

3.5 Разработка модифицированного алгоритма многомерного биоинспирированного поиска для решения задачи размещения компонентов СБИС

В рамках NP-полной задачи размещения компонентов СБИС стратегия простого одномерного поиска может не привести к желаемому результату. Поэтому в таких задачах применяются алгоритмы многомерного поиска. Такие алгоритмы способны сравнивать полученные на каждом шаге поиска решения с предыдущими, что дает возможность сделать процесс поиска целенаправленным. В этой связи, в диссертационной работе автор предлагает применить метод поиска вращающихся координат [60,110-112]. Рассмотрим более подробно алгоритм поиска вращающихся координат. В классическом варианте такой алгоритм имеет итерационную структуру. Начальная координата поиска характеризуется базисной точкой $x_0^{(1)}$. Координаты в начальной точке определяются как среднее значение изменения заданной характеристики [110-112]:

$$x_{0k}^{(1)} = 0,5(x_{k \max} - x_{k \min}), \quad (3.9)$$

где значения $x_{k \max}$ и $x_{k \min}$ задают диапазон выбранной характеристики.

Далее работает блок одномерного поиска. При константных значениях показателей характеристик в одномерном поиске значение переменной x_i равномерно переходит в диапазон Δx_i . После определения диапазона Δx_i

вычисляется значение ЦФ в начальной точке с помощью одномерного поиска на основе разработанной описанной в п. 2.5 архитектуры комбинированного поиска. Вектор поиска в начальной точке направлен параллельно заданным осям $x_1, x_2, \dots, x_n$. Далее оценивается значение ЦФ при изменении диапазона Δx_i и определяются приоритетные направления последующего поиска. Когда алгоритм проверит все возможные направления $s = [1, 2, \dots, N]$, то для всех заданных характеристик применяется коэффициент возмущения $\alpha \Delta x_i$ (в случае улучшения решения) или $\beta \Delta x_i$ (в случае ухудшения решения). В диссертационной работе принято, что $\alpha = 3$ и $\beta = 0,5$. Процесс поиска по N направлениям продолжается, пока в каждом направлении σ не будет найден локальный оптимум. Первый шаг заканчивается на последовательных циклах поиска и вычисления ЦФ по всем N направлениям [109].

Конечная точка, определенная в результате первого шага поиска, переносится на второй шаг в качестве начальной $x_0^{(2)} = x_n^{(1)}$. Параллельно $(x_0^{(2)} - x_0^{(1)})$ формируется новое первичное направление поиска $S_1^{(2)}$, каждое последующие направление определяются как ортонормированное по отношению к предыдущему, соответственно второе направление поиска будет располагаться ортогонально относительно $S_1^{(2)}$. Другими словами, новая система координат создается последовательным вращением направлений поиска. Новые направления (относительно предыдущих) должны задаваться по отношению к основным осям ЦФ, при этом линейно независимы и ортогональны [26,33,75,91,109-112].

По аналогии с первым шагом, на втором шаге последовательно используется коэффициент возмущения по всем возможным направлениям поиска. В процессе второго шага поиска формируется улучшенное значение ЦФ. Далее, конечная точка, определенная в результате работы второго шага, переносится в третий шаг в качестве начальной $x_0^{(3)} = x_n^{(2)}$.

Один из таких параметров описывается условием $f(x_k) \leq \delta f(x_0^{(1)})$, где $0 \leq \delta \leq 1$. Например, в случае $k = 20$, $\delta \in [0,6; 0,8]$, при $k = 40$, $\delta \in [0,65; 0,75]$, при $k = 60$, $\delta \in [0,1; 0,2]$.

На рисунке 3.21 представлена инициализация новых направлений поиска при условии использования вектора из двух критериев.

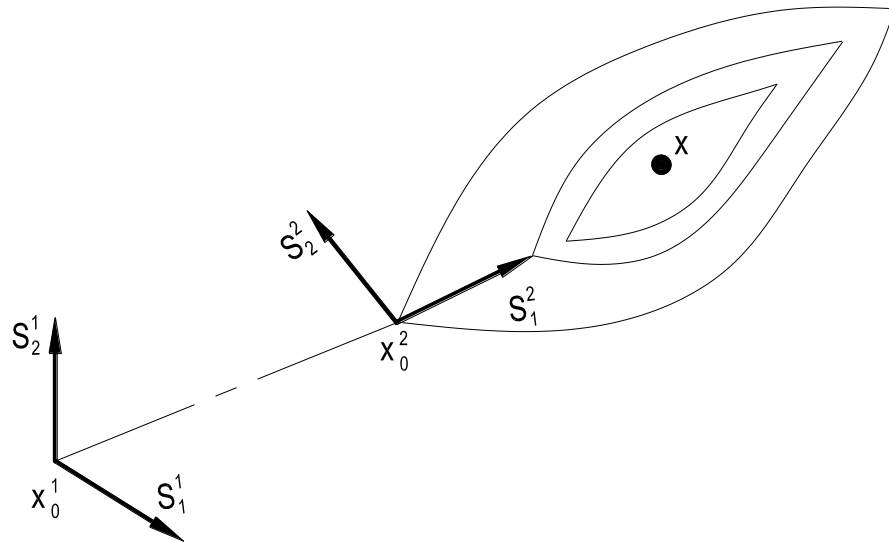


Рисунок 3.21 – Инициализация новых направлений поиска при условии поиска с вектором из двух критериев

Рассмотренная процедура поиска формируется из k итераций, и окончание поиска происходит при нахождении квазиоптимального решения, соответствующего критериям останова. Также в качестве критерия останова, для сокращения времени работы алгоритма и минимизации проблемы «зацикливания», используются ограничения: число вычислений значения ЦФ в рамках одного шага поиска; число итераций.

Многомерный алгоритм вращающихся координат отличается механизмом формированием новой ортогональной системы, которая инициализируется путем последовательного направления поиска в начале каждого шага поиска. Новые направления поиска формируются на основе ранее полученных данных с предыдущего шага. Такой механизм вращения направлений в каждом шаге поиска значительно повышает скорость сходимости ЦФ, что увеличивает шансы нахождения квазиоптимального

решения за полиномиальное время [26,60,86,95,110-112]. Предлагаемая архитектура многомерного поиска с применением биоинспирированного алгоритма представлена на рисунке 3.22.

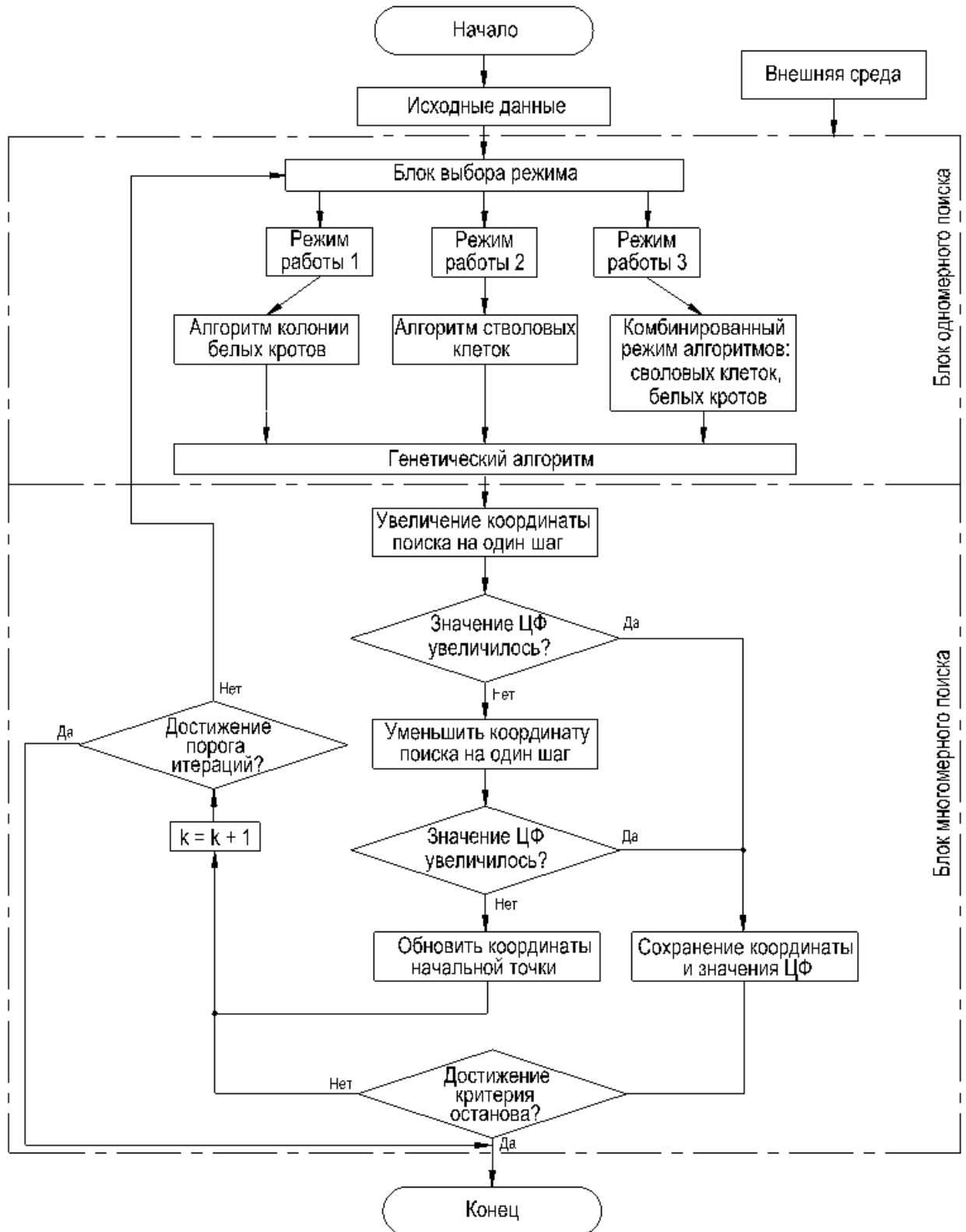


Рисунок 3.22 – Гибридная архитектура многомерного алгоритма

При решении сложных оптимизационных задач наиболее приемлемым вариантом являются применение комбинированных архитектур, где выбор режима работы зависит от характера и размерности решаемой задачи [86].

В этой связи рассмотрим работу предложенного алгоритма на примере решения задачи размещения компонентов СБИС. Дана исходная схема на 9 вершин и 12 цепей, с начальной ЦФ=86 условных единиц (рисунок 3.23).

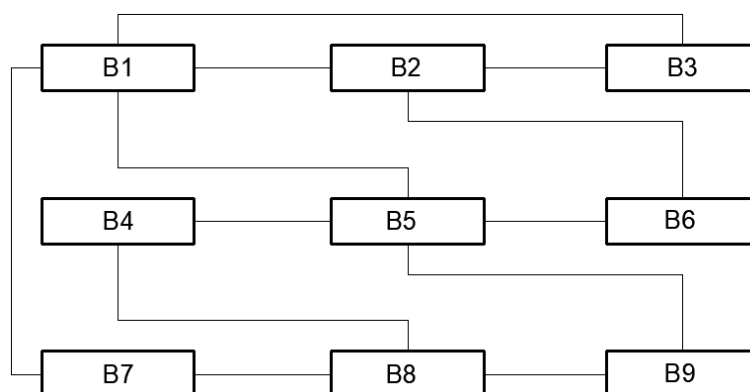


Рисунок 3.23 – Начальная коммутационная схема

На первом этапе поиск выполняется на основе алгоритма колонии белых кротов (рисунок 3.24). Получено промежуточное решение с ЦФ=82 у.е.

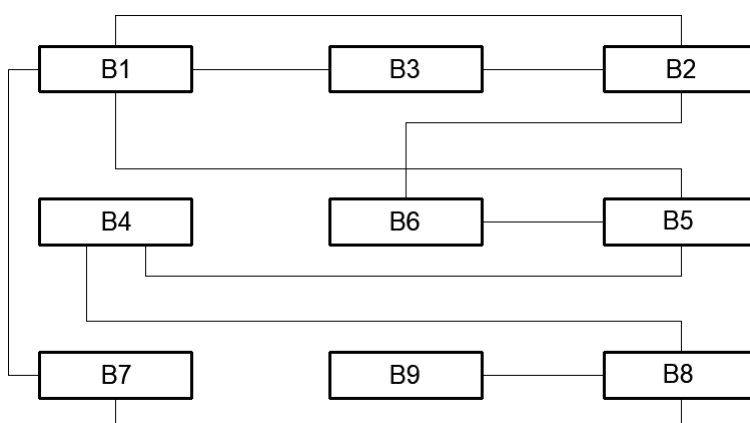


Рисунок 3.24 – Результат первого этапа поиска

Далее выполняется генетический алгоритм. После его реализации значение ЦФ уменьшилось до 79 у.е. (рисунок 3.25).

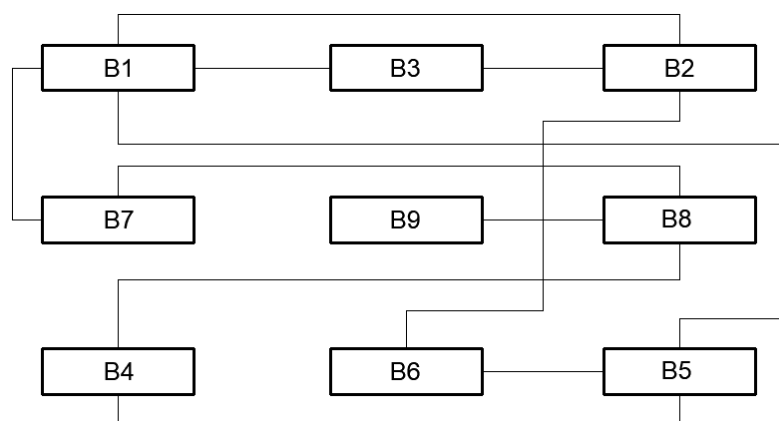


Рисунок 3.25 – Итоговый результат поиска

Заметим, что после процедуры поиска предложенным алгоритмом значение ЦФ коммутационной схемы снизилось, что показывает эффективность разработанного алгоритма поиска квазиоптимального решения.

3.6 Краткие выводы

1. Разработан набор модифицированных генетических операторов и процедур, на их основе в алгоритме поиска реализована модификация механизма выхода из локальных ям. Так же, предложена модификация модифицированного механизма кодирования и декодирования альтернативных решений, который позволяет унифицировать представление данных в предложенной архитектуре комбинированного поиска.

