Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

ПОИСК ОПТИМАЛЬНОГО ПРОФИЛЯ МНОГОСЛОЙНОЙ ДИЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ АНТЕННЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭВОЛЮЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ

Автор: Сушенцев Игорь Михайлович

Направление подготовки: 01.04.02 Прикладная

математика и информатика

Квалификация: Магистр

Руководитель ВКР: Ульянцев В.И., к.т.н.

«____»____20_г.

Санкт-Петербург, 2020 г.

Обучающийся Сушенцев Игорь Михайлович
Группа М42381 Факультет/институт/кластер ИТиП
Направленность (профиль), специализация Технологии разработки программного обеспечения
Консультант:
а) Ладутенко К.С., к.ф-м.н., Университет ИТМО
ВКР принята «» 20 г.
Оригинальность ВКР:%
ВКР выполнена с оценкой:
Дата защиты «» 20 г.
Секретарь ГЭК Павлова О.Н.
Листов хранения
Демонстрационных материалов/Чертежей хранения

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

УТВЕРЖДАЮ

Рук	оводитель (Л	
Пар	фенов В.Г.		
«	>»	20	_ Г.

ЗАДАНИЕ

НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ

Обучающийся Сушенцев Игорь Михайлович

Группа М42381 Факультет/институт/кластер ИТиП

Квалификация: Магистр

Направление подготовки (специальность): 01.04.02 Прикладная математика и информатика Направленность (профиль) образовательной программы:

Технологии разработки программного обеспечения

Специализация: Технологии разработки программного обеспечения

Тема ВКР: Поиск оптимального профиля многослойной диэлектрической антенны с использованием эволюционных алгоритмов

Руководитель Ульянцев В.И., к.т.н., доцент ФИТиП

2 Срок сдачи студентом законченной работы до: «31» мая 2020 г.

3 Техническое задание и исходные данные к работе

Требуется разработать метод поиска профилей многослойных сферических диэлектрических наноантенн, имеющих высокую направленность. Для этой задачи необходимо использовать и сравнить результаты работы ряда эволюционных алгоритмов и разработать функцию приспособленности.

4 Содержание выпускной квалификационной работы (перечень подлежащих разработке вопросов)

- а) Постановка задачи
- б) Разработка метода представления профиля антенны в памяти компьютера
- в) Разработка функции приспособленности
- г) Выбор эволюционных алгоритмов и настройка их параметров
- д) Сравнение эволюционных алгоритмов
- е) Выбор лучшего алгоритма и проведение финальных испытаний

5 Перечень графического материала (с указанием обязательного материала)

Графические материалы и чертежи работой не предусмотрены

6 Исходные материалы и пособия

a) Документация по языку Python https://www.python.org/doc/ 7 Дата выдачи задания «01» сентября 2018 г.

Руководитель ВКР

Задание принял к исполнению

«01» сентября 2018 г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования

«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО»

АННОТАЦИЯ

ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Обучающийся: Сушенцев Игорь Михайлович

Наименование темы ВКР: Поиск оптимального профиля многослойной диэлектрической антенны с использованием эволюционных алгоритмов

Наименование организации, в которой выполнена ВКР: Университет ИТМО

ХАРАКТЕРИСТИКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1 Цель исследования: Разработка метода поиска профилей многослойных сферических диэлектрических наноантенн, имеющих высокую направленность.

2 Задачи, решаемые в ВКР:

- а) Разработка метода представления профиля антенны в памяти компьютера
- б) Разработка функции приспособленности
- в) Выбор эволюционного алгоритма и настройка его параметров

3 Число источников, использованных при составлении обзора: 11

4 Полное число источников, использованных в работе: 18

5 В том числе источников по годам:

	Отечественных		Иностранных			
Последние	От 5	Более	Последние	От 5	Более	
5 лет	до 10 лет	10 лет	5 лет	до 10 лет	10 лет	
0	0	0	1	3	14	

6 Использование информационных ресурсов Internet: да, число ресурсов: 8

7 Использование современных пакетов компьютерных программ и технологий:

Пакеты компьютерных программ и технологий	Раздел работы
Язык программирования Python	2, 3
Программный комплекс для моделирования высокочастотных	3
устройств CST Microwave Studio	

8 Краткая характеристика полученных результатов

В рамках данной работы была разработана физическая модель многослойной сферической диэлектрической наноантенны и к ней применены эволюционные алгоритмы оптимизации. Был произведен подбор параметров алгоритмов, и проведено сравнение применимости выбранных алгоритмов к поставленной задаче. В результате выполнения работы были найдены оптимальные с точки зрения коэффициента направленного действия профили наноантенн.

9 Гранты, полученные при выполнении работы

Грантов при выполнении данной работы получено не было.

10 Наличие публикаций и выступлений на конференциях по теме работы да

- Superdirective dielectric spherical multilayer antennae / I. Sushencev, A. Shcherbakov, K. Ladutenko, P. Belov // International Conference on Microwaves, Antennas, Communications and Electronic Systems (COMCAS). IEEE, 01/2019.
- 2 *Сушенцев И.М.* Поиск дизайна наноантенны при помощи алгоритмов оптимизации // Сборник тезисов докладов конгресса молодых ученых. — 2020.

Обучающийся Сушенцев Игорь Михайлович

Руководитель ВКР Ульянцев В.И.

«____» ____ 20__ г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕД	ЕНИЕ	6
1. Обз	sop	10
1.1.	Сферические наноантенны и сверхнаправленность	10
	1.1.1. Сверхнаправленность	11
1.2.	Эволюционные алгоритмы	13
1.3.	Обзор известных решений	14
1.4.	Обоснование выбора эволюционных алгоритмов	14
1.5.	Описание алгоритмов, использованных в работе	16
	1.5.1. Алгоритм мутации	16
	1.5.2. 1+1	16
	1.5.3. Генетический алгоритм	17
	1.5.4. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции	19
	1.5.5. JADE	21
	1.5.6. CMA-es	23
2. Pa3	работка и реализация	25
2.1.	Представление антенны в виде вектора	25
2.2.	Фитнес-функция	25
2.3.	Использованные алгоритмы	27
	2.3.1. 1+1	27
	2.3.2. Генетический алгоритм	28
	2.3.3. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции	28
	2.3.4. JADE	28
	2.3.5. CMA-es	29
3. Экс	перименты	31
3.1.	Сравнение с тестовыми функциями	32
3.2.	Подбор параметров	32
	3.2.1. 1+1	32
	3.2.2. Генетический алгоритм	33
	3.2.3. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции	35
	3.2.4. JADE	35
	3.2.5. CMA-es	35

3.3. Итоговые результаты	35
3.4. Сравнение с известными профилями наноантенн и заключение о	
применимости общепринятого эмпирического правила	37
3.4.1. Сравнение с известными профилями наноантенн	38
3.4.2. Заключение о применимости общепринятого	
эмпирического правила	39
Выводы по главе 3	40
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	42
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	47
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Акт о внедрении	49
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Проверка корректности использования алгоритмов на	
тестовых функциях	50

ВВЕДЕНИЕ

Антенны — это электронные устройства, используемые для передачи и приема радиосигналов. Антенны являются неотъемлемой частью современной технологичной жизни и никакой прогресс невозможен без применения антенн.

Современный выбор антенн предлагает нам большое разнообразие видов и форм, а также размеров. Различные формы нужны для обеспечения нужной диаграммы направленности, достижения определенного уровня энергоэффективности или необходимой степени усиления сигнала. Большое разнообразие видов антенн обуславливается высоким спросом и большим количеством сфер применения, ведь антенны используется в большой части технологических новшеств. При этом более высокие характеристики антенны позволяют получить более высокие характеристики.

Цель данной работы — разработать метод генерации антенн, имеющих высокую направленность. Антенны, имеющие высокую направленность, востребованы в самых разных сферах. Например, в интернете вещей, робототехнике, оборонной промышленности, космонавтике и так далее. Более детальные примеры использования, призванные подчеркнуть значимость данной работы, будут приведены далее во введении вместе с описанием каждого класса антенн, к которому относится многослойная сферическая диэлектрическая наноантенна. Затем будет обоснована актуальность работы, перечислены доклады и публикации, в которых участвовала данная работа, и затем приведено описание структуры данной работы, включая краткое описание содержания каждой главы.

Сферическая симметричная антенна — это антенна, имеющая форму сферы. Сферические симметричные антенны высокой направленности представляют перспективное направление развития антенн, так как во многих случаях позволяют заменить подвижные антенны, используемые в различных устройствах и конструкциях, неподвижными антеннами. Это в свою очередь позволяет увеличить износостойкость антенны и скорость сканирования, если такая потребность имеется. Сферическую симметричную антенну можно окружить диполями и запитывать их по очереди, таким образом быстро и без использования механических частей меняя направление антенны.

Например, имеющую высокую направленность сферическую симметричную антенну таким образом можно использовать в качестве лидара самоуправляемого автомобиля, что представляется довольно перспективным направлением использования антенн. Устроенная таким образом антенна позволит свести на нет механическое трение, что позволяет в разы повысить износостойкость лидара. Кроме того, такой подход позволяет обеспечить высокую скорость сканирования, позволяя достичь гораздо большего количества оборотов в секунду, чем позволяют достичь механические лидары, что в свою очередь приводит к увеличению безопасность использования самоуправляемого автомобиля. Построенные на таком принципе лидары небольших размеров также можно использовать в радиоуправляемых дронах, облегчая конструкцию и уменьшая количество датчиков.

Другой пример использования сферических симметричных антенн высокой направленности — интернет вещей. Используя тот же принцип "запитывания" окружающих антенну диполей, можно научить каждый элемент умного дома самостоятельно направлять антенну в нужном направлении (например, на другое умное устройство), таким образом значительно уменьшая нагрузку на канал связи, используемый устройствами. Уменьшение нагрузки на канал связи особенно актуально в густонаселенных городах.

Наноантенна — это антенна, размеры которой имеют порядок 10^{-9} метра. Имеющие высокую направленность наноантенны могут быть использованы при создании оптического компьютера, где они могут выступать в качестве элемента оптического чипа — устройства оптической обработки информации. При этом наноантенны в данном случае могут выполнять роль приемника или передатчика оптической информации в пределах чипа. Характерная частота оптического чипа - сотни терагерц, что на 5 порядков выше, чем частота современных процессоров.

Однако эффективность "классических" антенн как правило ограничена низкой направленностью, что связано с известным соотношением $D \sim (kR)^2$ [6], ограничивающем максимальную возможную эффективность антенны. Тут D соответствует величине направленности антенны, а kR — радиусу антенны, помноженному на волновое число. Другими словами, максимальная эффективность антенны прямо пропорциональна ее размерам, из чего следует что наноантенны должны иметь низкую эффективность.

Однако при определенных параметрах антенны можно добиться работы антенны в режиме сверхнаправленности. В этом режиме антенна позволяет

7

превысить теоретический предел, установленный для традиционных антенн, на один или несколько порядков. Данные параметры сложно предсказать или вычислить аналитически, однако возможно подобрать при помощи алгоритмов оптимизации. В том числе при помощи эволюционных алгоритмов.

Доклады по материалам данной работы участвовали в следующих конференциях:

- COMCAS-2019
- КМУ-2019
- КМУ-2020

По результатам участия в конференциях КМУ были подготовлены публикации в сборнике докладов КМУ. По результатам участия в конференции COMCAS-2019 была подготовлена публикация. Доклад на тему "Поиск дизайна наноантенны при помощи алгоритмов оптимизации" с конференции КМУ-2020 победил в конкурсе "За лучший доклад магистранта".

Дальнейшая работа состоит из следующих глав:

- Обзор
- Разработка и реализация
- Эксперименты

В главе "Обзор" представлено описание сферических диэлектрических наноантенн и физических явлений, которые в них возникают. Далее приведен обзор известных решений с указанием отличий от данной работы и аргументирована невозможность использования этих решений для разработки метода оптимизации сферических диэлектрических наноантенн. В остальной части главы приведено детальное описание алгоритмов, использованных в работе.

Глава "Разработка и реализация" включает в себя описание фитнесфункции, использованной в данной работе. Далее в статье приводится описание использованных в работе алгоритмов. Для реализованных "с нуля" алгоритмов приводится детальное описание их работы, а для алгоритмов, заимствованных из готовых программных библиотек приведены название библиотеки и способ использования.

И, наконец, в главе "Эксперименты" приводятся эксперименты, проделанные в рамках данной работы. В частности, описан процесс подбора параметров каждого эволюционного алгоритма и описаны итоговые результаты, полученные в данной работе. Сделано заключение о применимости правила $D \sim (kR)^2$ к классу диэлектрических антенн.

ГЛАВА 1. ОБЗОР

Цель данной работы — разработать метод генерации антенн, имеющих высокую направленность. Для достижения данной цели были необходимо решить следующие задачи:

- разработать функцию приспособленности, позволяющую по характеристикам антенны вычислять ее направленность
- разработать способ представления параметров антенны в виде особи эволюционного алгоритма
- провести оптимизацию функции приспособленности алгоритмами, выбранными для этой задачи и выбрать наилучший применительно к поставленной задаче алгоритм

Далее в главе приведен обзор физической составляющей поставленной задачи, обзор известных решений и эволюционных алгоритмов, использованных в работе.

1.1. Сферические наноантенны и сверхнаправленность

Основная характеристика антенны - КНД (коэффициент направленного действия), безразмерная величина. КНД характеризует способность антенны фокусировать падающую на нее волну в одном направлении. Например, сферическая наночастица, параметры которой подбираются в данной работе, имеет следующую картину распределения электрического поля (рисунок 1). Видно, что при падении волны "слева", линии потока энергии фокусируются ближе к правому краю.

Актуальными является вопросы о том, как спроектировать антенну с максимально возможным для ее габаритов КНД, и какую максимальную направленность антенна может иметь при фиксированных размерах. Это открытые вопросы, однако общепринятое мнение таково, что максимальная величина КНД прямо пропорциональна минимальному радиусу сферы, содержащей антенну, и обратно пропорциональна длине падающей волны. Например, Харингтон в 1958 году приводит такую оценку [6]:

$$D_{max} = (kR)^2 + 2kR,$$

а Килдал в 2008 году дает такую оценку на максимальную величину КНД:

$$D_{max} = (kR)^2 + 3,$$



Рисунок 1 – Напряженность электрического поля и линии потока энергии

что несколько увеличивает оценку на максимальную величину КНД для небольших антенн, но недостаточно сильно, как будет видно позднее. Здесь k — волновое число, а R — минимальный радиус сферы, полностью вмещающей антенну.

Обе оценки основаны на предположении об ограниченном количестве сферических волн, которые конкретная антенна способна возбудить, и теоретически даже относительно небольшие антенны могут возбуждать мультиполи высокого порядка.

Сферическая наночастица обладает свойствами антенны. Многослойная сферическая наночастица предполагает дизайн, состоящий из нескольких концентрических сфер, состоящих из разного материала. При определенных параметрах (длина падающей волны, коэффициенты преломления материала, из которого состоят слои, количество слоев и т.п.) многослойная сферическая наночастица способна вызывать явление сверхнаправленности (superdirectivity), то есть превышения теоретически возможной (по соотношению $D \sim (kR)^2$) при данных габаритах направленности в несколько или десятки раз.

1.1.1. Сверхнаправленность

Эффект сверхнаправленности можно объяснять в терминах интерференции мультипольных моментов. Трехмерную функцию электромагнитного по-

11

ля можно представить как сумму сферических векторных гармоник, которые называются мультипольными моментами. Каждый мультипольный момент представляет из себя электромагнитное поле, порожденное диполем, квадруполем, октуполем и так далее. На рисунке 2 изображены магнитные и электрические сферические векторные гармоники первого, второго и третьего порядка — то есть, гармоники, соответствующие электромагнитным полям, порожденным диполем, квадруполем и октуполем. Параметр *m* называется угловым моментом. Различные значения соответствуют той или иной ориентации электромагнитного поля в пространстве.

ψ_{em1}			••			<i></i> ≰ <i>Z</i>		ψ_{om1}
\mathbf{M}_{em1}				\bigcirc	\bigcirc	x	×y	\mathbf{M}_{om1}
\mathbf{N}_{em1}								\mathbf{N}_{om1}
ψ_{em2}		26	*	÷	2			ψ_{om2}
\mathbf{M}_{em2}			P	8				\mathbf{M}_{om2}
\mathbf{N}_{em2}					÷.			\mathbf{N}_{om2}
ψ_{em3}	2/6	×	¥	÷	×	*	40	ψ_{om3}
\mathbf{M}_{em3}			\ast		Å	$\langle \rangle$		\mathbf{M}_{om3}
\mathbf{N}_{em3}		×	*		*	X	A	\mathbf{N}_{om3}
m	3	2	1	0	1	2	3	

Рисунок 2 – Сферические гармоники, соответствующие полям, порожденным диполем, квадруполем и октуполем. Вертикальные ряды соответствуют различным значениям параметра *m*, который называется угловым моментом. Изображение взято из фонда викимедиа.

Электромагнитное поле, проходя через диэлектрическую частицу, подвергается явлению интерференции. В результате интерференции часть противоположных по знаку мультипольных моментов накладываются друг на друга, тем самым уменьшая свой вклад в результирующую функцию. Поэтому итоговое поле после прохождения через антенну оказывается гораздо более направленным в одном направлении чем в других, приводя к эффекту сверх-направленности.