2. Разработан модифицированный алгоритм на основе поведения колонии белых кротов. Модификация разработанного алгоритма заключается в улучшении механизма отбора агентов с низким значением ЦФ и модификации механизма обхода препятствий агентами в процессе поиска. Введенные модификации позволяют увеличить скорость сходимости и качество решения алгоритма и сбалансировать комбинированный поиск.

3. Разработан модифицированный алгоритм на основе модели поведения стволовых клеток. Модификация разработанного алгоритма заключается в улучшении производительности процесса самообновления алгоритма за счет применения правила мутации Реченберга, что позволит уменьшить временные

затраты на конструкторском этапе проектирования. Так же, предложена модификация распределения агентов в ячейках, где алгоритм равномерного распределения заменяется на алгоритм информационного распределения, чтобы разнообразить случайной заполнение в процессе обновления положения агентов в рабочем пространстве.

4. Разработан модифицированный генетический алгоритм, который повышает качества набора решений, полученных на этапе биоинспирированного поиска в разработанной комбинированной архитектуре. Модификация разработанного алгоритма заключается в применения новых и модифицированных блоков и комбинации двух эволюций на основе параллельной архитектуры, за счет этого частично решается проблема преждевременной сходимости поиска к локально оптимальному.

5. Разработан модифицированный алгоритм многомерного биоинспирированного поиска. В основе алгоритма лежит метод вращающихся координат, который отличается механизмом формированием новой ортогональной системы. Гибридная архитектура многомерного алгоритма позволяет эффективно корректировать область поиска возможных решений, тем самым увеличивая качество получаемых наборов квазиоптимальных решений.

4 РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО КОМПЛЕКСА И ПРОВЕДЕНИЕ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

4.1 Цель и основные задачи построения программно-алгоритмического комплекса

Значительный рост в микроэлектронной сфере определяет и рост уровня развития вычислительной техники, в том числе появление новых возможностей в автоматизированном проектировании микроэлектронных устройств [6,9,10,14,19,23,53,54]. Современные микроэлектронные устройства, в частности СБИС, могут содержать 10^8 компонентов, поэтому вручную невозможно получить качественное решение задач конструкторского проектирования [5-7,24]. Высокая сложность проектируемых архитектур и появление новых электронных компонентов в элементной базе вызывают спрос на узконаправленные специальные программные продукты рассматриваемого этапа [20,22,94,113]. Основные производители конструкторских САПР – зарубежные компании, их продукты способны поддерживать все проектные задачи данного этапа, но их отличают следующие недостатки: высокая стоимость программных продуктов; использование стандартных алгоритмических решений, что негативно сказывается на их качестве и эффективности [54,56,58,113,114]. В этой связи актуально задача разработки новых приложений этапа конструкторского проектирования СБИС с поддержкой новых эффективных алгоритмов на основе моделирования процессов живой природы [1,3-6,9,23,47,53,54]. Автором в диссертационной работе предложен программно-алгоритмический комплекс на основе разработанных в диссертационной работе алгоритмов. Отметим, что предложенный комплект имеет открытую архитектуру с возможностью включения новых модулей с новыми или улучшенными параметрами, а также корректировки разработанных алгоритмов с целью улучшения качества и эффективности решения конструкторских задач.

Основная цель проведения вычислительного эксперимента заключается в применении в программно-алгоритмическом комплексе разработанного многомерного алгоритма на основе предложенной комбинированной архитектуры биоинспирированного поиска, что позволит повысить качество и эффективности решения конструкторских задач, в частности размещения компонентов СБИС.

При разработке программно-алгоритмического комплекса использовался инструментальный программный пакет RAD Studio C++ с поддержкой приложений операционной системы MS Windows. Вычислительный эксперимент проводился на ЭВМ с характеристиками: процессор Intel Xeon E5-2690 2,90 ГГц, 8 ядер, ОЗУ 32Гб, SSD 500 Гб.

Рассмотрим более подробно архитектуру разработанного программно-алгоритмического комплекса, представленную на рисунке 4.1. Работа комплекса начинается с ввода исходных данных схемы. Затем выполняется настройка параметров алгоритма поиска решений задачи размещения СБИС, а также в блоке ЛПР выполняется индивидуальная настройка генетических операторов, используемых при одномерном поиске в архитектуре комбинированного поиска (рисунок 2.23). Настройка генетических операторов является динамической и производится многократно на каждой итерации. База данных хранит результаты ввода исходных данных схемы; промежуточные данные последних итераций для возможности корректировки направления поиска и формирования статистики, а также результаты решения и его статистического анализа.

После попадания выбранного алгоритма поиска в область критерия «останова» результат его работы передается в блок вывода решения и блок формирования статистики, где накапливаются характеристики полученного решения.

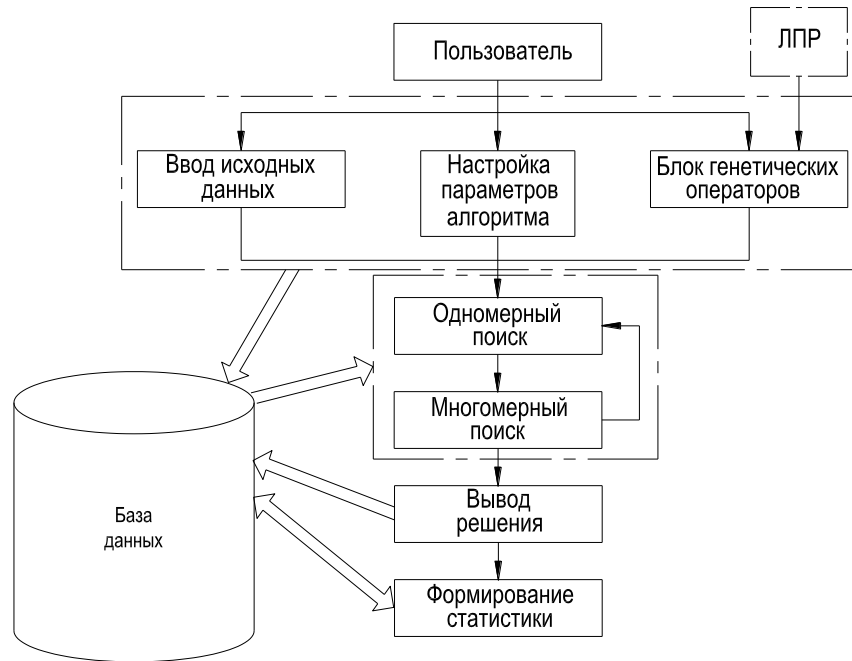


Рисунок 4.1 – Архитектура программно-алгоритмического комплекса

На рисунке 4.2 приведена схема процесса эксплуатации разработанного комплекса.

Процесс эксплуатации начинается с ввода исходных данных о решаемой задаче: общее число компонентов и их взаимосвязи (коммутация), граничные условия решаемой задачи и критерии останова. Затем производится настройка параметров алгоритма поиска, в том числе: объём популяции, число итераций, очередность и вероятность работы генетических операторов. Затем формируется целевая функция и гиперграфовая модель рассматриваемой схемы. Далее выбирается режим одномерного поиска в работы комбинированного алгоритма. Далее производится многомерный поиск решения с учетом критерия останова, при достижении которого полученный результат сохраняется в базе данных и оценивается для последующей передачи в блок статистики.

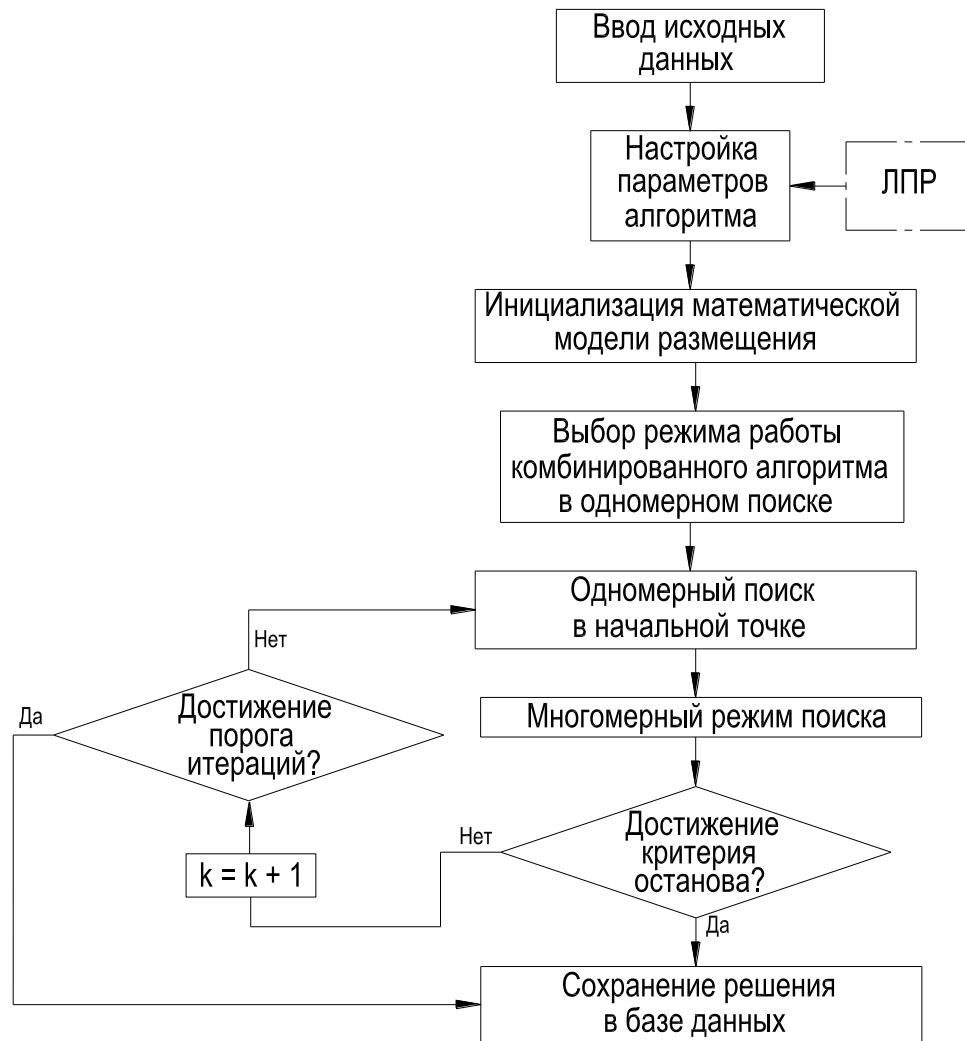


Рисунок 4.2 – Внутренняя схема процесса эксплуатации разработанного программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС

4.2 Теоретическая оценка разработанных алгоритмов программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС

В диссертации разработанные алгоритмы рассматриваются как объект проектирования. Со стороны разработчика СБИС, требования к алгоритму состоят из двух основных параметров [19,35,41]: производительность алгоритма выраженное в количественном эквиваленте решений; временная характеристика алгоритма в рамках рассматриваемой задачи. Отвечающие за данные показатели характеристики алгоритма [57,59] – это точность получаемых решений и вычислительная сложность алгоритма.

Под вычислительной сложностью понимается фактический временной промежуток работы алгоритма, зависящий от набора входных данных. Вычислительное значение данной характеристик можно определить по следующей формуле [55,65]:

$$\Delta T = \sum_{i=1}^n k_i t_i, \quad (4.1)$$

где k_i – число циклов алгоритма до достижения критерия останова; t_i – временная характеристика каждого цикла; n – число видов циклов.

Временной параметр ΔT зависит от реализации алгоритма включая среду и язык программирования, используемые вычислительные ресурсы и т.п. При этом выполнить оценку алгоритмов, написанных на различных языках программирования при остальных постоянных характеристиках затруднительно, в связи различных программных архитектур [90,104-108,113].

Поэтому, временная сложность разрабатываемых алгоритмов характеризуется как независимый параметр от аппаратного программного обеспечения и выражается через переменную Q [55]:

$$Q = \sum_{i=0}^n k_i T_i, \quad (4.2)$$

тогда общее время $T_{\text{общ.}}$ работы алгоритма после выполнения всех итераций выражается формулой [55,65]:

$$T_{\text{общ.}} = Q t_i. \quad (4.3)$$

Отметим, что функция размерности решаемой задачи и представляет собой динамическую структуру, которая содержит параметры гиперграфа: общее количество вершин, количество ребер.

В связи с этим временная сложность разработанных алгоритмов представляется в виде временных сложностей разработанного механизма кодирования и декодирования, зависящая от количества агентов в исходной

популяции $O(nN)$, и сложности блока модифицированных генетических операторов с заданными вероятностями $O(N(OP + OK + OM + OI + OT))$. С учетом вероятности в рамках одного цикла временная сложность имеет квадратичный порядок. Из этого следует, что временная сложность разработанного алгоритма, при константных значениях исходных данных, имеет квадратичную временную сложность $\gamma = O(n^2)$, что говорит о его практической ценности в решении NP-полных задач.

4.3 Реализация программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС

Рассмотрим реализацию разработанного программно-алгоритмического комплекса в задаче размещения компонентов СБИС. Исходные данные для поиска задаются в форме (рисунке 4.3), а именно: число ячеек рабочего поля по горизонтали и вертикали; начальные параметры гиперграфовой модели [28,29,115]. Разработанное программное решение реализует разработанный многомерный алгоритм поиска с применением различных режимов одномерного поиска [21,47,53,57,116-118].

Рабочее поле

Количество ячеек:

По вертикали: 6

По горизонтали: 12

Вершины и связи:

Вершины: 72

Связи: 96

Сохранить

Рисунок 4.3 – Окно ввода исходных данных

После сохранения характеристик рабочего поля и гиперграфовой модели комплекс открывает свое главное окно с их изображением.

Далее рассмотрим главное окно комплекса (рисунок 4.4).