Параметры, позволяющие получить антенну, обладающую эффектом сверхнаправленности, сложно предсказать или вычислить аналитически, однако возможно подобрать при помощи алгоритмов оптимизации. В том числе при помощи эволюционных алгоритмов.

1.2. Эволюционные алгоритмы

Эволюционные алгоритмы — класс алгоритмов оптимизации, использующих и моделирующих процессы естественного отбора для нахождения оптимального значения. Более формально, алгоритмы предназначены для поиска такого значения вектора x_{min} , что значение функции $f(x_{min})$ минимально. Функция f(x) носит название фитнес-функции, а вектора из ее области определения называются особями.

Некоторое конечное количество особей формирует популяцию и называется размером популяции. Эволюционные алгоритмы являются итеративным методом оптимизации. Каждая итерация называется поколением. Особи популяции из более старших поколений как правило ближе к оптимальному значению фитнес-функции.

Помимо приведенных выше, в эволюционных алгоритмах используются следующие понятия:

Мутация — случайное изменение одного или нескольких значений особи-вектора, выполняемое с некоторой вероятностью в каждой итерации алгоритма.

Скрещивание (или кроссовер) — способ формирования особей нового поколения имея особей старого. Как правило берется одна, две или три особи старого поколения и на основе значений их векторов строится новая особьвектор, которая затем попадает в следующее поколение.

Элитизм — это подход к кроссоверу, при котором наиболее приспособленные особи – так называемая элита – дают потомков с большей вероятностью. Также под элитизмом может пониматься перенос некоторого количества лучших особей в новое поколение без изменений.

1.3. Обзор известных решений

Помимо использования многослойного дизайна антенны, для достижения эффекта сверхнаправленности использовались и другие подходы. В частности, Александр Краснок использовал сферическую сферу с полостью, в которую помещен диполь [16]. Благодаря интерференции волн падающей и диполя, при определенном положении последнего, наблюдается эффект сверхнаправленности. Положение диполя и прочие параметры антенного профиля в этой работе были подобраны вручную.

Кроме максимизации направленности антенны, можно также оптимизировать и другие свойства антенны. Так, в 2006 году NASA представила общественности антенну, спроектированную при помощи эволюционных алгоритмов для космической миссии ST5 [1] [9]. NASA использовали генетический алгоритм для поиска профиля антенны, имеющей конкретную специфичную диаграмму излучения — все имеющиеся на тот момент спроектированные человеком антенны имели "обычные" диаграммы излучения.

Однако никто до сих пор не использовал эволюционные алгоритмы для максимизации направленности антенны, тем более с задействованием эффекта сверхнаправленности.

1.4. Обоснование выбора эволюционных алгоритмов

Функция приспособленности, использованная в данной работе, имеет следующие характеристики:

- нелинейна
- не имеет производной, которую можно было бы вычислить аналитически
- имеет большое количество локальных оптимумов, т.е., мультимодальна

Графически функция приспособленности представлена на рисунке 3.

Принимая во внимание эти свойства функции приспособленности (нелинейность, отсутствие вычислимой производной и мультимодальность), было принято решение для ее оптимизации использовать эволюционные алгоритмы. При этом, из-за большого количества локальных экстремумов, поиск оптимума например перебором по сетке значений представляется неоптимальным.

В данной работе были использованы следующие эволюционные алгоритмы оптимизации:



Рисунок 3 – Внешний вид функции приспособленности в пространстве первых двух параметров

- 1+1
- генетический алгоритм
- адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции [11]
- JADE [18]
- CMA-es [5]

Алгоритм 1+1 был выбран в качестве базового алгоритма для сравнения с другими алгоритмами. Генетический алгоритм был выбран, т.к. является наиболее классическим эволюционным алгоритмом. Алгоритмы адаптивной дифференциальной эволюции и JADE были выбраны как хорошо зарекомендовавшие себя для оптимизации недифференцируемой, нелинейной и мультимодальной функции алгоритмы (а функция, представленная в данной работе как раз такой и является, как будет видно дальше).

Алгоритм CMA-es был выбран как алгоритм, показывающий наилучшие результаты на большом классе оптимизационных задач. При этом CMA-es также хорошо показывает себя при оптимизации функций, имеющих небольшое количество параметров (больше 5 и меньше 20). Таким свойством не обладает например алгоритм NSGA-II: как правило, этот алгоритм показывает хорошие результаты при оптимизации функций, имеющих до 5 параметров.

1.5. Описание алгоритмов, использованных в работе

В данной секции приведено детальное описание и принципы работы каждого алгоритма, использованного в работе. Описание алгоритмов, не взятых из сторонних библиотек, снабжено псевдокодом.

1.5.1. Алгоритм мутации

Прежде чем приступить к описанию эволюционных алгоритмов, приведем описание алгоритма мутации, использованного в алгоритме 1+1 и генетическом алгоритме.

Алгоритм мутации особи следующий: на вход алгоритма подается исходная вектор-особь ind, которая будет подвергнута мутации. Затем для каждого элемента ind_i вектора-особи ind выбирается новое значение из нормального распределения с математическим ожиданием ind_i и среднеквадратичным отклонением, равным

$$\frac{upper_bound_i - lower_bound_i}{6\sqrt{len(ind)}}$$

Тут $upper_bound_i$ и $lower_bound_i$ — верхняя и нижняя граница возможного значения i-го элемента особи $ind, \, popsize$ — размер популяции, len(ind) — длина вектора-особи.

Затем полученное значение элемента ограничивается сверху и снизу величинами $upper_bound_i$ и $lower_bound_i$. То есть, если значение ind_i выше, чем $upper_bound_i$, то оно становится равным $upper_bound_i$. Аналогично для $lower_bound_i$. Псевдокод данной операции приведен в листинге 1.

1.5.2. 1+1

Теперь приведем описание алгоритма 1+1. Он состоит из следующих шагов:

1. Сначала генерируется случайный вектор *x*, который принадлежит области определения заданной фитнес-функции *f*(*x*). Данный вектор называется особью по аналогии с биологической эволюцией. Листинг 1 – Псевдокод алгоритма мутации.
 N(mean, stddev)— равномерное распределение с матожиданием
 meanи среднеквадратичным отклонением stddev

- 1: **function** mutate(*ind*)
- 2: for i := 1 to len(ind) do
- 3: $t \leftarrow N(ind[i], (upper_bound[i]-lower_bound[i]) \div (6 \cdot sqrt(len(ind)))$
- 4: $t \leftarrow \max(t, lower_bound[i])$
- 5: $t \leftarrow \min(t, upper_bound[i])$
- 6: $ind[i] \leftarrow t$
- 7: end forreturn *ind*
- 8: end function
 - 2. Затем каждый элемент вектора подвергается операции мутации, описанной выше. Полученный в результате вектор назовем x'.
 - 3. Из двух особей x и x' в качестве главной особи выбирается более жизнеспособная. То есть, если $f(x') \ge f(x)$, то x заменяется на x'. Иначе ничего не происходит.
 - 4. Процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнуто плато. Платом называется неулучшение результата в течение последних 1000 итераций.

По завершении алгоритм перезапускается с другим случайным стартовым числом.

Псевдокод алгоритма 1+1 приведен в листинге 2

Листинг 2 – Псевдокод алгоритма 1+1

```
1: ind \leftarrow берем случайную особь из равномерного распределения
```

```
2: timeOnPlato \leftarrow 0
```

```
3: while timeOnPlato < 1000 do
```

```
4: app \leftarrow \mathsf{mutate}(ind)
```

```
5: if f(app) > f(ind) then
```

```
6: ind \leftarrow app
```

```
7: timeOnPlato \leftarrow 0
```

8: else

```
9: timeOnPlato \leftarrow timeOnPlato + 1
```

```
10: end if
```

```
11: end while
```

1.5.3. Генетический алгоритм

В данной работе также в качестве одного из оптимизирующих алгоритмов был использован эволюционный алгоритм с элитизмом, мутацией, скрещиванием особей. В качестве кроссовера выступает кроссовер, имитирующий двоичный. В качестве алгоритма селекции выступает турнирный отбор с размером группы, равным двум.

Элитизм в данном случае означает, что определенный процент лучших особей каждый раз переходит в следующее поколение без изменений.

Алгоритм мутации использован тот же, что и в описанном в данной секции алгоритме 1+1. Он приведен в листинге 1

Турнирный отбор с размером группы, равным двум, — это алгоритм селекции особей, подлежащих скрещиванию. Из популяции размера *popsize* выбирается *popsize* случайных пар особей. Затем в каждой паре выбирается наилучшая особь. Вероятность особи стать лучшей напрямую зависит от величины приспособленности особи — чем больше приспособленность, тем выше вероятность быть выбраной в качестве лучшей.

Затем среди оставшихся *popsize* особей выбирается необходимое количество лучших особей, подлежащих кроссоверу. Турнирный отбор был выбран, т.к. он показывает хорошие результаты в большом количестве практических задач.

Имитирующий двоичный кроссовер — это алгоритм скрещивания особей, основанный на двоичном одноточечном кроссовере. Идея алгоритма заключается в том, при скрещивании каждый элемент результирующего вектора меняется независимо от других элементов, при этом поддерживается важное условие двоичного одноточечного кроссовера: среднее значение функции приспособленности у родителей равно среднему значению функции приспособленности их потомков. Более формально, для родителей x^1 и x^2 создаются два потомка x^{q1} и x^{q2} , причем

$$\begin{aligned} x_i^{q1} &= \frac{1}{2} [(1-\nu^1) x_i^1 + (1+\nu^1) x_i^2], \\ x_i^{q2} &= \frac{1}{2} [(1+\nu^2) x_i^1 + (1-\nu^2) x_i^2]; \end{aligned}$$

здесь n^j при j = 1, 2 — числа, полученные по формуле

$$\nu^j = \begin{cases} (2u)^{\frac{1}{\beta+1}} & \text{if } u \leq 0.5\\ (\frac{1}{2(1-u)}^{\frac{1}{\beta+1}}), & \text{otherwise} \end{cases}$$

Вещественный параметр β принимает значения от 2 до 5. Чем больше значение, тем с большей вероятностью потомок будет в окрестности своего родителя.

Имитирующий двоичный кроссовер был выбран потому, что он позволяет исключить зависимость от взаимного расположения генов из результирующих векторов-потомков. Таким образом, конкретный способ расположения генов в особи-профиле наноантенны перестает оказывать негативное влияние на результат оптимизации.

Псевдокод генетического алгоритма приведен в листинге 3.

Листинг 3 – Псевдокод генетического алгоритма

```
Require: elitesize + crossoveredsize = popsize
```

```
1: pop \leftarrow popsize случайных особей из равномерного распределения
```

```
2: for gen := 1 to popsize do
```

```
3: elite \leftarrow elitesize лучших особей из pop
```

- 5: crossovered \leftarrow скрещиваем toCrossover[0] и toCrossover[1], toCrossover[2] и toCrossover[3] и т.п.
- 6: $mutated \leftarrow$ мутируем особей, полученных на предыдущем шаге
- 7: $pop \leftarrow elite + mutated$
- 8: end for

1.5.4. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции

Для начала опишем неадаптивный алгоритм дифференциальной эволюции. Идея алгоритма заключается в следующем.

Изначально генерируется определенный набор векторов, называемый поколением. Векторы понимаются как точки n-мерного пространства n, в котором определена целевая функция f(x), которую необходимо минимизировать. На каждой итерации алгоритм генерирует векторы нового поколения, случайным образом комбинируя векторы предыдущего поколения. Количество векторов в каждом поколении одинаково и является одним из параметров метода.

Новое поколение векторов генерируется следующим образом. Для каждого вектора x_i из старого поколения случайным образом выбираются три разных вектора v_1 , v_2 , v_3 среди векторов старого поколения, за исключением самого вектора x_i , и генерируется так называемый мутантный вектор:

$$v=v_1+F\cdot(v_2-v_3),$$

где *F* — один из параметров метода, некоторая положительная вещественная постоянная в интервале [0, 2].

Над мутантным вектором v выполняется операция «кроссовера», заключающаяся в том, что некоторые его координаты заменяются соответствующими координатами исходного вектора x_i (каждая координата заменяется некоторой вероятностью CR, которая также является другим параметром этого метода). Вектор, полученный после скрещивания, называется пробным вектором. Если он окажется лучше, чем вектор x_i (то есть значение целевой функции стало меньше), то в новом поколении вектор x_i заменяется тестовым вектором, в противном случае x_i остается.

Алгоритм адаптивной дифференциальной эволюции работает точно также, за исключением того, что константа F и вероятность мутации CR каждого отдельного гена являются адаптивными параметрами, индивидуальными для каждой особи-вектора и меняются от итерации к итерации.

Правила изменения следующие: сначала после этапов мутации и кроссовера в рамках той же итерации алгоритма, каждой особи-вектору сопоставляются такие параметры F и CR, которые были у предка данной особи до кроссовера. Затем эти параметры уточняются по следующему правилу: если значение фитнес-функции для данной особи хуже чем среднее по поколению, то меняем значения параметров F и CR на случайные от 0 до 1. Иначе не меняем.

Более формально,

$$\begin{split} F_{child} &= \begin{cases} F_{child} & \text{if } f(x_{child}) < f_{avg} \\ Rand(0.1, 1.0), & \text{otherwise} \end{cases} \\ CR_{child} &= \begin{cases} CR_{child} & \text{if } f(x_{child}) < f_{avg} \\ Rand(0.0, 1.0), & \text{otherwise} \end{cases} \end{split}$$

где f(x) — фитнес-функция, f_{avg} — среднее значение фитнес-функции в поколении и Rand(m,n) — случайное вещественное число от m до n включительно.

Адаптированные таким образом параметры на практике приводят к лучшим результатам, чем дает алгоритм неадаптивной дифференциальной эволюции.

1.5.5. JADE

Данный алгоритм также относится к семейству адаптивных дифференциальных алгоритмов. Основное отличие в том, что алгоритм JADE использует понятие "архива" для увеличения разнообразия популяции и придания популяции направленности в сторону оптимума. Последнее следует понимать так: вероятность того, что вектор $v = x_i - x_j$, составленный из двух случайных векторов-особей x_i и x_j популяции, направлен в сторону оптимума, выше, чем в случае с неадаптивным алгоритмом дифференциальной эволюции. Это свойство активно используется в мутации особей для улучшения сходимости алгоритма.

Операция мутации отлична от неадаптивного алгоритма дифференциальной эволюции и выглядит следующим образом:

$$v_i = x_i + F_i \cdot (x_{best}^p - x_i) + F_i \cdot (x_{r1} - x_{r2}),$$

здесь x_i — старое значение родительского вектора, а v_i — новое. x_{best}^p это случайный вектор из p% лучших особей-векторов из популяции. Параметр F_i служит той же цели что и в классическом алгоритме дифференциальной эволюции, и также индивидуален для каждой особи, как в классическом адаптивном алгоритме дифференциальной эволюции. Вектора-особи x_{r1} и x_{r2} выбираются из множеств Р и Р \cup А соответственно (Р — это множество особей популяции, а А — множество векторов-особей, находящихся в архиве; про него — ниже).

Операция кроссовера аналогична операции кроссовера в классических адаптивном и неадаптивном алгоритмах.

Если родительская особь после мутации и кроссовера имеет бо́льшее (в случае с задачей минимизации, а в случае с задачей максимизации — меньшее) значение функции приспособленности, вместо новой полученной особи в следующее поколение попадает сам родитель. Иначе в следующее поколение попадает новая полученная особь, а ее родитель добавляется в "архив" А.

Архив в данном случае это просто множество векторов, количество которых ограничено сверху некоторой константой. При попытке добавить новый

вектор в архив, который уже имеет максимальный размер, сначала происходит удаление наиболее давно добавленного вектора, а затем в архив попадает новый вектор.

Идея операции мутации в данном алгоритме заключается в том, что вектор $x_{r1}-x_{r2}$ с большой вероятностью направлен в сторону оптимума, поэтому его добавление (с некоторой константой F_i) к другому вектору из популяции, скорее всего, улучшит ответ. Вектор $x_{r1}-x_{r2}$ с большой вероятностью направлен в сторону оптимума, потому что x_{r2} с большей вероятностью принадлежит к более старому поколению особей, чем x_{r1} , и следовательно, более далек от оптимума. x_{r2} с большей вероятностью принадлежит к более старому поколению особей чем x_{r1} потому что x_{r2} берется из множества $P \cup A$, в то время как x_{r1} из множества P. То есть, x_{r1} выбирается случайным образом из множества, в котором есть вектора-особи из прошлых поколений, а x_{r2} — нет.