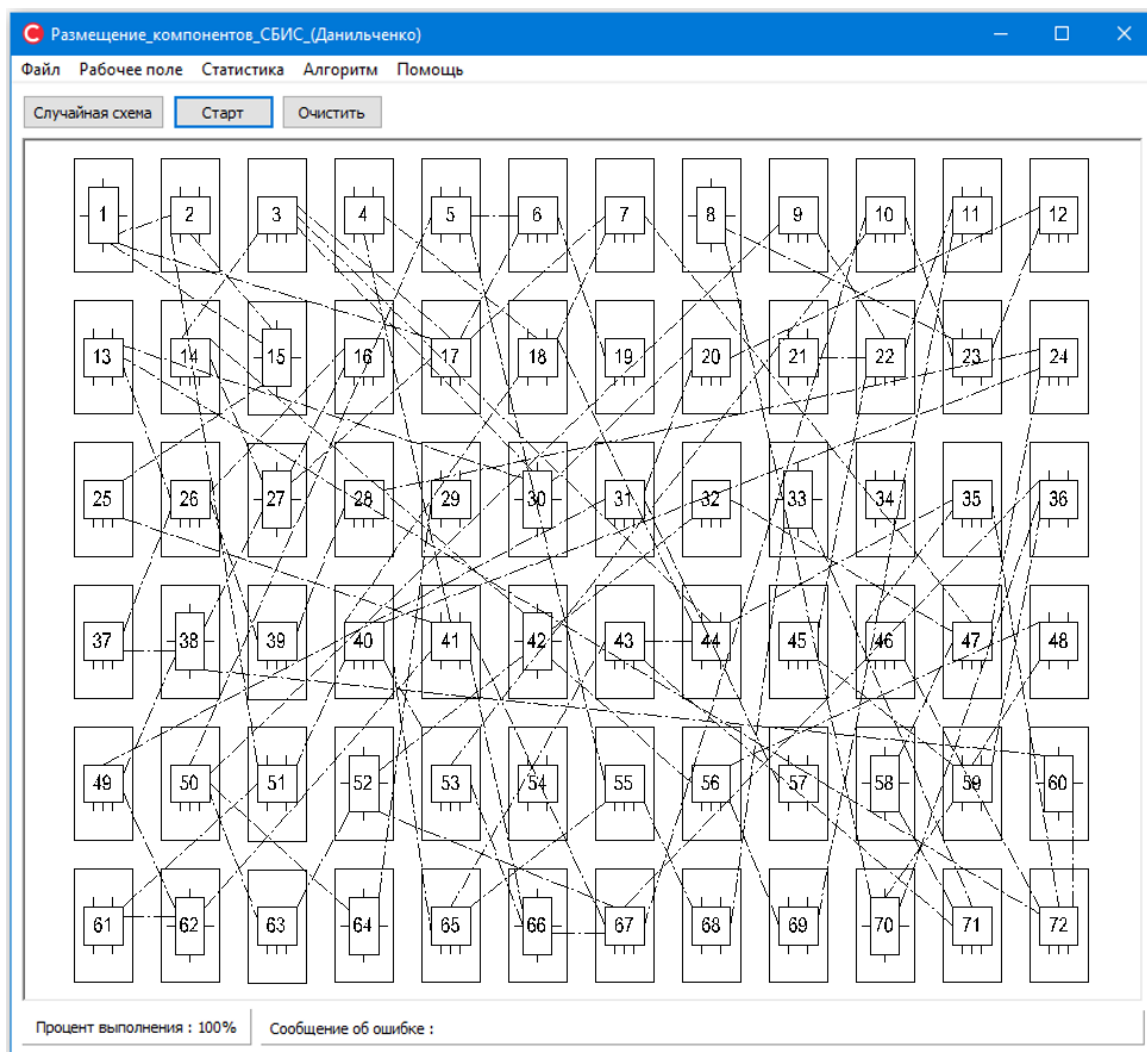


Рисунок 4.4 – Главное окно программно-алгоритмического комплекса размещения компонентов СБИС

Главное окно содержит основное меню «Main menu», где вкладка «Файл» позволяет: открыть сохраненный проект; сохранить проект; закрыть проект; выйти из программы; получить сведения «О программе», где описаны функционал и контактные данные разработчика. Вкладка «Рабочее поле» позволяет задавать и редактировать размер рабочего поля и параметры графовой модели [28,29]. Вкладка «Статистика» разделена на четыре поля: 1) параметры рабочего поля; 2) параметры графовой модели; 3) время работы

алгоритма; 4) параметры заданного вектора критериев. По этим данным можно сделать вывод о качестве полученного решения. На вкладке «Статистика» реализована функция построения графика ЦФ. Вкладка «Алгоритм» позволяет задать необходимые параметры работы, как по каждому из алгоритмов, так и по программе в целом. Вкладка «Помощь» содержит описание основных окон и функциональных кнопок. В главном окне расположены основные исполнительные механизмы программы: инициализация случайной графовой модели; запуск поиска; полная очистка рабочего поля и всех результатов. Графовая модель изображается в главном окне, в виде компонентов схемы, содержащих межсоединения. Такая схема полностью отражает исходную графовую модель. Реализован процентный индикатор выполнения программы алгоритма и строчный вывод сообщения об возможной ошибке.

Рассмотрим более подробно основные функции разработанной комплекса [116-118]. Вкладка «Алгоритм», представленная на рисунке 4.5, включает четыре поля: параметры разработанного генетического алгоритма; параметры разработанного алгоритма колонии белых кротов; параметры разработанного алгоритма стволовых клеток; настройки алгоритма вращающихся координат. Стандартные настройки, применяемые во всех разработанных алгоритмах, описывают: численность популяции и ограничение по числу итераций и времени работы. Поле разработанного генетического алгоритма содержит настройки: вероятность работы модифицированных генетических операторов; режим работы: эволюция Ж.Б. Ламарка, де Фриза, и комбинированный режим; выбор ОР. Поле разработанного алгоритма колонии белых кротов содержит настройки: коэффициент подстройки отбора, где $\varphi \geq 1$; окрестности поиска и скорость перемещения агентов, этими параметром корректируется скорость сходимости алгоритма. Поле разработанного алгоритма стволовых клеток содержит настройки: коэффициент подстройки самообновления агентов ξ , который находится в интервале $[0; 1]$; вероятность мутации Реченберга;

Настройка алгоритма

Генетический алгоритм:

- Численность популяции: 60
- Вероятность ОК (%): 90
- Вероятность ОМ (%): 25
- Доп. оператор: ОТ
- Режим: Комбинированный
- Выбор ОР: Турнирный
- Итерации: 300

Алгоритм стволовых клеток:

- Численность популяции: 65
- Коэффициент самообновления агентов ξ : 0.9
- Вероятность мутации Rechenberg's (%): 30
- Окрестность поиска: средняя
- Значение порога отбора: среднее
- Итерации: 300

Алгоритм колонии белых кротов:

- Численность популяции: 70
- Коэффициент отбора ϕ : 1
- Окрестность поиска: средняя
- Скорость перемещения агентов: средняя
- Итерации: 300

Настройки алгоритма вращающихся координат

- ☐ Отключить режим многомерного поиска
- Ограничение по времени (с.): 1000
- ☐ Нет ограничения по времени
- Коэффициент возмущения α : 3
- Коэффициент возмущения β : 0.5
- Итерации: 300

Выбор режима поиска: Режим 3

[Сбросить настройки в стандарт](#) [Сохранить](#)

Рисунок 4.5 – Окно «Настройка алгоритма»

окрестности поиска; значение порога отбора (для контроля качества и численности популяции). Поле алгоритма вращающихся координат содержит настройки: коэффициенты возмущения α и β перехода на новые координаты поиска. Отметим, что предусмотрен выбор режимов работы алгоритма поиска, данное окно содержит механизм выбора, описанный в п. 2.5, что позволяет применять как отдельные алгоритмы, так и комбинированные архитектуры поиска. В программе реализовано отключение многомерного режима поиска. Кроме того, программа допускает усредненный набор настроек, отрывааемый с помощью механизма сброса настроек.

После сохранения основных настроек алгоритма производится ввод управляющих параметров и инициализация начальной популяции альтернативных решений. Далее осуществляется старт комплекса из главного окна программы на заданной схеме. В процессе работы программы в режиме реального времени данные передаются во вкладку «Статистика», представленную на рисунке 4.6.

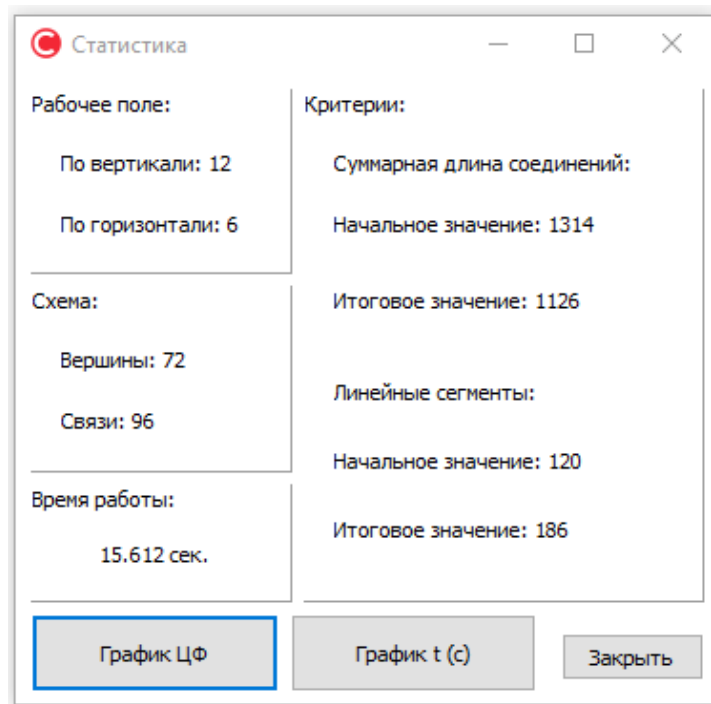


Рисунок 4.6 – Окно «Статистика»

Окно «Статистика» выводит данные процесса поиска: параметры рабочего поля и графовой модели, время работы алгоритма, начальное и конечное значение заданного вектора критериев. Отметим, что программа позволяет использовать один критерий из вектора в процессе поиска, что обусловлено различными решаемыми задачами, где в отдельных случаях нет необходимости использовать оба критерия. Такое упрощение позволяет значительно сократить время работы алгоритма и затрачиваемые мощностные ресурсы. В данном окне реализованы механизмы формирования графиков ЦФ и времени работы алгоритма $t, (с)$ (рисунки 4.7, 4.8).

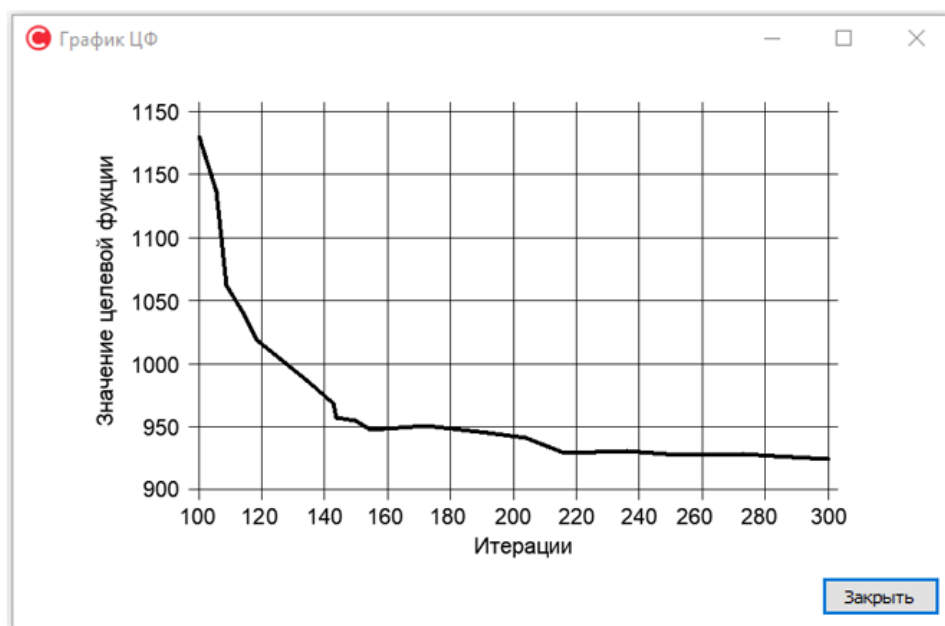
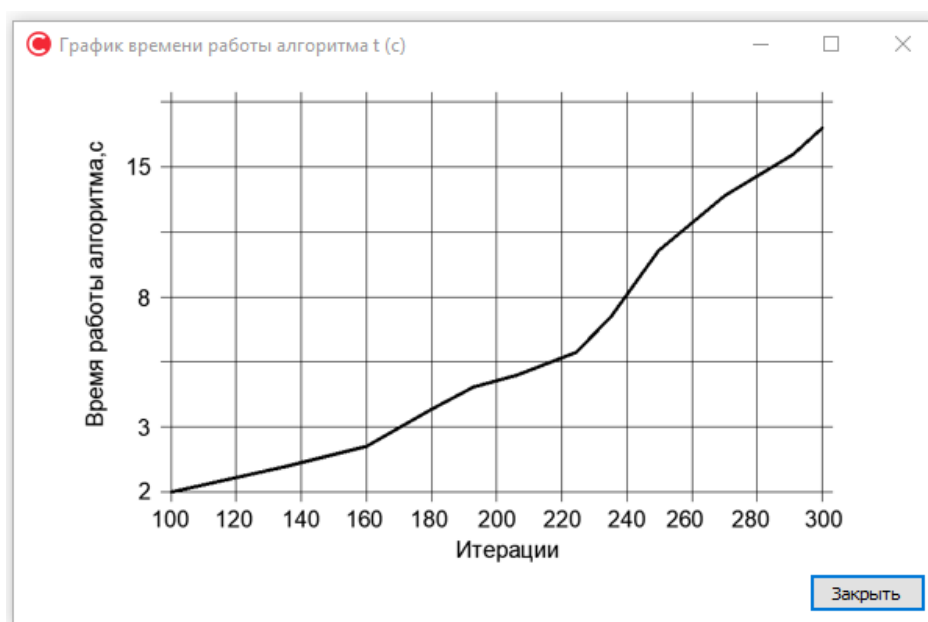


Рисунок 4.7 – Окно «График ЦФ»

Рисунок 4.8 – Окно «График времени работы алгоритма $t(c)$ »

Разработанный программно-алгоритмический комплекс обладает гибкой архитектурой и интуитивно понятным в настройке интерфейсом [116-118]. В совокупности, график ЦФ, построенный на основе зависимости от числа итераций, и большая разница в значениях заданного вектора критериев позволяет сделать вывод об эффективности применения разработанных алгоритмов в задачи размещения компонентов СБИС.

4.4 Результаты экспериментальных исследований на тестовых задачах

Для демонстрации эффективности разработанного программно-алгоритмического комплекса на основе разработанного многомерного алгоритма проведен ряд экспериментов. Далее описаны полученные результаты экспериментов. Для реализации экспериментов в программе были использованы разработанные в диссертации алгоритмы: комбинированного одномерного и многомерного поиска, а также известные алгоритмы размещения KraftWerk [119] и FengShui [120].