Еще одно отличие алгоритма JADE от классического алгоритма дифференциальной эволюции заключается в способе "адаптации" параметров CR и F — вероятности кроссовера и параметра, влияющего на "силу" мутации. В отличие от классического алгоритма дифференциальной эволюции, в JADE эти параметры не сохраняют свою связь с особями из поколения в поколение, а случайным образом выбираются в начале каждой итерации при помощи нормального распределения и распределения Коши. Для каждой особи x_i значения CR_i и F_i подсчитываются следующим образом:

 $CR_i = randn(\mu CR, 0.1)$

$$F_i = randc(\mu F, 0.1)$$

Здесь randn — нормальное распределение, randc — распределение Коши. Величины μCR и μF вычисляются в конце итерации по следующим правилам:

$$\label{eq:main_constraint} \begin{split} \mu CR &= (1-c) \cdot \mu CR + c \cdot mean_A(S_{CR}) \\ \mu F &= (1-c) \cdot \mu F + c \cdot mean_L(S_F) \end{split}$$

Здесь $mean_A$ — обычное арифметическое среднее, $mean_L$ — среднее по Лемеру, S_{CR} — множество значений величины CR всех особей, "взятых" в следующее поколение, S_F — множество значений величины F всех особей, "взя-

тых" в следующее поколение. В начале алгоритма величины μCR и μF полагаются равными 0.5.

1.5.6. CMA-es

Идея алгоритма заключается в следующем. Изначально сгенерируем λ особей при помощи нормального распределения с математическим ожиданием x_0 и среднеквадратичным отклонением σ_0 . Это некоторые заранее заданные поступающие на вход алгоритма величины.

На каждой итерации g алгоритма будем вычислять некоторое приближение ковариационной матрицы g^{+1} особей текущего поколения. Это значение далее будем использовать для генерации особей следующего поколения g + 1.

Такой подход позволяет матрице ковариации также эволюционировать от итерации к итерации, что означает, что степень "разнообразия" будет меняться с течением времени. Если оптимум далеко — значения в матрице ковариации будут расти и разнообразие особей также будет увеличиваться. Если текущее поколение близко к оптимуму, то разнообразие лучших e% особей будет уменьшаться, и, следовательно, попарная ковариация особей также будет стремиться к нулю. Это в свою очередь даст более похожие и близкие к оптимуму особи в следующем поколении.

Величину C^{g+1} будем вычислять следующим образом. Для начала вычислим усредненное значение-вектор μ^{g+1} лучших e% векторов-особей из текущего поколения. Затем вычислим попарную ковариацию генов векторовособей текущего поколения по формуле

$$\sigma_{xy}^{g+1} = \frac{1}{N_{best}} \sum_{i=1}^{N_{best}} (x_i - \mu_x^g) (y_i - \mu_y^g)$$

Здесь x и y — пара генов, для которых вычисляется ковариация, а N_{best} — величина, равная e% от размера популяции. Как видно, данная формула отличается от классической формулы вычисления ковариации в двух вещах:

- 1. Вместо матожидания всех значений *x* и *y* в данном случае используется матожидание *e*% лучших значений.
- 2. Вместо матожидания значений генов поколения *g* + 1 используются значения генов поколения *g*.

Оба этих отличия направлены на увеличение производительности алгоритма и ускорения сходимости.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА И РЕАЛИЗАЦИЯ

В данной главе приводится описание способа представления профиля наноантенны в памяти компьютера, а также описания фитнес-функции и реализации использованных в работе алгоритмов.

2.1. Представление антенны в виде вектора

В данной секции приводится способ представления профиля многослойной диэлектрической сферической наноантенны в виде вектора-особи эволюционного алгоритма.

Профиль наноантенны при фиксированном количестве слоев включает в себя следующие параметры:

— радиус каждого слоя

- диэлектрическая проницаемость материала каждого слоя
- радиус, при котором вклад в направленность (directive gain) антенны достигает наибольшего значения, то есть значения, равного величине КНД
 В виде вектора профиль *k*-слойной антенны представляется следующим

образом:

- сначала идет k чисел, каждое описывает радиус наноантенны
- далее следует k пар чисел, при этом каждая из пар соответствует величине диэлектрической проницаемости материала соответствующего слоя. Диэлектрическая проницаемость — комплексное число, поэтому она описывается парой вещественных чисел. Первое число — действительная часть, второе число — мнимая.
- последнее число вектора величина x, при которой вклад в направленность D(x) достигает наибольшего значения. При этом D(x) равен величине КНД антенны.

Таким образом, в зависимости от количества слоев сферической наноантенны, вектор-особь эволюционного алгоритма имеет $3 \cdot k + 1$ элементов.

2.2. Фитнес-функция

В качестве входных параметров фитнес-функции выступают радиусы и диэлектрическая проницаемость каждого слоя антенны, а также величина x, речь о которой пойдет дальше.

Первая попытка реализовать функцию приспособленности была неуспешной. При этом использовалась библиотека scattnlay [8], которая,

используя теорию Ми, рассчитывает напряженность электрического поля, излучаемого многослойной сферической антенной в конкретной точке пространства. По напряженности электрического поля вычислялся вклад в направленность антенны (directive gain) $D(\theta, \phi, x)$ в точке со сферическими координатами (θ, ϕ, x) .

Затем с использованием библиотеки quadpy [12] вычислялась величина

$$D(x) = \int_{\phi=0}^{\phi=2\pi} \int_{\theta=0}^{\theta=\pi} D(\theta,\phi,x),$$

а сама величина коэффициента направленного действия вычислялась по формуле

$$D = \max_{x} D(x),$$

где *x* выступал отдельным параметром для оптимизации, как упомянуто в первом абзаце.

В большинстве случаев такой подход работал успешно, однако при определенных параметрах профиля многослойной частицы, а именно, когда несколько слоев имели близкие по величине значения радиусов, обнаруживался вычислительный артефакт, вероятно, вызванный вычислительной погрешностью и машинным эпсилоном (рисунок 4).

В связи с этим было решено использовать подход прямого вычисления величины D(x), основанный на симметричности вклада в направленность $D(\theta, \phi, x)$ относительно прямой $\theta = 0$ и $\phi = 0$. Данная работа была проделана совместно с научным сотрудником университета ИТМО Алексеем Щербаковым, по результатам был подготовлен доклад на международной конференции COMCAS 2019 [17].

Вычисленная таким образом функция приспособленности была тщательно протестирована, а некоторые конкретные профили наноантенн были вручную проверены с использованием программного комплекса CST Microwave Studio, программного комплекса для моделирования высокочастотных устройств. Одна такая проверка занимает большое количество ручной и вычислительной работы, поэтому сама программа не может быть использована для оптимизации — только для верификации.

Проверка антенны с использованием CST Microwave Studio позволила верифицировать функцию приспособленности до создания реальной антенны



Рисунок 4 – Дефект, обнаружившийся в функции приспособленности. На рисунке изображены два графика: вклад в направленность двухслойной антенны из материалов m_1 и m_2 и вклад в направленность двухслойной антенны, оба слоя которой сделаны из материала m_1 . Так как материалы m_1 и m_2 в данном случае очень близки по физическим свойствам, графики должны почти или полностью совпадать, что однако не выполняется.

в лаборатории. Проверка заключалась в вычислении значения вклада в направленность при нескольких заранее выбранных радиусах для конкретного профиля двухслойной наноантенны. Как видно на рисунке 5, значения вклада в направленность, полученные моделированием в CST Microwave Studio, совпали с вычисленными значениями при тех же радиусах. На рисунке крестиками изображены радиусы в микрометрах, для которых проводилось моделирование. Кривая соответствует вычисленному вкладу в направленность (соответственно, и функции приспособленности).

2.3. Использованные алгоритмы

Некоторые алгоритмы были полностью написаны "с нуля", некоторые были взяты из библиотек, находящихся в общем доступе. Ниже для каждого алгоритма описан способ его реализации.

2.3.1.1+1

Алгоритм 1+1 был реализован на языке программирования Python [14] с использованием библиотеки DEAP (Distributed Evolutionary Algorithms in



Рисунок 5 – Проверка функции приспособленности в CST Microwave Studio

Python) [3], предназначенной для быстрого и легкого прототипирования алгоритмов, связанных с эволюционными вычислениями.

2.3.2. Генетический алгоритм

Генетический алгоритм также был реализован на языке программирования Python с использованием библиотеки DEAP.

2.3.3. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции

В данной работе была использована реализация алгоритма дифференциальной эволюции, предлагаемая библиотекой для выполнения научных и инженерных расчётов scipy [15].

2.3.4. JADE

В данной работе была использована реализация алгоритма дифференциальной эволюции, предлагаемая библиотекой-коллекцией алгоритмов дифференциальной эволюции PyFDE [2], реализованной на языке Python.

При проведении предварительных экспериментов выяснилось, что наличие архива и его размер не играют существенной роли в качестве и скорости оптимизации результатов для поставленной задачи. Это связано с тем, что архив призван улучшить оптимизации при большом количестве измерений в области определения функции приспособленности, что для функции приспособленности, рассматриваемой в данной работе, неверно.