В первой серии экспериментов использовались гиперграфы, сформированные случайным образом на основе принципов построения случайных моделей Боллобаша-Риордана [1,6,9-11]. Такие модели строятся по принципу предпочтительного присоединения с некоторой вероятностью $p = 1/2$ того, что каждая новая вершина гиперграфа расположится рядом с предыдущей вершиной. В таких гиперграфах узел с наивысшим количеством связей считается предпочтительным для новых связей. Ограничение по росту гиперграфа задается допустимым числом вершин. В эксперименте применялись разработанные алгоритмы одномерного поиска: генетический, колонии белых кротов, стволовых клеток. На основе разработанных методов и алгоритмов построен модифицированный алгоритм многомерного биоинспирированного поиска, описанный в п.3.5.

Далее представлены принятые константные настройки алгоритмов в эксперименте [120-128]. Численность популяции в алгоритмах колонии белых кротов, стволовых клеток и генетическом алгоритме $X_i = 3000$ агентов и количество итераций $k = 800$. Для алгоритма колонии белых кротов коэффициент подстройки отбора, где $\varphi = 1$, параметры окрестности поиска и средняя скорость перемещения агентов. Для алгоритма стволовых клеток коэффициент подстройки самообновления агентов $\xi = 0,8$, вероятность мутации Реченберга - 30%, параметры окрестности поиска и значение среднее

значении порога отбора. В генетическом алгоритме: вероятность ОК - 90%, вероятность ОМ - 25%. Выбраны вариативные операторы: ОР, ОИ и ОТ.

Для оценки каждого алгоритма в первой серии экспериментов использовался показатель эффективности Δ_{f_B} , выраженный в % [27-29]:

$$\Delta_{f_B} = \alpha \left(\frac{(f_H(K_l) - f_K(K_l))}{f_K(K_l)} \right) + \left(\beta \left(\frac{(f_H(K_{ls}) - f_K(K_{ls}))}{f_K(K_{ls})} \right) \cdot (-1) \right) \cdot 100\%, \quad (4.4)$$

где $f_H(K_l)$ – начальное, а $f_K(K_l)$ – конечное значение ЦФ критерия суммарной длины межсоединений, $f_H(K_{ls})$ – начальное, а $f_K(K_{ls})$ – конечное значение ЦФ критерия числа ЛС, Δ_{f_B} – функция оценки алгоритмов на основе заданного вектора критериев.

Результаты первой серии экспериментов приведены в таблицах 4.1, 4.2 и на рисунках 4.9 и 4.10 соответственно.

Таблица 4.1 – Сравнение результатов первой серии экспериментов по значению функции оценки эффективности алгоритмов

№ схемы	Число вершин графа	Kraft Werk, Δ_{f_B} , %	Feng Shui, Δ_{f_B} , %	Одномерный поиск, Δ_{f_B} , %			Многомерный поиск, Δ_{f_B} , %		
				Режим			Режим		
				1	2	3	1	2	3
1	250	4,52	4,58	4,52	4,54	4,62	4,78	4,73	4,92
2	750	6,72	6,76	6,71	6,75	6,81	6,89	6,91	6,98
3	2000	8,23	8,28	8,21	8,29	8,36	8,82	8,88	9,21
4	3500	9,50	9,62	9,55	9,45	9,62	9,78	9,80	10,10
5	7000	10,81	10,85	10,72	10,79	10,83	10,92	10,96	11,08
6	9000	10,98	10,95	10,96	11,02	11,13	11,15	11,12	11,28
7	15000	13,14	13,25	13,20	13,22	13,89	13,85	13,81	14,15
8	30000	16,26	16,32	16,25	16,39	16,87	16,88	16,85	17,28
9	40000	17,13	17,25	17,26	17,29	17,65	17,62	17,69	18,31
10	60000	19,12	19,03	19,15	19,13	19,25	19,20	19,21	19,84
11	80000	21,41	21,45	21,49	21,51	21,85	21,81	21,80	22,31
12	100000	25,12	25,20	25,21	25,20	25,44	25,40	25,45	26,02

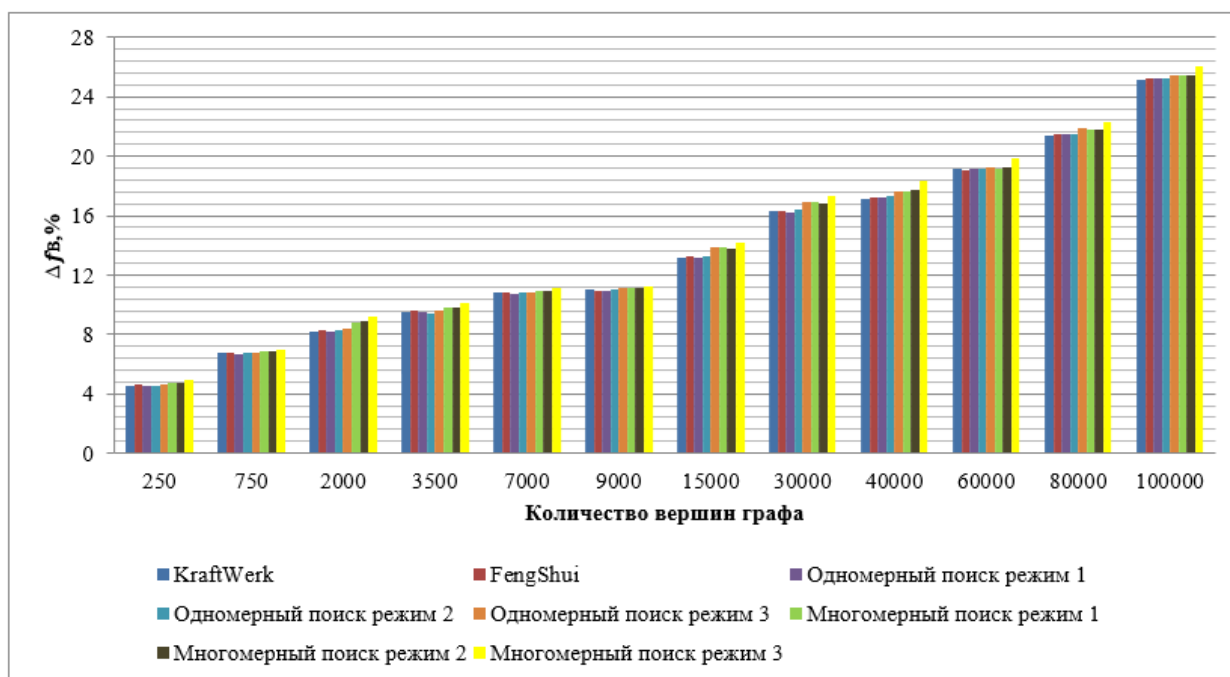


Рисунок 4.9 – Гистограмма сравнения результатов первой серии экспериментов по значению функции оценки эффективности алгоритмов

Таблица 4.2 – Сравнение результатов первой серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

№ схемы	Число вершин графа	Kraft Werk, t, c	Feng Shui, t, c	Одномерный поиск, t, c			Многомерный поиск, t, c		
				Режим			Режим		
				1	2	3	1	2	3
1	250	5	6,3	4,8	6,1	5,5	5,6	6,8	6,9
2	750	5,9	6,1	5,7	5,9	6,3	6,8	7,1	7,8
3	2000	6,9	7,4	7,3	7,8	8,3	8,4	8,2	9,1
4	3500	9,8	9,6	9,5	9,6	10,2	11,1	11,5	12,2
5	7000	14,6	14,9	14,6	14,7	15,1	15,9	16,1	17,3
6	9000	23,2	24,0	25,1	24,2	26,3	27,9	28,0	32,1
7	15000	59,3	59,1	60,2	59,1	62,3	64,1	66,5	75,6
8	30000	106,6	109,0	105,3	108,0	112,4	125,6	129,0	148,2
9	40000	188,3	190,3	189,3	192,7	212,3	226,9	228,0	285,6
10	60000	358,3	362,5	348,6	345,7	369,1	379,5	378,9	401,2
11	80000	503,7	508,0	503,9	506,4	523,1	535,9	539,1	611,3
12	100000	745,3	742,1	735,4	739,0	807,1	826,4	831,3	982,6

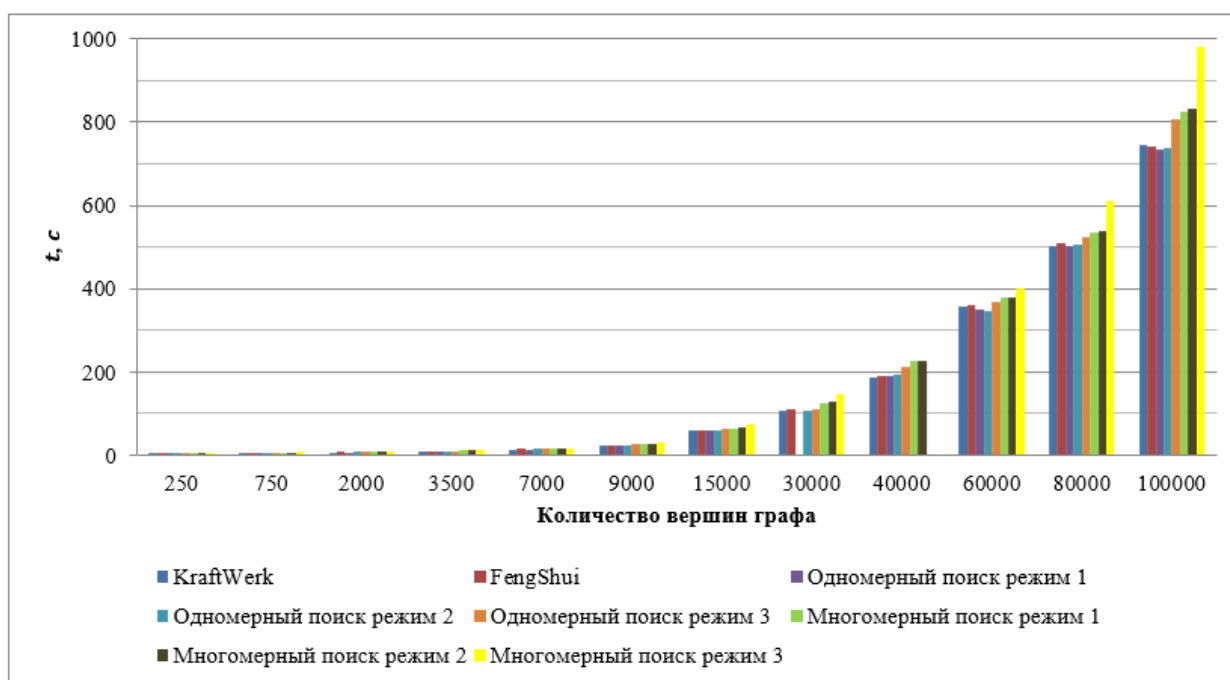


Рисунок 4.10 – Гистограмма сравнения результатов первой серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

Проведя анализ результаты первой серии экспериментов, таблиц данных и гистограмм на их основе, можно сделать вывод о том, что при различных вариантах схем, различных режимах работы алгоритма одномерного поиска и разном числе компонентов, разработанный многомерный алгоритм размещения компонентов СБИС превосходит по эффективности другие рассмотренные методы в среднем на 7,81%. Разработанный многомерный алгоритм по времени решения сопоставим с другими рассмотренными алгоритмами, при этом его временная сложность лежит в пределах $\gamma = O(n^2)$.

Далее рассмотрим результаты второй серии экспериментальных исследований на наборе тестовых схем OpenCores [127], параметры которых приведены в таблице 4.3. По аналогии с первой серией экспериментов, во второй серии использованы алгоритмы KraftWerk и FengShui и разработанные автором алгоритмы: генетический, колонии кротов, стволовых клеток. При этом на основе разработанных алгоритмов автором образована комбинированная архитектура одномерного поиска. Для многомерного поиска разработан алгоритм вращающихся координат.

Таблица 4.3 – Вторая серия эксперимента на тестовых схемах OpenCores

№ теста	Шифр Теста	Число компонентов	Число межсоединений
1	i2c	1142	1874
2	Des	3132	3825
3	systemcdes	3322	4126
4	des3	4881	5236
5	tv80	7161	8296
6	systemcaes	7959	9287
7	mem	11440	13658
8	Funct	12808	14527
9	bridge32	16816	18459
10	Ethernet	46771	55278
11	ds_perf	98341	128965
12	Vga	124031	136895

Результаты второй серии экспериментов приведены в таблицах 4.4, 4.5 и на рисунках 4.11 и 4.12 соответственно.

Таблица 4.4 – Сравнение результатов второй серии экспериментов по значению ЦФ

№ теста	KraftWerk, шт	FengShui, шт	Одномерный поиск, шт			Многомерный поиск, шт		
			Режим			Режим		
			1	2	3	1	2	3
1	224	238	223	231	216	198	205	172
2	841	836	832	828	803	815	811	784
3	521	511	518	509	487	501	492	421
4	478	462	452	450	412	435	430	392
5	1125	1112	1110	1102	1085	1078	1070	974
6	963	926	914	902	874	853	832	788
7	1635	1601	1625	1615	1559	1581	1564	1458
8	1245	1205	1236	1214	1158	1164	1151	1092
9	2341	2312	2282	2271	2190	2204	2193	2082
10	1854	1831	1807	1814	1774	1785	1791	1645
11	3175	3056	3012	3026	2904	2984	2963	2812
12	1478	1426	1431	1412	1324	1385	1373	1214