Поэтому в дальнейшем при проведении экспериментов архив не использовался.

2.3.5. CMA-es

В данной работе были испробованы две реализации алгоритма CMA-es, каждая из которых была реализована создателем алгоритма Николаусом Хансеном или аспирантами, работающими под его руководством.

Первая реализация представлена в виде библиотеки libcmaes [10] на языке C++. Она предоставляет пользователю выбор из большого количества разновидностей алгоритма CMA-es, основными из которых являются CMA-es (классический алгоритм), Active CMA-es, BIPOP-CMA-es и TPA-CMA-es (twopoint adaptation CMA-es). Также на выбор пользователя предоставляются большое количество параметров, таких как вывод отладочной информации и встроенные критерии останова алгоритма, а также выбор начальной точки оптимизации x_0 и величины λ_0 .

Вторая библиотека называется руста-es [13] и предоставляет пользователю те же возможности. Однако данная библиотека реализована на языке Python и не имеет поддержки многопоточного исполнения алгоритма.

На практике обе библиотеки позволяли получить схожие результаты, и так как бибилиотка libcmaes имеет поддержку многопоточного исполнения алгоритма CMA-es, то для дальнейших экспериментов была выбрана именно она.

Active CMA-es — это разновидность алгоритма CMA-es, при которой адаптация матрицы ковариации происходит более быстро за счет измененных правил адаптации. На практике данная разновидность в большинстве случаев показывает лучшие результаты, чем "классический" вариант алгоритма CMA-es.

ВІРОР-СМА-еs представляет из себя разновидность алгоритма СМА-еs с перезапусками в случае выполнения одного из критериев останова, указанных пользователем. Количество перезапусков также указывается пользователем. При этом величина популяции при каждом перезапуске увеличивается в два раза, а начальный вектор x_0 выбирается из выбранного диапазона при

помощи равномерного распределения. Это делается для увеличения вероятности нахождения глобального экстремума в случае "попадания" в локальный экстремум. Однако на задаче оптимизации многослойной сферической диэлектрической наноантенны увеличение размера популяции не показало никаких положительных результатов.

ТРА-СМА-еs — это вариант алгоритма СМА-еs, при котором для вычисления приближенной ковариационной матрицы на очередной итерации алгоритма используются два измерения векторов поколения, а не все как в классическом варианте. Данная оптимизация призвана улучшить работу алгоритма в случае попадания на плато по одному или нескольким измерениям функции приспособленности. Не смотря на то, что в оптимизации многослойной сферической диэлектрической наноантенны алгоритм СМА-еs часто попадал в плато, данная оптимизация на практике не принесла никакой существенной пользы.

В связи с этим в качестве разновидности алгоритма для решения поставленной задачи была выбрана Active CMA-es.

ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТЫ

В данной работе были использованы следующие алгоритмы оптимизации:

- 1+1
- генетический алгоритм
- адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции
- JADE

— CMA-es

Все эксперименты, приведенные в данной главе, включали в себя по 10 запусков каждого алгоритма. Затем среди каждого из этих запусков выбирался медианный результат для сравнения с результатами других алгоритмов.

Все запуски алгоритмов оптимизации производились на двухслойной диэлектрической антенне со следующими ограничениями на параметры антенны:

- Размер каждого слоя от 10 до 120 нм.
- Величина диэлектрической проницаемости материалов, из которых состоят слои, варьируется от 3 + 0i до 10 + 0.4i единиц. Выбранная таким образом величина соответствует диэлектрической проницаемости доступных к использованию материалов (в основном это различные виды кремния).

Алгоритмы 1+1 и СМА-еѕ выполнялись с перезапусками, — то есть в случае останова алгоритма по причине выполнения того или иного критерия останова (например, выхода на плато), выполнялся его перезапуск с начальными точками, равномерно выбранными из определенного заранее заданного промежутка.

Сначала для каждого алгоритма был произведен подбор параметров, затем было произведено сравнение результатов работы алгоритмов друг с другом. В качестве иллюстрации было также проведено сравнение полученных при помощи алгоритмов оптимизации профилей наноантенн с другими известными профилями наноантенн, а также сделан вывод о применимости общепринятого предположения о пропорциональности величины максимальной направленности наноантенны ее радиусу. В данной работе это известное эмпирическое правило было усилено. По итогам работы был получен дизайн наноантенны, достоверность характеристик которой была подтверждена при помощи программы CST Microwave Studio.

3.1. Сравнение с тестовыми функциями

Перед началом проведения экспериментов корректность использования алгоритмов, взятых из библиотек, и реализация собственноручно написанных алгоритмов были проверены на тринадцати тестовых функциях. Сами тестовые функции и результаты работы алгоритмов приведены в приложении Б.

3.2. Подбор параметров

В данной секции описан процесс подбора настраиваемых параметров для каждого алгоритма. При наличии нескольких настраиваемых параметров оптимизация проводилась независимо по каждому из них.

3.2.1.1+1

Алгоритм 1+1 в данной работе запускается с перезапусками — то есть, когда алгоритм достигает условия останова (выход на плато), данный алгоритм снова перезапускается с начальным значением взятым из равномерного распределения.

Максимальную продолжительность нахождения на плато можно считать настраиваемым параметром алгоритма. В рамках подбора параметров были протестированы следующие значения данной величины: 1000, 5000, 10000, 10000, 20000, 30000 и 40000 итераций. Для каждого значения было взято среднее из лучших величин КНД по каждому из десяти запусков алгоритма и сведено в таблицу 1. Как видно из таблицы, наилучшие значения коэффициента направленного действия достигаются при максимальном времени нахождения на плато, равном 20000.

Таблица 1 – Итоговая величина КНД в зависимости от максимального количества итераций на плато

Макс. количество итераций на плато	КНД
1000	7.16
5000	7.89
10000	7.97
20000	9.64
30000	7.85
40000	7.12

3.2.2. Генетический алгоритм

Параметрами для данного алгоритма являются: процентное соотношение величины элиты от размера популяции, размер популяции и величина параметра β имитирующего двоичного кроссовера, использованного в алгоритме.

Процентное соотношение количества особей, входящих в элиту, к размеру популяции выбиралось из следующего списка: 0%, 10%, 20%, 30%. Бо́льшие значения рассматривать нецелесообразно, т.к. при слишком большой величине элитизма алгоритм будет показывать низкую сходимость. График сравнения скорости оптимизации алгоритма в зависимости от величины элитизма можно видеть на рисунке 6. Наилучший результат алгоритм показывает при процентном соотношении элиты, равном 10%.





Размер популяции выбирался из следующего списка: 3k, 5k, 7k, 10k, где k — количество оптимизируемых параметров, что для двухслойной антенны равно 7. График сравнения скорости оптимизации алгоритма в зависимости от размера популяции приведен на рисунке 7. Наилучший результат алгоритм показывает при размере популяции, равном 21, то есть, 3k.

Т.к. параметр β по условию кроссовера, имитирующего двоичный, принимает значения от 2 до 5, то при подборе параметров тестировались следующие значения: 2, 3, 4 и 5. График сравнения скорости оптимизации алгоритма



Рисунок 7 – Подбор размера популяции генетического алгоритма

в зависимости от величины параметра β приведен на рисунке 8. Наилучший результат алгоритм показывает при β равном 4.



Рисунок 8 – Подбор величины параметра β генетического алгоритма

Таким образом, итоговые параметры для генетического алгоритма были подобраны следующие:

- Величина элитизма: 10%
- Размер популяции: 3k
- Величина параметра β : 4

3.2.3. Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции

Адаптивный алгоритм дифференциальной эволюции не имеет настраиваемых параметров.

3.2.4. JADE

Единственным настраиваемым параметром для данного алгоритма является размер популяции. Значения данной величины выбирались из списка 3k, 5k, 7k и 10k, где k — количество оптимизируемых параметров, что для двухслойной антенны равно 7.

График сравнения скорости оптимизации алгоритма в зависимости от величины популяции приведен на рисунке 9. Наилучший результат алгоритм показывает при размере популяции, равном 21, то есть, 3*k*.



Рисунок 9 – Подбор величины популяции алгоритма JADE

3.2.5. CMA-es

Данный алгоритм также не имеет настраиваемых параметров.

3.3. Итоговые результаты

На рисунке 10 можно видеть результаты сравнение скорости сходимости алгоритмов на задаче оптимизации двухслойной диэлектрической сферической наноантенны. Ось абсцисс соответствует количеству вычислений функции приспособленности; ось ординат соответствует величине коэффициента направленного действия наиболее оптимальной антенны, полученной на данном шаге.

Каждый алгоритм запускался 10 раз. Запуск, соответствущий медианному полученному значению, представлен на графике для каждого алгоритма. Отклонение результатов от медианного значения представлено в таблице 2. Теперь более формально обозначим что значит "медианное полученное значение" и "отклонение результатов от медианного значения".