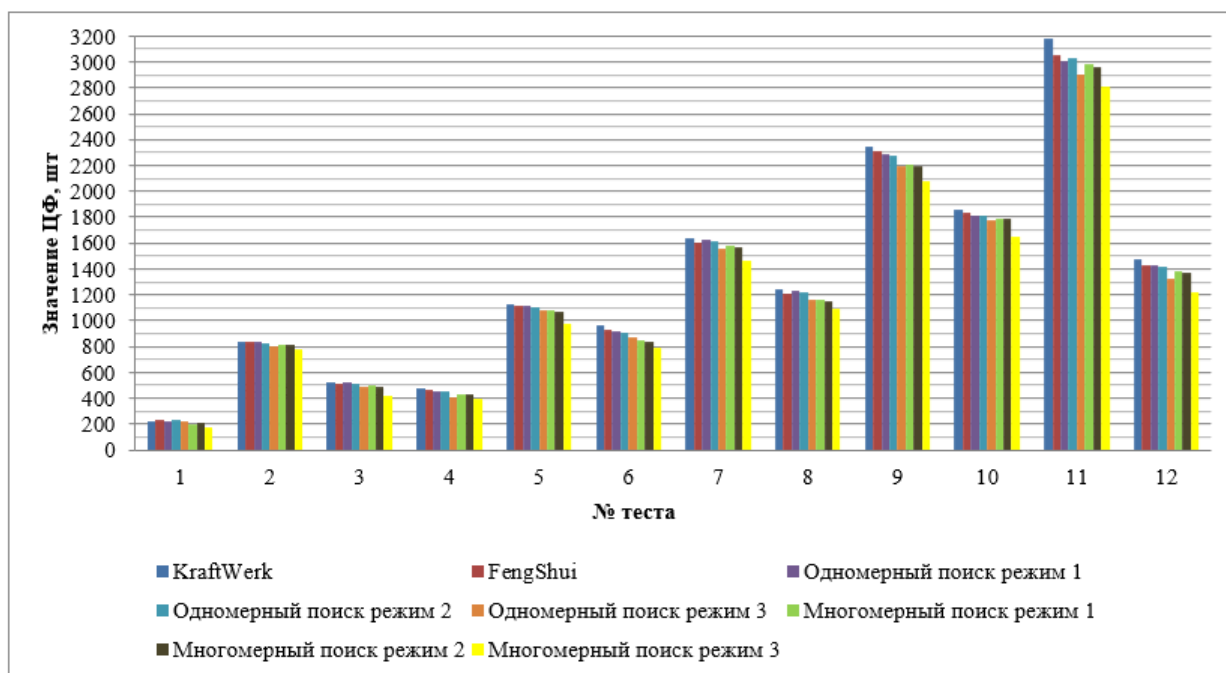


Рисунок 4.11 – Гистограмма сравнения результатов второй серии экспериментов по значению ЦФ

Таблица 4.5 – Сравнение результатов второй серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

№ теста	Kraft Werk, t, c	FengS hui, t, c	Одномерный поиск, t, c			Многомерный поиск, t, c		
			Режим			Режим		
			1	2	3	1	2	3
1	38,1	31,9	45,6	31,7	71,2	82,2	94,7	147,3
2	78,2	76,1	89,6	81,4	163,4	114,3	128,4	206,2
3	93,1	85,4	102,3	112,6	176,9	125,4	145,9	238,1
4	138,7	165,0	145,3	148,0	210,3	184,9	196,4	291,4
5	198,2	217,9	188,6	196,7	289,1	256,4	269,7	348,7
6	232,0	245,1	230,0	248,2	314,8	301,4	288,7	415,8
7	318,9	326,7	345,8	332,7	411,4	345,9	358,7	487,3
8	385,7	371,1	395,4	384,2	463,5	415,9	422,7	584,1
9	429,7	445,4	435,9	458,2	515,7	484,6	496,4	618,4
10	1145,6	1185,3	1201,4	1186,7	1395,6	1269,1	1216,5	1759,7
11	2583,4	2474,1	2358,7	2415,9	2780,1	2659,6	2598,4	3101,7
12	2847,9	2914,2	2884,4	2814,7	3289,6	3085,9	3125,8	4147,4

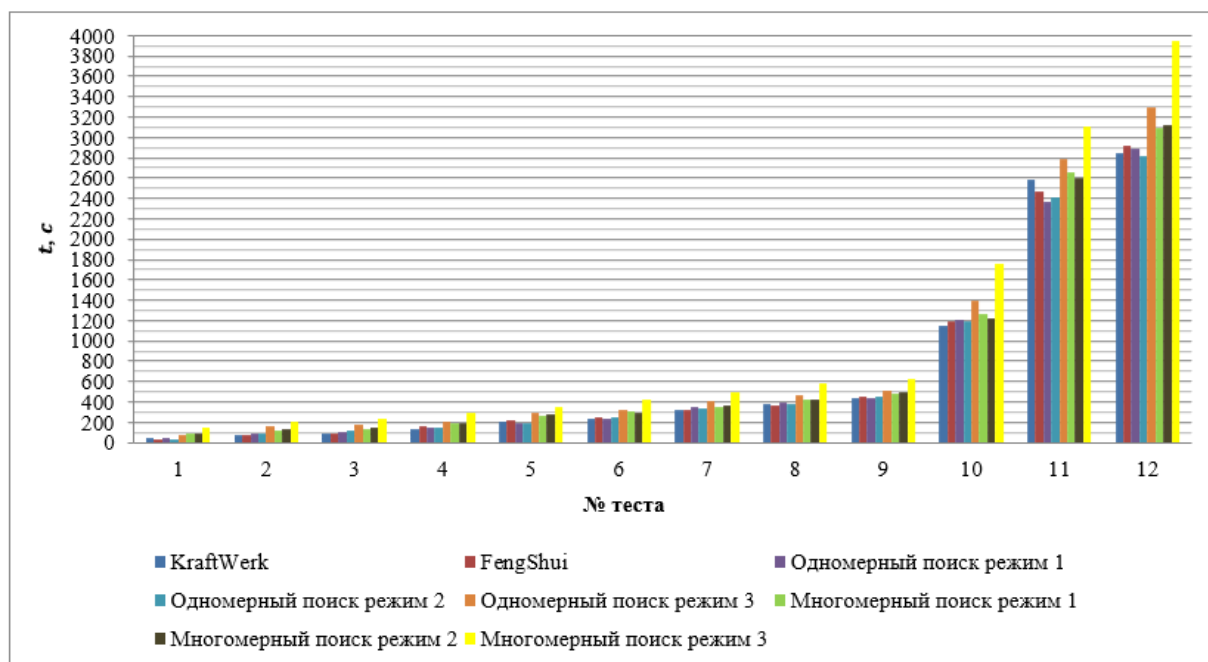


Рисунок 4.12 – Гистограмма сравнения результатов второй серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

Из полученных данных следует, что при решении тестовых схем OpenCores разработанные модифицированные методы биоинспирированной оптимизации по качеству и времени решения сопоставимы с известными алгоритмами. Эксперимент показал, что разработанный многомерный алгоритм в параллельном режиме 3 одномерного поиска получает решения, в среднем на 12,1% превышающие по эффективности решения остальных алгоритмов. При этом временная сложность разработанного многомерного алгоритма составляет $\gamma = O(n^2)$, что сопоставимо с известными алгоритмами размещения KraftWerk и FengShui.

Далее рассмотрим результаты третьей серии экспериментальных исследований на наборе тестовых схем ISCAS [125]: пакеты 85 и 89, параметры тестовых схем которых приведены в таблице 4.6. В качестве ЦФ использовалась функция оценки алгоритмов Δ_{f_B} (%), по формуле (4.4). В эксперименте рассматривалась эффективность алгоритмов в задаче размещения компонентов СБИС при разных размерах заданного рабочего поля.

Таблица 4.6 – Третья серия эксперимента на тестовых схемах ISCAS.

№ теста	Число компонентов	Размер рабочего поля	Число межсоединений
1	150	15x10	214
2	225	15x15	369
3	400	20x20	516
4	600	30x20	852
5	1200	40x30	1547
6	1600	40x40	1954
7	3000	60x50	4348
8	4800	80x60	6124
9	7000	100x70	9521
10	9600	120x80	12758
11	12600	140x90	15847
12	15000	150x100	17486

Результаты третьей серии экспериментов приведены в таблицах 4.7, 4.8 и на рисунках 4.13 и 4.14 соответственно.

Таблица 4.7 – Сравнение результатов третьей серии экспериментов по значению функции оценки эффективности алгоритмов

№ теста	KraftWerk, Δ_{f_B} , %	FengShui, Δ_{f_B} , %	Одномерный поиск, Δ_{f_B} , %			Многомерный поиск, Δ_{f_B} , %		
			Режим			Режим		
			1	2	3	1	2	3
1	2,32	2,28	2,51	2,45	2,62	2,71	2,52	3,22
2	3,71	3,64	3,51	3,35	3,83	3,89	3,92	3,54
3	5,32	5,42	5,11	5,92	6,16	5,52	5,68	6,31
4	7,53	7,26	7,65	7,55	8,11	7,78	7,89	8,48
5	9,82	9,71	9,77	9,95	10,13	9,92	9,87	10,95
6	11,56	11,65	11,86	11,95	12,55	12,01	11,92	12,78
7	13,13	13,21	13,20	13,28	13,98	13,45	13,41	14,25
8	14,58	14,42	14,35	14,38	14,88	14,68	14,78	15,52
9	15,14	15,21	15,22	15,32	15,85	15,64	15,71	16,35
10	16,22	16,23	16,17	16,14	16,82	16,40	16,32	17,19
11	17,11	17,35	17,29	17,21	17,96	17,45	17,41	18,43
12	19,12	19,21	19,28	19,22	19,89	19,30	19,26	20,28

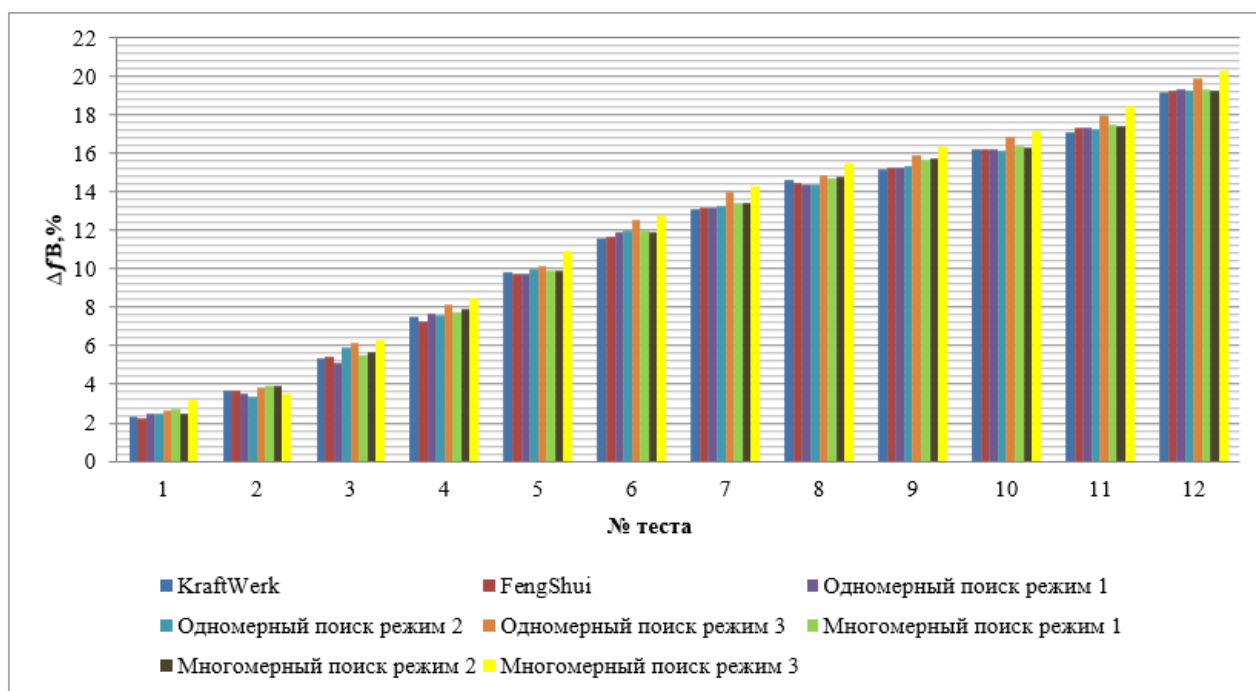


Рисунок 4.13 – Гистограмма сравнения результатов третьей серии экспериментов по значению функции оценки эффективности алгоритмов

Таблица 4.8 – Сравнение результатов третьей серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

№ теста	Kraft Werk, t, c	FengS hui, t, c	Одномерный поиск, t, c			Многомерный поиск, t, c		
			Режим			Режим		
			1	2	3	1	2	3
1	21,1	43,9	41,3	33,2	98,1	81,3	84,5	151,1
2	69,1	71,3	82,3	76,2	125,3	98,3	108,4	214,2
3	112,1	125,4	118,3	136,6	211,3	165,4	145,3	269,4
4	158,2	145,4	155,2	148,1	217,2	195,1	171,2	311,2
5	224,2	231,1	211,2	226,4	291,1	246,2	259,4	378,7
6	325,3	316,3	345,0	351,3	412,2	375,3	390,3	488,3
7	415,3	423,6	417,1	404,5	485,5	401,6	398,8	518,2
8	469,2	485,5	471,5	462,1	517,1	475,9	496,7	594,2
9	545,1	565,5	537,7	541,8	619,1	575,6	584,3	684,2
10	645,1	685,2	691,8	679,6	781,5	687,5	671,2	815,2
11	725,1	732,6	741,2	765,8	814,2	785,2	781,1	923,6
12	823,2	839,6	845,3	861,4	917,7	846,4	859,3	1047,8

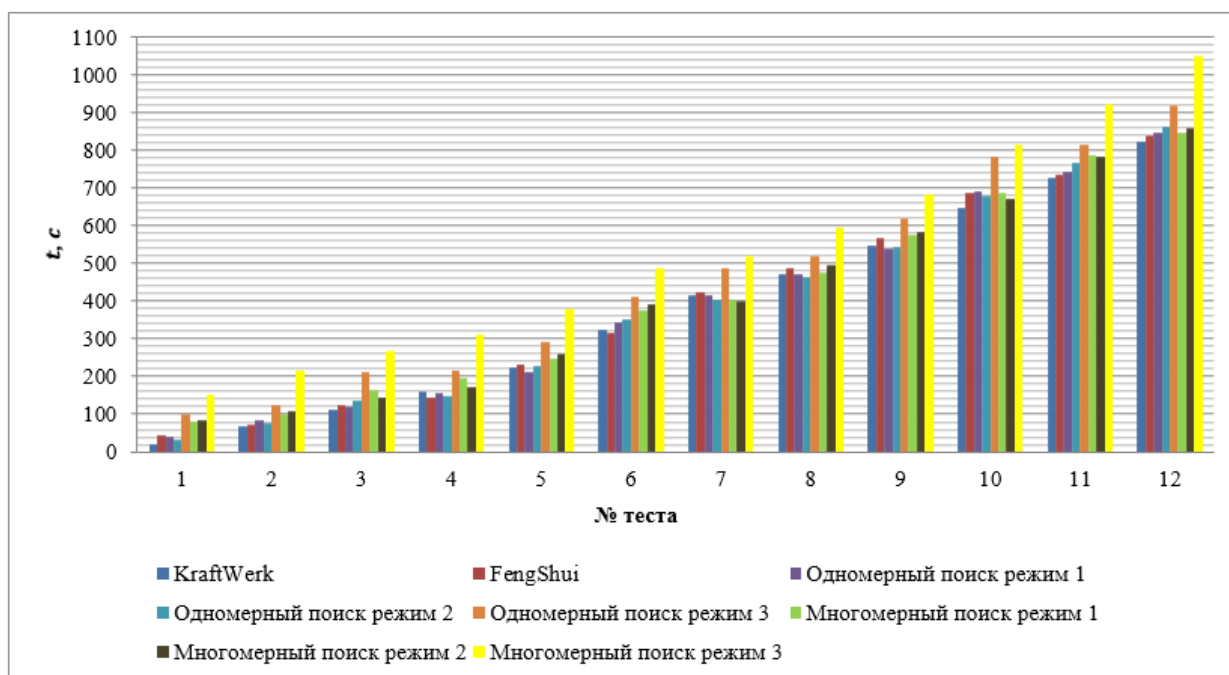


Рисунок 4.14 – Гистограмма сравнения результатов третьей серии экспериментов по времени работы алгоритмов размещения

Рассмотрев полученные пары таблиц и графиков зависимостей, можно сделать вывод, что при решении тестовых схем ISCAS: пакеты 85 и 89, разработанные алгоритмы показали сопоставимые результаты по времени решения и эффективности с известными алгоритмами. Разработанный многомерный алгоритм (в рамках используемых тестовых схем) показал преимущества по сравнению с другими разработанными авторами алгоритмами одномерного поиска в среднем на 7%, по сравнению известными алгоритмами размещения KraftWerk и FengShui, показал преимущество в среднем на 9%. При этом временная сложность многомерного алгоритма $\gamma = O(n^2)$.