Рисунок 10 – Сравнение скорости сходимости алгоритмов на задаче оптимизации двухслойной сферической диэлектрической наноантенны

Обозначим за r_i коэффициент направленного действия наиболее оптимальной антенны, полученной алгоритмом на *i*-ом запуске. Отсортируем все r_i . Полученные в результате сортировки значения обозначим за r'_i . Шестое в этом списке значение r'_6 будет соответствовать среднему (медианному) запуску, который и представлен на рисунке 10.

В таблице 2 для каждого алгоритма представлены величины $r'_6 - r'_1$ и $r'_{10} - r'_6$, характеризующие отклонение результатов от среднего значения. Таблица 2 – Погрешности алгоритмов и медианное значение результата

Алгоритм	r_6	$r'_{6} - r'_{1}$	$r'_{10} - r'_{6}$
1+1	9.32	0.31	1.43
genetic	11.61	0.96	1.61
DE	10.6	1.03	2.25
JADE	12.99	1.55	0.67
СМА	9.94	0.42	3.36

Результаты сравнения алгоритмов на задаче оптимизации двухслойной диэлектрической сферической наноантенны по итогам всех запусков представлены на рисунке 11. Этот рисунок включает в себя визуализацию погрешности каждого алгоритма в виде диаграммы размаха (box plot, ящик с усами). Как видно из результатов, наилучшим образом себя показал алгоритм JADE. Медианный и максимальный результаты, а также нижний и верхний квантили, полученные этим алгоритмом, превосходят результаты других алгоритмов. Скорость сходимости алгоритма JADE также визуально оказывается лучше, чем у других алгоритмов.



Рисунок 11 – Диаграмма размаха результатов алгоритмов на задаче оптимизации двухслойной антенны

Сравнение результатов алгоритмов для трех- и пятислойных антенн также можно видеть на рисунке 12. В данном случае алгоритм JADE также показывает наилучшие результаты.

3.4. Сравнение с известными профилями наноантенн и заключение о применимости общепринятого эмпирического правила

В данной секции приведено сравнение результатов, полученных при помощи эволюционных алгоритмов оптимизации, с другими известными профилями антенн, а также сделано заключение о применимости общепринятого эмпирического правила $D \sim (kR)^2$ к диэлектрическим антеннам, имеющих размер порядка 10^{-9} метра.



Рисунок 12 – Диаграмма размаха результатов алгоритмов на задачах оптимизации трех- и пятислойной антенн

3.4.1. Сравнение с известными профилями наноантенн

Для сравнения с другими известными наноантеннами был применен алгоритм JADE для оптимизации антенн, имеющих примерно то же отношение размера к длине волны, что и другие антенны, использованные в сравнении. Максимальное значение радиуса последнего слоя наноантенны выбиралось равным значению радиуса антенны, с которой происходило сравнение (при той же длине волны). То же время минимальное значение радиуса внешнего слоя ограничивалось 80% от радиуса антенны, с которой происходило сравнение. Такой подход позволил качественно сравнить характеристики двух антенн (полученной при помощи алгоритма оптимизации и оригинальной антенны).

Алгоритм JADE был выбран потому что он показал наилучшие результаты применительно к задаче поиска оптимального профиля сферической диэлектрической наноантенны по результатам проведенных экспериментов.

В качестве антенн, использованных для сравнения, были выбраны сверхнаправленные антенны, полученные в статьях Рыбина [4] (3.5) и Краснока [16] (9.81), а также антенны из следующего списка:

- Huygen source. КНД= 3.0
- Electrically small Yagi. КНД= 3.8
- Eleven antenna. KHД = 13.06
- Short backfire. KHД = 31.62

Выбор конкретно этих антенн обусловлен тем, что они также были использованы в статье Килдала [7] в сравнительных целях.

Результаты сравнения антенн, которые позволяет получить описанный в данной работе метод, с известными антеннами, можно видеть в таблице 3. Как

видно, при схожих соотношениях размера антенны к длине падающей волны (величина kR), полученные алгоритмом JADE наноантенны имеют в несколько раз большее значение КНД, чем их аналоги.

Название исход-	kR ис-	kR cre-	КНД ис-	КНД
ной антенны	ходной	нериро-	ходной	сгенери-
	антенны	ванной	антенны	рованной
		антенны		антенны
Huygen source	0.22	0.22	3.00	14.29±0.15
Electrically	0.74	0.71	3.80	16.23±2.77
small Yagi				
Eleven antenna	3.17	3.17	13.06	31.20±9.81
Short backfire	7.01	6.31	31.62	62.98±24.23
Rybin et al. 2013	0.75	0.60	3.50	15.77±3.47
Krasnok et al.	1.24	1.24	9.81	18.72±3.10
2014				

Таблица 3 – Сравнение генерируемых антенн с существующими

3.4.2. Заключение о применимости общепринятого эмпирического правила

На рисунке 13 можно видеть различные профили наноантенн, полученные алгоритмом JADE, а также две кривые — эвристические оценки на максимальное значение КНД, данные Харрингтоном и Килдалом. Обе оценки соответствуют правилу $D \sim (kR)^2$. Для большей выразительности, на графике также представлены наноантенны, использованные для сравнения в предыдущей подсекции.



Рисунок 13 – Сравнение с известными профилями наноантенн и заключение о применимости общепринятого эмпирического правила

Как видно, полученные при помощи оптимизации антенны показывают ют более высокое значение КНД, чем предсказывается формулами Килдала и Харрингтона. Отчасти это объясняется тем, что данные оценки были даны для "классических" антенн из электропроводящего материала, в то время как сгенерированные антенны — диэлектрические. Также это объясняется тем, что "классические" антенны не задействуют эффект сверхнаправленности, в отличие от антенн, сгенерированных методом, описанным в данной работе.

Выводы по главе 3

В данной главе был описан весь процесс разработки метода оптимизации профиля многослойной сферической диэлектрической наноантенны, а также были приведены результаты этой оптимизации.

В первую очередь была разработана фитнес-функция, которая по параметрам наноантенны, а именно: радиусу каждого слоя и материалам, из которых они состоят, позволяет получить величину коэффициента направленного действия такой антенны.

Затем был произведен подбор параметров эволюционных алгоритмов, использованных в работе, а также проведено сравнение их скорости сходимо-

сти. По результатам всех экспериментов алгоритм JADE показал наилучшие результаты на поставленной задаче.

Для разного количества слоев были получены конкретные дизайны наноантенн, а величина их КНД была проверена при помощи программного комплекса CST Microwave Studio — программного комплекса для моделирования высокочастотных устройств.

Для соотношений длины волны к радиусу антенны, соответствующих другим известным наноантеннам (разработанным с целью максимизации КНД), был произведен поиск оптимального профиля наноантенны. По результатам оптимизации, найденные алгоритмом JADE профили наноантенн превосходят по величине КНД другие известные наноантенны, с которыми было проведено сравнение.

В конце главы было сделано заключение о применимости общепринятого в радиофизике правила $D \sim (kR)^2$, ограничивающего максимальную возможную величину КНД, и сделан вывод о неприменимости данного правила к сферическим симметричным диэлектрическим наноантеннам.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе описывается метод поиска сферических диэлектрических наноантенн, имеющих высокий показатель коэффициента направленного действия. Метод включает в себя:

— физическую модель сферической диэлектрической наноантенны

- способ представления профиля наноантенны в памяти компьютера
- рекомендации по применению эволюционных алгоритмов

Физическая модель подразумевает функцию приспособленности, способную по параметрам антенны предсказывать коэффициент направленного действия такой антенны. Вычисление такой функции опирается на теорию Ми.

Способ представления параметров антенны в памяти компьютера означает описание представления параметров антенны в виде вектора вещественных чисел. Такое представление позволяет эффективно использовать алгоритмы оптимизации, а также различные эволюционные методы мутации и скрещивания.

В качестве рекомендации по применению эволюционных алгоритмов выступает сравнение графическое и численное выбранных эволюционных алгоритмов друг с другом: сравнение итоговых результатов, погрешности и скорости сходимости алгоритмов.