Проанализировав все полученные в трех экспериментах данные, можно сделать вывод о том, что разработанные алгоритмы одномерного биоинспирированного поиска вместе с разработанной архитектурой многомерного поиска дают возможность получать решения, сопоставимые с известными методами, в некоторых экспериментах превосходящие их по эффективности решений в среднем на 6%. Отметим, что временная сложность разработанных алгоритмов $\gamma = O(n^2)$.

4.5 Краткие выводы

1. Выполнена программная реализация разработанных алгоритмов биоинспирированного поиска, на основе архитектур гибридного и комбинированного поиска. Экспериментальные исследования показали их преимущества по сравнению с рассмотренными аналогами алгоритмов поиска. С учетом заданных константных параметров, разработанные алгоритмы биоинспирированного поиска имеют временную сложность $\gamma = O(n^2)$, что подтверждает ценность и эффективность разработанных алгоритмов.

2. Настройки алгоритма биоинспирированного поиска позволяют адаптировать их параметры в задаче размещения компонентов СБИС. Адаптивная настройка алгоритмов позволяет улучшить показатели быстродействия и эффективности алгоритмов.

3. Использование биоинспирированного поиска на основе архитектур гибридного и комбинированного поиска позволяет повысить уровень полученных решений и уменьшить время размещения гиперграфовых моделей коммутационных схем различной сложности в среднем на 8% - 16%.

4. Полученные в ходе трех серий экспериментов данные, дали возможность оценить временную сложность разработанных алгоритмов и сравнить их показатели с известными решениями. С помощью полученных данных проанализировано поведение разработанных алгоритмов на тестовых схемах с различной сложностью, числом компонентов и структурой. Серия экспериментов показала преимущество разработанных алгоритмов биоинспирированного поиска по сравнению с известными алгоритмами размещения KraftWerk и FengShui: по качеству получаемых решений до 13%, по времени решения до 12%. Отметим, что данные показатели могут изменяться в зависимости от начальных настроек и граничных условий, а также – сложности исследуемых коммутационных схем.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основным результатом диссертационной работы является решение актуальной научной задачи повышение качества и эффективности проектных решений процедуры размещения на основе модифицированных методов и алгоритмов поиска, инспирированных живой природой. В процессе проведенного исследования решены следующие задачи:

1. Разработаны модифицированные методы, основанные на генетическом поиске, поведении колоний стволовых клеток и белых кротов отличающиеся использованием новых процедур отбора агентов с высокими значениями ЦФ и механизмов динамической корректировки областей поиска, позволяющие выходить из локальных оптимумов.

2. Разработана архитектура комбинированного поиска, отличающаяся использованием модифицированных методов биоинспирированной оптимизации и позволяющая проводить последовательный и параллельный поиск.

3. Разработан механизм кодирования и декодирования альтернативных решений, отличающийся способом унификации передаваемых данных между различными уровнями поиска, что позволяет повысить скорость получения набора эффективных решений.

4. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющие выходить из локальных оптимумов и получать наборы эффективных решений, за счет использования новых процедур и механизмов поиска.

5. Модифицированный алгоритм многомерной оптимизации для размещения компонентов СБИС, отличающийся применением метода вращающихся координат, позволяющий корректировать область поиска и снизить шанс заикливания в локальных областях.

6. Разработан программно-алгоритмический комплекс, позволяющий проводить экспериментальные исследования разработанных в диссертации

алгоритмов на известных тестовых примерах (бенчмарках). По результатам проведенных экспериментальных исследований и обработки полученных данных выявлено что разработанные алгоритмы биоинспирированного поиска позволяют получать решения, сопоставимые с известными методами, а результаты, полученные многомерным алгоритмом, превосходят их по эффективности решений в среднем на 6%.

Список используемых источников

1. Норенков, И.П. Системы автоматизированного проектирования ЭВА / И.П. Норенков, В.Б. Маничев. – М.: Высшая школа, 1983. – 272 с.
2. Новиков А.М., Новиков Д.А. Методология: словарь системы основных понятий. – М.: Либроком, 2013. – 208 с.
3. Kureichik, V.V. Algorithms for Applied CAD Problems. / V.V. Kureichik, V.M. Kureichik, S.P. Malioukov, A.S. Malioukov. - Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2009. – 487 p.
4. Карпенко, А.П. Современные алгоритмы поисковой оптимизации. Алгоритмы, вдохновленные природой: учебное пособие / А.П. Карпенко. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2014. - 446 с.
5. Goldberg, D.E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning / D.E. Goldberg. - Addison-Wesley Publishing Company Inc., Massachusetts, 1989. – 412 p.
6. Корячко, В.П. Теоретические основы САПР / В.П. Корячко, В.М. Курейчик, И.П. Норенков. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 400 с.
7. Петренко, А.И. Автоматизированное проектирование СБИС на базовых кристаллах / А.И. Петренко, В.Н. Лошаков, А.Я. Тетельбаум, Б.Л. Шрамченко – М.: Радио и связь, 1988. – 160 с.
8. Sherwani, N.A. Algorithms for VLSI Physical Design Automation / N.A. Sherwani. – Third Edition, Kluwer Academic Publisher, USA, 2013. – 567 p.
9. Лебедев, Б.К. Методы поисковой адаптации в задачах автоматизированного проектирования СБИС / Б.К. Лебедев. – Таганрог, Изд-во ТРТУ, 2000. – 192 с.
10. Емельянов, В.В. Теория и практика эволюционного моделирования / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик – М.: ФИЗМАТЛИТ (РГУП Чебоксар. тип. №1), 2003. – 431 с.
11. Батищев, Д.И. Оптимизация в САПР / Д.И. Батищев, Я.Е. Львович, В.Н. Фролов. – Воронеж: Изд-во ВГУ, 1997. – 415 с.

12. Курейчик, В.М. Комбинаторные аппаратные модели и алгоритмы в САПР / В.М. Курейчик, В.М. Глушань, Л.И. Щербаков. – М.: Радио и связь, 1990. – 214 с.
13. Корниенко, В.П. Методы оптимизации / В.П. Корниенко. – М.: Высш.шк., 2007. – 663 с.
14. Курейчик, Вл. Вл. Биоинспирированные методы и средства автоматизированного размещения фрагментов СБИС: диссертация ... кандидата технических наук: 05.13.12 / Вл. Вл. Курейчик. – Таганрог, 2019. – 149 с.
15. Редько, В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики / В.Г. Редько – 6-е изд., предисл. Г. И. Малинецкого. – М.: URSS, 2005. – 220 с.
16. Норенков, И.П. Основы автоматизированного проектирования / И.П. Норенков. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2009. – 430.
17. Колчин, А.Ф. Управление жизненным циклом продукции / А.Ф. Колчин, М. В. Овсянников, А. Ф. Стрекалов, С. В. Сумароков – Москва : Анахарсис, 2002 (ОАО Ярослав. полигр. комб.). – 303 с.
18. Гладков Л.А. Новые подходы к разработке и созданию компонентов гибридных искусственных систем: коллективная монография / Л.А. Гладков – М.: Физматлит, 2010. – С. 143-163.
19. Немудров, В.Н. Системы на кристалле / В.Н. Немудров, Г. Мартин. – Проектирование и развитие. – М: Техносфера, 2004. – 216 с.
20. Курейчик, В.В. Возможности организации интегрированной инструментальной среды поддержки процедур генетического поиска и оптимизации решений / В.В. Курейчик, Е.В. Нужнов // Известия ТРТУ. – 2003. – № 2. – С. 71-79.
21. Казеннов Г.Г. Основы проектирования интегральных схем и систем/ Г.Г. Казеннов. – М.: Бином. Лаборатория знаний, 2005. – 295 с.

22. Балюк, Л.В. Перспективная технология интегрированного поиска в САПР / Л.В. Балюк, В.В. Курейчик, П.В. Сороколетов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2007. – № 5. – С. 18-25.
23. Курейчик, В.М. Математическое обеспечение конструкторского и технологического проектирования с применением САПР / В.М. Курейчик. – М.: Радио и связь, 1990. – 52 с.
24. Гатчин, Ю.А. Методы представления математических моделей в САПР при концептуальном и инфологическом моделировании / Ю.А. Гатчин, А.Г. Коробейников // IEEE AIS-03, CAD-2003. – 2003. – С. 35-41.
25. Данильченко, В. И. Математическое представление моделей схем СБИС с учетом информационной полноты / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик // Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных: сборник статей Всероссийской научной конференции, Москва, 27-28 апреля 2022 г.: в двух томах. Т. 1. – Москва: МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2022. – С. 331-336.
26. Нужнов, Е.В. Средства поддержки топологического проектирования заказных цифро-аналоговых ИС в САПР Cadence / Е.В. Нужнов, Курейчик В.В., А.А. Полупанов // Известия ТРТУ. – 2007. – № 1. – С. 109-113.
27. Новиков, Ф.А. Дискретная математика для программистов : учебное пособие для студентов высших учебных заведений, обучающихся по направлению подготовки дипломированных специалистов "Информатика и вычислительная техника" / Ф. А. Новиков. – 3-е изд. – Москва [и др.] : Питер, 2008. – 383 с.
28. Гладков, Л.А. Дискретная математика: Теория графов. Учебное пособие / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – Таганрог. Изд-во ТТИ ЮФУ, 2010. – 496 с.
29. Мелихов, А.Н. Гиперграфы в автоматизации проектирования дискретных устройств / А.Н. Мелихов, Л.С. Берштейн. – Ростов-на-Дону: Изд-во Ростовского ун-та, 1981. – 108 с.

30. Мелихов, А.Н. Применение графов для проектирования дискретных устройств / А.Н. Мелихов, Л.С. Берштейн, В.М. Курейчик. – М.: Наука, 1974. – 303 с.
31. Уилсон, Р. Введение в теорию графов / Р. Уилсон. – М.: Вильямс, 2019. – 240 с.
32. Нужнов, Е.В. Размещение фрагментов СБИС на основе бактериального подхода / Л.В. Курейчик, Вл. Вл. Курейчик // Конгресс "Интеллектуальные системы и информационные технологии - 2018", IS&IT'18. – Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2018. – С. 144-149.
33. Данильченко, В. И. Многоцелевое размещение фрагментов СБИС используя распределенный генетический алгоритм / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко // VI Всероссийская научно-техническая конференция молодых ученых, аспирантов, магистрантов и студентов "Фундаментальные и прикладные аспекты компьютерных технологий и информационной безопасности": сборник статей Всероссийской научно-технической конференции, 06-12 апреля 2020 г. – Таганрог, 2020. – С. 282-286.
34. Sastry, K., Goldberg, D., and Kendall, G. Genetic Algorithms. In: Burke, E. and Kendall, G. (Eds.), Search Methodologies: Introductory Tutorials in Optimization and Decision Support Techniques, Boston, Dordrecht, London, Kluwer Academic Publishers, 2005, – P. 97-125.
35. Гладков Л.А. Особенности использования нечетких генетических алгоритмов для решения задач оптимизации и управления / Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 4. – С. 130-136.
36. Danilchenko, V. I. Bionspired search in the transmission line design calculation problem when placing VLSI fragments / V. I. Danilchenko, Y. V. Danilchenko, V. M. Kureichik // Conference Proceedings - 2021 Radiation and Scattering of Electromagnetic Waves, RSEMW 2021. – 2021. – P. 460-463. – DOI 10.1109/RSEMW52378.2021.9494119.
37. Danilchenko, V. I. Multidimensional search in the problem of determining the sensitivity when planning the placement of vlsi elements / V. I. Danilchenko, Y. V. Danilchenko, V. M. Kureichik // Conference Proceedings - 2021 Radiation and

Scattering of Electromagnetic Waves, RSEMW 2021. – 2021. – P. 464-467. – DOI 10.1109/RSEMW52378.2021.9494092.

38. Гладков, Л.А. Генетические алгоритмы / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2010. – 368 с.

39. Caldwell, A.E. Optimal partitioners and end-case placers for standard-cell layout / A.E. Caldwell, A.B. Kahng, I. L. Markov // Computer Science – 1999. – Vol. 19. – P. 1304-313.

40. Курейчик, В.В. Размещения фрагментов СБИС на основе механизма агрегации фракталов / В.В. Курейчик, Вл.Вл. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2015. – № 2. – С. 196-205

41. Данильченко, В. И. Применение генетических алгоритмов для конструкторского синтеза элементов СБИС / В. И. Данильченко // Обмен опытом в области создания сверхширокополосных радиоэлектронных систем: материалы VIII Всероссийской научно-технической конференции (Омск, 11 августа 2020 года). – Омск : ОмГТУ, 2020. – С. 75-81. – DOI 10.25206/978-5-8149-3074-3-75-81.

42. Редько, В.Г. Эволюционная кибернетика / В.Г. Редько. – Москва : Наука, 2003 (С.-Петербург. тип. Наука). – 155 с.

43. Гладков, Л. А. Эволюционное проектирование многоагентных систем / Л. А. Гладков, Н. В. Гладкова // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 4(221). – С. 51-61.

44. Zaporozhets, D. Hierarchical approach for VLSI components placement / D. Zaporozhets, D.V. Zaruba, V.V. Kureichik // Advances in Intelligent Systems and Computing 2015. – Vol. 347. – P. 79-87.

45. Данильченко, В. И. Модифицированный генетический алгоритм в решении задачи размещения СБИС / В. И. Данильченко, В. М. Курейчик // Информационные технологии и математическое моделирование систем. 2019: труды международной научно-технической конференции. – Москва: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук, 2019. – С. 96-99. – DOI 10.36581/CITP.2019.42.53.022.

46. Базилевич, Р.П. Метод оптимального свертывания схемы - эффективный подход для качественного решения неполиномиальных комбинаторных задач большой и сверхбольшой размерности в автоматизированном конструировании МЭА / Р. П. Базилевич // Сборник научных трудов «Проблемы разработки перспективных микроэлектронных систем» / под общ. ред. А.Л. Стемпковского. – М.: ИППМ РАН. – 2005. – С. 94-100.

47. Гладков, Л. А. Эволюционирующие многоагентные системы и эволюционное проектирование / Л. А. Гладков, Н. В. Гладкова // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2020. – № 4(214). – С. 48-59. – DOI 10.18522/2311-3103-2020-4-48-59.

48. Данильченко, В. И. Алгоритмы эволюционного интеллекта в решении задачи размещения СБИС / В. И. Данильченко, В. М. Курейчик // Международный научно-технический конгресс "Интеллектуальные системы и информационные технологии – 2019" "ИС & ИТ-2019" "IS&IT'19": труды конгресса: в 2 т. Т. 1. – Таганрог : Ступина С. А., 2019. – С. 31-36.

49. Зыков, А. А. Основы теории графов: учебник / А. А. Зыков. – М.: Вузовская книга, 2016. – 664 с.

50. Бова, В.В. Моделирование поведения субъекта в Интернет-сервисах на основе модифицированного алгоритма бактериальной оптимизации / В.В. Бова, В.В. Курейчик, Ю.А. Кравченко, Э.В. Кулиев // Информационные технологии. – 2019. – Том. 25. – №7. – С. 397-405.

51. Курейчик, В.В. Вычислительные модели биоэвристик, основанных на физических и когнитивных процессах / В.В. Курейчик, С.И. Родзин // Информационные технологии. – 2021. – Том 27. – № 11. – С. 563-574.

52. Берштейн, Л.С. Нечеткие графы и гиперграфы / Л.С. Берштейн, А.В. Боженюк. – М.: Научный мир, 2005. – 255 с.

53. Лежебоков, А.А. Результаты компьютерного моделирования решения задачи размещения элементов СБИС с учетом временных задержек / А.А. Лежебоков, Л.А. Гладков // III Всероссийская научно-техническая

конференция «Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем– 2008». – 2008. – С. 130-136.

54. Специальные разделы теории графов: учебное пособие / В.В. Курейчик, Л.А. Гладков, Н.В. Гладкова, В.М. Курейчик. – Ростов-на-Дону – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2018. – 109 с.

55. Курейчик, В.В. Перспективные технологии для решения оптимизационных задач / В.В. Курейчик, В.М. Курейчик // IEEE AIS-03, CAD-2003, Интеллектуальные системы, интеллектуальные САПР. – 2003. – С. 59-67.

56. Курейчик, В.В. Современные проблемы при размещении элементов СБИС / В.В. Курейчик, Д.Ю. Запорожец // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 7. – С. 68-76.

57. Курейчик, В.В. Эволюционные, синергетические и гомеостатические методы принятия решений: монография / В.В. Курейчик – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2001. – 32 с.

58. Курейчик, В. М. Классификация и анализ методов решения задачи размещения СБИС / В. М. Курейчик, В. И. Данильченко // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2018. – № 1(32). – С. 21-40.

59. Курейчик, В.М. Генетические алгоритмы и их применение / В.М. Курейчик. – Таганрог Изд-во ТРТУ, 2002. – 244 с.

60. Курейчик, В.В. Обзор и анализ методов и моделей, инспирированных природными системами / В.В. Курейчик, Вл.Вл. Курейчик // Информатика, вычислительная техника и инженерное образование. – 2013. – № 2 (13). – С. 10-22.

61. Гладков, Л.А. Генетические алгоритмы: учебное пособие / Л.А. Гладков, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик. – М.: Физматлит, 2006. – 319 с.

62. Каганов, В.И. Проектирование транзисторных радиопередатчиков с применением ЭВМ / В.И. Каганов – М.: Радио и связь, 1988. – 255 с.

63. Гладков, Л.А. Методы генетического поиска: коллективная монография / Л.А. Гладков, Л.А. Зинченко, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик, Б.К. Лебедев, Е.В. Нужнов, С.Н. Сорокин – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2002. – 400 с.
64. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский / Пер. с польск. – М.: Горячая линия – Телеком, 2008. – 383 с.
65. Курейчик, В.В. Теория эволюционных вычислений / В.В. Курейчик, В.М. Курейчик, С.И. Родзин – М.: Физматлит, 2012. – 260 с.
66. Аттетков, А.В. Методы оптимизации: учебное пособие / А. В. Аттетков, В. С. Зарубин, А. Н. Канатников – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2003. – 270 с.
67. Лебедев, Б.К. Методы, модели и алгоритмы размещения / Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев, О.Б. Лебедев. – Ростов-на-Дону: Изд-во ЮФУ, 2015. – 150 с.
68. Курейчик, В.В. Об одном гибридном подходе к решению комбинаторно-логических задач на графах / В.В. Курейчик, Л.В. Курейчик // Конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии», IS&IT 20. – Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2020. – С. 102-109.
69. Taherdangkoo, M. A novel meta-heuristic algorithm for numerical function optimization: blind, naked mole-rats (BNMR) algorithm / M. Taherdangkoo, M.H. Shirzadi, M.H. Bagheri // Scientific Research and Essays. – 2012. – P. 3566-3583.
70. Taherdangkoo, M. A robust clustering method based on blind, naked mole-rats (BNMR) algorithm / M. Taherdangkoo, M. Yazdi, M.H. Rezvani, Mohammad Hossein Shirzadi, M. H. Bagheri // Swarm and Evolutionary Computation. – 2013. – P. 1-11.
71. Taherdangkoo, M. Segmentation of MR brain image using FCM improved by artificial bee colony (ABC) algorithm / M. Taherdangkoo, M. Yazdi, M.H. Rezvani // Proceedings of the International Conference on Information Technology and Applied Biomedicine. – 2010. – P. 1–5.

72. Su, M.C. A modified version of the k-means algorithm with a distance based on cluster symmetry / M.C. Su, C.H. Chou // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2001. – P. 674–680.

73. Kureichik, L. Hybrid approach for VLSI fragments placement / L. Kureichik, V. Kureichik, V. Kureichik, D. Leschanov, D. Zaruba // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2017. – P. 349-358.

74. Курейчик, В.М. Система исследования генетических алгоритмов / В.М. Курейчик, Б.К. Лебедев, Е.В. Нужнов // Известия ТРТУ. – 1997. – № 1. – С. 97-98.

75. Taherdangkoo, M. A powerful and efficient evolutionary optimization algorithm based on stem cells algorithm for data clustering / M. Taherdangkoo, M.H. Bagheri, M. Yazdi // Central European Journal of Computer Science. – 2012. – Vol. 2. – P. 47-59.

76. Хабарова, И.В. Разработка среды эволюционного моделирования с динамическими параметрами DYNGEN // Известия ТРТУ - Таганрог. – 2002. – с. 273.

77. Лебедев, Б.К. Метод разбиения, основанный на стратегии и концепции эволюционного разбиения динамически изменяющегося подмножества вершин / Б.К. Лебедев, О.Б. Лебедев // Конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии», IS&IT 21. – Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2021. – С. 23-30.

78. Данильченко, В. И. Метаэвристика на основе поведения колонии белых кротов / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 6(223). – С. 132-140. – DOI 10.18522/2311-3103-2021-6-132-140.

79. Taherdangkoo, M. Stem Cells Optimization Algorithm / M. Taherdangkoo, M.H. Bagheri, M. Yazdi // Conference: Bio-Inspired Computing and Applications, 7th International Conference on Intelligent Computing, ICIC 2011. – 2011. – P. 36-50.

80. Данильченко, В. И. Метаэвристический метод оптимизации на основе модели поведения стволовых клеток / В. И. Данильченко, Е. В.

Данильченко, В. М. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2022. – № 2(226). – С. 14-20. – DOI 10.18522/2311-3103-2022-2-14-20.

81. Рапопорт, Г.Н. Искусственный и биологические интеллекты. Общность структуры, эволюция и процессы познания / Г.Н. Рапопорт, А.Г. Герц. – М.: Комкнига. – 2005. – 310 с.

82. Курейчик, В.М. Модели параллелизма эволюционных вычислений / В.М. Курейчик, В.В. Курейчик, С.И. Родзин // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2011. – № 3. – С. 93-97.

83. Kureichik, V. The Hybrid Approach for the Partitioning of VLSI Circuits / V. Kureichik, D. Zaporozhets, V. Kureichik // Communications in Computer and Information Science. – 2021. – P. 144-153.

84. Danilchenko, V. I. Application of Genetic Algorithms in Solving the Problem of Placing Elements on a Crystal Taking into Account the Criterion of the Maximum Number of Linear Segments / V. I. Danilchenko, E. V. Danilchenko, V. M. Kureichik // Proceedings of the Fifth International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'21). IITI 2021. Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol. 330 LNNS. – P. 276-284. – DOI 10.1007/978-3-030-87178-9_28.

85. Нужнов, Е.В. Трехмерная упаковка на основе эвристических процедур / Е.В. Нужнов, А.В. Барлит // Известия ТРТУ. – 2002. – № 3. – С. 95-101.

86. Kureichik, V. Integrated algorithm for elements placement on the printed circuit board / V. Kureichik, E. Kuliev, V. Kureichik // IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. – 2020. – P. 1-6.

87. Kureichik, V.Jr. Hybrid Approach for Computer-Aided Design Problems / V.Jr. Kureichik, V. Bova, V. Kureichik // International Seminar on Electron Devices Design and Production (SED). – Proceedings. – 2019. – P.151-156.

88. Кормен, Т. Алгоритмы: построения и анализ / Т. Кормен, И. Лейзерсон, Р. Ривест. – М.: МЦМО, 1999. – 955 с.

89. Лебедев, Б.К. Поисковый популяционный алгоритм размещения элементов СБИС / Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев, О.Б. Лебедев // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2020. – № 4. – С. 125-136.

90. Danilchenko, V. I. Bio-inspired Approach to Microwave Circuit Design / V. I. Danilchenko, Y. V. Danilchenko, V. M. Kureichik // 2020 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS), Varna, Bulgaria. – 2020. – P. 9224737 (pp. 1-5). – DOI 10.1109/EWDTS50664.2020.9224737.

91. Курейчик, В. М. Генетический алгоритм планирования размещения СБИС / В. М. Курейчик, В. И. Данильченко // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 2(204). – С. 26-34. – DOI 10.23683/2311-3103-2019-2-26-34.

92. Курейчик, В.В. Обобщенный подход к решению задачи размещения (двумерной упаковки) / В.В. Курейчик, П.А. Глубокова // Конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии», IS&IT 18. – Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2018. – С. 69-74.

93. Курейчик, В.В. Комбинированный алгоритм реализации проектной процедуры размещения компонентов СБИС / Курейчик В.В., Лещанов Д.В. // Конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии», IS&IT 19. – Таганрог: Изд-во ЮФУ. – 2019. – С. 145-151.

94. Костюкова, Н.И. Графы и их применение. Комбинаторные алгоритмы для программистов / Н.И. Костюкова. – М.: Бином, 2007. – 310 с.

95. Курейчик, Вл.Вл. Многоуровневый поиск при проектировании СБИС / Вл.Вл. Курейчик // Сборник трудов XI Всероссийской научной конференции молодых ученых аспирантов и студентов. Информационные технологии, системный анализ и управление. – ИТСАиУ, Изд-во. – ЮФУ. – 2013. – С. 87-92.

96. Kureichik, V. Combined approach to place electronic computing equipment circuit elements / V. Kureichik, Vl. Kureichik, D.V. Zaruba // IEEE East-West Design and Test Symposium, EWDTS. – 2015. – P. 342-348.

97. Kureichik, V. Hybrid bioinspired search for schematic design / V. Kureichik, Vl. Kureichik, D. Zaruba // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2016. – P. 249-255.

98. Данильченко, В. И. Представление матричной архитектуры в виде рабочего поля в задаче начального размещения компонентов СБИС / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем (МЭС). – 2022. – № 2. – С. 20-25. – DOI 10.31114/2078-7707-2022-2-20-25.

99. Нужнов, Е.В. Средства хранения и обработки системной информации в среде компьютерного обучения / Нужнов Е.В., Сердюков В.Г. // Известия ТРТУ. – 2000. – № 2. – С. 308-311.

100. Курейчик, В.В. Архитектура гибридного поиска при проектировании / В.В. Курейчик, Вл.Вл. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 7. – С. 22-27.

101. Гладков, Л. А. Методы решения задач оптимизации / Л. А. Гладков, Н. В. Гладкова. – Ростов-на-Дону - Таганрог: Южный федеральный университет, 2019. – 118 с.

102. Запорожец, Д.Ю. Об одном способе кодирования решения для задачи размещения / Д.Ю. Запорожец, Д.В. Заруба, А.А. Лежебоков // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 11. – С. 183-188.

103. Данильченко, В. И. Кодирование и декодирование в задаче формирования топологии СБИС в условиях разной ориентации разногабаритных компонентов / В. И. Данильченко, В. М. Курейчик // Международный научно-технический конгресс "Интеллектуальные системы и информационные технологии - 2022". "ИС & ИТ-2022". "IS&IT'22": труды конгресса: в 2 т. Т. 1. – Таганрог: Ступина С. А., 2022. – С. 179-186.

104. Лежебоков, А.А. Кодирование решения для генетического алгоритма решения задачи размещения / А.А. Лежебоков // Труды Международных научно-технических конференций «Интеллектуальные системы» и «Интеллектуальные САПР». – Научное издание в 4-х томах, т.1. – М.: Физматлит. – 2007. – С. 66-71.

105. Danilchenko, V. I. Genetic Algorithms in the Matrix Arrangement of Elements in Blocks on a Crystal Model / V. I. Danilchenko, Y. Vladimirovna Danilchenko, V. M. Kureichik // International Seminar on Electron Devices Design

and Production, SED 2021. – 2021. – P. 9444496 (pp. 1-4). – DOI 10.1109/SED51197.2021.9444496.

106. Бакало, М.А. Варианты представления различных типов данных, их кодирование и декодирование в виде хромосом / М.А. Бакало // Известия ТРТУ. Интеллектуальные САПР. – 2007. – С. 70-75.

107. Guo, P.N. An O-Tree Representation of Non-Slicing Floorplan and its applications / P. Guo, C. Cheng, T. Yoshimura // Design Automation Conference. – 1999. – P. 268-273.

108. Лежебоков, А.А. Программная реализация алгоритма решения задачи размещения с учетом временных задержек. / А.А. Лежебоков // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2007. – №2. – С. 65-70.

109. Danilchenko, V.I. Bioinspired approach to microstrip transmission line design / Danilchenko V. I., Danilchenko Y. V., Kureichik V. M. // 10th Computer Science On-line Conference. – 2021. – P. 170-179.

110. Данильченко, В. И. Многомерный поиск в задаче размещении элементов СБИС на основе генетического алгоритма / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2021. – № 2(219). – С. 31-39. – DOI 10.18522/2311-3103-2021-2-31-39.

111. Захарова, Е.М. Обзор методов многомерной оптимизации / Е.М. Захарова, И.К. Минашина // Информационные процессы. – 2014. – № 3 – С. 256–274.

112. Данильченко, В. И. Размещение элементов на кристалле СБИС на основе многомерного гибридного алгоритма / В. И. Данильченко // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии. – 2021. – № 3. – С. 248-249.

113. Бова, В.В. Интегрированная подсистема гибридного и комбинированного поиска в задачах проектирования и управления / В.В. Бова, В.В. Курейчик // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 12. – С. 37-42.

114. Лошаков, В.Н. Некоторые оценки машинного проектирования межсоединений гибридных БИС / В.Н. Лошаков, Н.И. Петрович // Обмен опытом в радиоэлектронной промышленности. – 1973. – С. 48-50.

115. Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН Лаборатория (Математические модели принятия решений): Библиотека бенчмарков [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.math.nsc.ru/AP/benchmarks/>. Дата обращения 10 октября 2022.

116. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020610873 Российская Федерация. Программная реализация гибридного алгоритма размещения элементов СБИС с использованием модифицированного генетического алгоритма: № 2020610223: заявл. 09.01.2020: опубл. 21.01.2020 / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет» (Южный федеральный университет).

117. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021660866 Российская Федерация. Программная реализация гибридного генетического алгоритма размещения элементов СБИС с использованием алгоритма многомерного поиска: № 2021660126: заявл. 30.06.2021: опубл. 02.07.2021 / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет».

118. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022619921 Российская Федерация. Программная реализация бионспирированного алгоритма поиска на основе использования метаэвристики поведения колонии белых кротов: № 2022618426: заявл. 06.05.2022: опубл. 26.05.2022 / В. И. Данильченко, Е. В. Данильченко, В. М. Курейчик; правообладатель федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет».

119. Obermeier, B. Kraftwerk - A Versatile Placement Approach / B. Obermeier, H. Ranke, F.M. Johannes // ACM/IEEE International Symposium on Physical Design. – 2005. – P. 242–244.

120. A. Agnihotri Fractional Cut: Improved Recursive Bisection Placement / A. Agnihotri, M. C. Yildiz, A. Khatkhate, A. Mathur, S. Ono, P. H. Madden // IEEE International Conference on Computer Aided Design. – 2003. – P. 307-310.
121. Adya, S.N. Consistent placement of macro-blocks using floorplanning and standard-cell placement / S.N. Adya, I.L. Markov // In Proc. Intl. Symp. on Physical Design. – 2002. – P. 12–17.
122. Mohammad, Gh. Alfaiakawi Minimizing peak current in combinational circuit test / Gh. Mohammad, I.A. Alfaiakawi // Journal of Engineering Research. – 2015. – Vol. 3. – P. 25-40.
123. Wang, M. Dragon2000: Standard-cell Placement Tool for Large Industry Circuits / M. Wang, X. Yang, M. Sarrafzadeh // IEEE/ACM International Conference on Computer Aided Design. – 2000. – P. 260-263.
124. Yang, X. Routability Driven White Space Allocation for Fixed-Die Standard-Cell Placement / X. Yang, B.K. Choi, M. Sarrafzadeh // ISPD. – 2002. – P. 42-50.
125. Adya, S. Benchmarking for Large-Scale Placement and Beyond / S. Adya, M. Yildiz, I. Markov, P. Villarrubia, P. Parakh, P. Madden // IEEE Transactions on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems. – 2004. – Vol. 23. – P. 472 – 487.
126. Лебедев, Б.К. Гибридный метод стохастической оптимизации на основе интеграции моделей эволюции и роевого (стайного) поведения животных в аффинных пространствах поиска / Б.К. Лебедев, В.Б. Лебедев, О.Б. Лебедев // Шестнадцатая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2018. – 2018. – С. 148-156.
127. The reference community for Free and Open Source gateway IP cores. – Available at: <https://opencores.org/>. Дата обращения 22 октября 2022.
128. Eisenmann, H. Generic global placement and floorplanning / H. Eisenmann, F. M. Johannes // Design Automation Conf. – 1998. – P. 269–274.

Приложение №1

**СВИДЕТЕЛЬСТВА О ГОСУДАРСТВЕННОЙ РЕГИСТРАЦИИ
ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ**

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2020610873

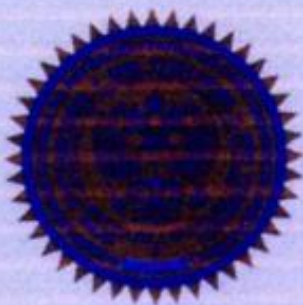
**Программная реализация гибридного алгоритма
размещения элементов СБИС с использованием
модифицированного генетического алгоритма**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования «Южный
федеральный университет» (Южный федеральный университет)
(RU)*

Авторы: *Данильченко Владислав Иванович (RU), Данильченко
Евгения Владимировна (RU), Курейчик Виктор Михайлович (RU)*

Заявка № 2020610223

Дата поступления 09 января 2020 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 21 января 2020 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2021660866

**Программная реализация гибридного генетического
алгоритма размещения элементов СБИС с
использованием алгоритма многомерного поиска**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Южный федеральный университет» (RU)*

Авторы: *Данильченко Владислав Иванович (RU),
Данильченко Евгения Владимировна (RU), Курейчик
Виктор Михайлович (RU)*



Заявка № 2021660126

Дата поступления 30 июня 2021 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 02 июля 2021 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022619921

**Программная реализация бионспирированного
алгоритма поиска на основе использования
метаэвристики поведения колонии белых кротов**

Правообладатель: *федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Южный федеральный университет» (RU)*

Авторы: *Данильченко Владислав Иванович (RU),
Данильченко Евгения Владимировна (RU), Курейчик
Виктор Михайлович (RU)*



Заявка № 2022618426

Дата поступления 06 мая 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 26 мая 2022 г.

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат 6Bb8B077614e3203a94e6b5d24145d5c7
Владелец: **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 26.05.2022 по 26.05.2023

Ю.С. Зубов

Приложение №2

АКТЫ О ВНЕДРЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ РАБОТЫ



АКТ

Об использовании научных результатов диссертационной работы Данильченко В.И.
«Методы и алгоритмы многомерного биоинспирированного поиска при
размещении компонентов СБИС» на соискание ученой степени кандидата
технических наук

Научные результаты, полученные в диссертационной работе Данильченко В.И., использовались при выполнении гранта РНФ № 22-21-00316 «Методы интеллектуальной обработки лингвистической экспертной информации на основе применения подходов машинного обучения».

В частности, были использованы следующие результаты кандидатской диссертации Данильченко В.И.:

1. Модифицированные методы биоинспирированной оптимизации на основе генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, которые позволяют проводить диверсификацию пространства поиска.
2. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющие получать наборы альтернативных решений за полиномиальное время и частично решить проблему преждевременной сходимости.
3. Модифицированные генетические операторы и процедуры, а также модифицированный механизм кодирования и декодирования альтернативных решений, позволяющие повысить качество и эффективность поиска квазиоптимальных решений за полиномиальное время.

Использование указанных теоретических и практических результатов, полученных в диссертационной работе Данильченко В.И., позволило разработать модифицированные методы и на их основе эффективные алгоритмы интеллектуальной обработки лингвистической экспертной информации.

Ответственный исполнитель гранта
РНФ № 22-21-00316 д.т.н., доцент

Ю.А. Кравченко

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор ИКТИБ

Г.Е. Веселов

«11» апреля 2023г.

АКТ

Об использовании научных результатов диссертационной работы Данильченко В.И.
 «Методы и алгоритмы многомерного биоинспирированного поиска при
 размещении компонентов СБИС» на соискание ученой степени кандидата
 технических наук

Научные результаты, полученные в диссертационной работе Данильченко В.И., использовались при выполнении гранта РНФ № 22-71-10121 «Развитие теоретических основ поддержки принятия решений для задач эвакуации при чрезвычайных ситуациях в нечетких условиях».

В частности, были использованы следующие результаты кандидатской диссертации Данильченко В.И.:

1. Архитектура комбинированного поиска, позволяющая частично исключить преждевременную сходимость используемых алгоритмов на основе применения новых механизмов поиска.

2. Модифицированные методы биоинспирированной оптимизации, которые позволяют проводить диверсификацию пространства поиска.

3. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющие получать наборы альтернативных решений за полиномиальное время и частично решить проблему преждевременной сходимости.

Использование указанных теоретических и практических результатов, полученных в диссертационной работе Данильченко В.И., позволило разработать эффективные алгоритмы для поддержки принятия решений для задач эвакуации при чрезвычайных ситуациях в нечетких условиях.

Руководитель гранта
 РНФ № 22-71-10121 к.т.н., доцент

Г.М.

Е.М. Герасименко

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор ИКТИБ

Г.Е. Веселов



« 9 » октября 2023г.

АКТ

Об использовании научных результатов диссертационной работы Данильченко В.И.
«Методы и алгоритмы многомерного биоинспирированного поиска при
размещении компонентов СБИС» на соискание ученой степени кандидата
технических наук

Научные результаты, полученные в диссертационной работе Данильченко В.И., использовались при выполнении гранта РФФИ № 20-37-90151 (Аспиранты) «Разработка теории и принципов автоматизированного синтеза СВЧ устройств на основе биоинспирированных методов».

В частности, были использованы следующие результаты кандидатской диссертации Данильченко В.И.:

1. Архитектура комбинированного поиска, позволяющая частично исключить преждевременную сходимость на основе применения новых механизмов поиска.
2. Модифицированные методы биоинспирированной оптимизации, которые позволяют проводить диверсификацию пространства поиска.
3. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов, позволяющие получать наборы альтернативных решений за полиномиальное время.
4. Модифицированные генетические операторы и процедуры, а также модифицированный механизм кодирования и декодирования альтернативных решений, позволяющие повысить качество и эффективность поиска.
5. Модифицированный алгоритм многомерного биоинспирированного поиска, позволяющий снизить шанс заикливания в локальных областях поиска.

Использование указанных теоретических и практических результатов, полученных в диссертационной работе Данильченко В.И., позволило разработать архитектуру комбинированного поиска, модифицированные методы и алгоритмы для автоматизированного синтеза СВЧ устройств.

Руководитель гранта
РФФИ № 20-37-90151 д.т.н., профессор

В.М. Курейчик

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор ИКТИБ

Т.Е. Веселов

«28» марта 2023г.

АКТ

Об использовании в научном учебном процессе
Института компьютерных технологий и информационной безопасности
Южного федерального университета
результатов кандидатской диссертации Данильченко В.И. «Методы и алгоритмы
многомерного биоинспирированного поиска при размещении компонентов СБИС»

Мы, ниже подписавшиеся, руководитель бакалаврского направления 09.03.02 «Информационные системы и технологии» к.т.н., профессор Нужнов Е.В., руководитель направления магистратуры 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» д.т.н., доцент Кравченко Ю.А., ответственный за направление аспирантуры 09.06.01 «Информатика и вычислительная техника» к.т.н., доцент Щеглов С.Н., зав. кафедры САПР, д.т.н. Курейчик В.В. составили акт в том, что в учебном процессе кафедры САПР Института компьютерных технологий и информационной безопасности используются следующие результаты, полученные в кандидатской диссертации Данильченко В.И.:

1. Архитектура комбинированного поиска.
2. Модифицированные алгоритмы на основе генетического поиска и моделирования поведения колоний стволовых клеток и белых кротов.
3. Модифицированный алгоритм многомерного биоинспирированного поиска.
4. Программный комплекс для решения оптимизационных задач в САПР.

Указанные результаты используются при проведении следующих курсов в ИКТИБ: «Интеллектуальные системы и технологии», «Архитектура информационных систем», «Интеллектуальный анализ данных», «Машинное обучение и биоинспирированная оптимизация», «Системы автоматизации проектирования».

Внедрение в учебный процесс ряда теоретических и практических результатов диссертационной работы Данильченко В.И. позволило повысить качество подготовки бакалавров, магистров и аспирантов.

Руководитель направления 09.03.02

Е.В. Нужнов

Руководитель направления 09.04.01

Ю.А. Кравченко

Ответственный за направление 09.06.01

С.Н. Щеглов

Зав. кафедрой САПР

В.В. Курейчик



НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКАЯ ЛАБОРАТОРИЯ
АВТОМАТИЗАЦИИ ПРОЕКТИРОВАНИЯ, ОБЩЕСТВО
С ОГРАНИЧЕННОЙ ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ

пер. Биржевой Спуск, 8
г. Таганрог, 347900, Ростовская обл.,
Тел.: (8634) 47-70-40, 47-70-44
e-mail: info@reallab.ru,
http://www.reallab.ru

АКТ

Об использовании научных результатов диссертационной работы Данильченко В.И. «Методы и алгоритмы многомерного биоинспирированного поиска при размещении компонентов СБИС» на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научные результаты, полученные в диссертационной работе Данильченко В.И., использовались в отделе НИОКР НИЛ АП.

Были использованы следующие результаты:

- архитектура комбинированного поиска оптимальных решений в задачах конструкторского этапа проектирования;
- модифицированные методы и алгоритмы биоинспирированного поиска (генетический, стволовых клеток и белых кротов);
- модифицированный алгоритм многомерного поиска, на основе разработанных биоинспирированных алгоритмов.

Программно-алгоритмический комплекс, использующий перечисленные выше результаты диссертационной работы, был использован в процессе проектирования контроллера RD34 для управления движением робота. Использование указанных выше результатов работы Данильченко В.И., позволило повысить скорость и качество проектирования контроллера.

Главный конструктор НИЛ АП,
доктор технических наук

Денисенко В.В.