В процессе разработки метода была проделана следующая работа:

- была изучена предметная область
- был проведен детальный обзор существующих аналогов и сделано заключение о применимости того или иного решения к задаче поиска высоконаправленных антенн
- обоснован выбор класса эволюционных алгоритмов, произведен отбор эволюционных алгоритмов, а также настройка их параметров
- разработана физическая модель сферической диэлектрической антенны
- разработан способ представления параметров антенны в памяти компьютера
- проведено сравнение эволюционных алгоритмов, по результатам которого был выбран алгоритм, наиболее подходящий для решения поставленной задачи

- проведено сравнение антенн, генерируемых при помощи разработанного метода, с другими известными антеннами, задействующими и не задействующими эффект сверхнаправленности
- был сделан вывод о неприменимости известной оценки максимума КНД к диэлектрическим наноантеннам, задействующим эффект сверхнаправленности
- были получены конкретные профили наноантенн, которые были проверены при помощи программного пакета CST Microwave Studio

Метод оптимизации сферических диэлектрических наноантенн был внедрен в деятельность физико-технического факультета Университета ИТ-MO, акт о внедрении приведен в приложении А.

Перспективы

Высоконаправленные антенны не заменят все существующие в мире антенны, т.к. не везде нужна высокая направленность: где-то важен конкретный вид диаграммы направленности, а где-то основной критерий антенны — высокая энергоэффективность.

Однако в определенных сферах высоконаправленные антенны востребованы. И сверхнаправленные антенны, будучи наиболее эффективным вариантом высоконаправленных, приводят к особенно полезным результатам в таких сферах.

От наноантенн к обычным антеннам

В данной работе описан метод поиска наноантенн, имеющих высокую направленность. Можно было бы подумать что разработка именно такого метода ограничивает область применения получаемых профилей антенн нанодиапазоном, однако на самом деле дизайны полученных наноантенн до некоторой степени можно экстраполировать на гораздо большие размеры антенн, сохраняя при этом ту же величину КНД, те же характеристики антенны при том же соотношении радиуса антенны к длине падающей волны.

Единственное ограничение заключается в том, что при кратном увеличении размеров антенны, для сохранения тех же характеристик необходимо будет использовать другие диэлектрические материалы, из которых состоят слои антенны. В данной работе при проведении экспериментов использовалась диэлектрическая проницаемость материалов, близкая к некоторым видам кремния. При кратном же увеличении размеров антенны необходимые материалы могут либо не существовать, либо быть слишком дорогими для массового производства антенны. Расчет же конкретных параметров материалов, необходимых для сохранения параметров антенны после ее кратного увеличения, выходит за рамки данной работы.

Лидары

Лидар — это устройство, позволяющее получать информацию об окружающих объектах при помощи различных оптических систем. Информация при этом включает в себя расстояние до объектов, их размеры, форму и т.д. Почти все существующие лидары задействуют механическое вращение элементов устройства. Те же лидары, которые не используют вращающиеся части, либо слишком дороги, либо слишком неэффективны.

Окружив сферическую симметричную антенну диполями (расположенными в радиальной плоскости) и запитывая их по одному, можно мгновенно менять направленность такой антенны в нужном направлении (в направлении, противоположном диполю). Если сферическая симметричная антенна при этом является сверхнаправленной, то полученное устройство можно использовать в качестве высокоэффективного лидара. При этом такое устройство не будет иметь подвижных частей, а следовательно, будет иметь гораздо больший срок использования, чем существующие лидары. Также описанный способ изменения направленности позволит получить предположительно бо́льшую скорость сканирования без дополнительных затрат.

Спроектированный подобным образом лидар может иметь небольшой вес и размер, что увеличивает потенциальную область его применения. Небольшой и легкий лидар можно использовать на дронах-квадракоптерах, где важен вес и аэродинамика устройства.

Либо же такой лидар можно использовать в самоуправляемых автомобилях, позволяя производителям не жертвовать эстетичностью ради безопасности — небольшой лидар можно сделать малозаметным или даже скрыть во внешних элементах корпуса автомобиля. Увеличенная частота работы устройства также способствует безопасности, которая является ключевым фактором в самоуправляемых автомобилях.

Умный дом и зашумленный радиоэфир

Еще одной областью применения подобной конструкции (использующей запитывание сферической антенны диполями) может служить умный дом. В наше время в каждой квартире и в каждом кафе есть Wi-Fi роутер. В урбанизированных странах радиоволновый эфир зашумлен, и каждое новое устройство усугубляет ситуацию, увеличивая среднее время отклика и ухудшая общее качество связи.

Устройства умного дома подразумевают объединение всех устройств, находящихся в одном помещении, в одну сеть. Как правило, Wi-Fi сеть. Таким образом, каждое новое устройство еще больше нагружает радиоволновый эфир.

В качестве решения данной проблемы можно использовать подход, похожий на описанный в предыдущей секции. Теоретически, можно построить устройство, которое будет запоминать относительное положение других устройств умного дома и менять направленность свой антенны в направлении того или иного устройства при помощи запитывания диполей. Таким образом связывается можно уменьшить количество широковещательных сообщений и снизить общую нагрузку на радиоволновый эфир.

Оптический чип

Один из законов Мура гласит, что производительность процессоров удваивается каждые 18 месяцев из-за сочетания роста количества транзисторов и увеличения тактовых частот процессоров. Это утверждение подтверждалось на практике в течение десятков лет, однако в последние годы рост частоты процессоров существенно замедлился. Следовательно, замедлился и рост производительности процессоров.

Замедление роста объясняется тем, что производители компьютерных чипов и процессоров постепенно подходят к физическому пределу частоты, обусловленному физической природой электронов, являющихся основным носителем информации в современных компьютерных устройствах.

Оптический компьютер — гипотетическое устройство, информация в котором передается не при помощи электронов, а при помощи фотонов. Физический предел частоты процессора, основанного на передаче информации при помощи фотонов, примерно на 5 — 6 порядков выше, чем у процессоров, передающих информацию при помощи электроном.

Сверхнаправленная наноантенна в данном случае может быть использована в качестве элемента оптического чипа или процессора. Сверхвысокая направленность антенны позволит передавать или принимать оптическую информацию в пределах чипа. При этом, высокий показатель КНД позволит использовать даже меньшую мощность при передаче информации, чем в электрических и электронных системах.

Заключение

Описанный в данной работе метод поиска высоконаправленных сферических диэлектрических наноантенн позволяет получать дизайны антенн, имеющих гораздо более высокую величину КНД, чем у существующих антенн при том же соотношении длины падающей волны к радиусу антенны.

Разработка метода включала разработку физической модели антенны, способа представления антенны в памяти компьютера и выбор эволюционного алгоритма оптимизации. При выборе алгоритма было проведено большое количество экспериментов и сравнений с другими алгоритмами. По итогам было проведено сравнение генерируемых антенн с другими известными антеннами, где разработанный метод показал хорошие результаты.

Разработанный метод имеет большие перспективы применения и, следовательно, большую практическую значимость. Области применения включают, но не ограничиваются робототехникой, радиоэлектроникой и компьютеростроением.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- Automated Antenna Design with Evolutionary Algorithms / G. S. Hornby, A. Globus, D. S. Linden, J. D. Lohn // Collection of Technical Papers Space 2006 Conference ER. — American Institute of Aeronautics, Astronautics, 09/2006.
- 2 Differential evolution algorithms library [Электронный ресурс]. URL: https://pypi.org/project/PyFDE/ (дата обращения: 26.5.2020).
- 3 Distributed Evolutionary Algorithms in Python [Электронный ресурс]. URL: https://github.com/deap (дата обращения: 26.5.2020).
- 4 Fano resonances in antennas: General control over radiation patterns / M. V. Rybin, P. V. Kapitanova, D. S. Filonov, A. P. Slobozhanyuk, P. A. Belov, Y. S. Kivshar, M. F. Limonov // PHYSICAL REVIEW B. 2013. Nov. Vol. 88, no. 20. American Physical Society.
- 5 Hansen N., Ostermeier A. Completely Derandomized Self-Adaptation in Evolution Strategies // Evolutionary Computation. — 2001. — Sept. — P. 159–195.
- 6 *Harrington R. F.* On gain and beamwidth of directional antennas // IRE Transactions on Antennas and Propagation. 1958. July. P. 219–225.
- 7 Kildal P.-S., Best S. R. Further Investigations of Fundamental Directivity Limitations of Small Antennas With and Without Ground Planes // Antennas and Propagation Society International Symposium. — IEEE, 07/2008.
- 8 Library for near- and far-field Mie scattering by a multilayered sphere [Электронный pecypc]. — URL: https://github.com/ovidiopr/ scattnlay(дата обращения: 26.5.2020).
- *Lohn J. d., Hornby G. S., Linden D. S.* Human-competitive evolved antennas // Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing. 2008. Aug. Vol. 22, no. 3. P. 235–247.
- 10 Multithreaded C++11 CMA-es library [Электронный ресурс]. URL: https://github.com/beniz/libcmaes(дата обращения: 26.5.2020).
- *Noman N., Bollegala D., Iba H.* An Adaptive Differential Evolution Algorithm
 // Evolutionary Computation (CEC). 2011. July.

- 12 Numerical integration (quadrature, cubature) in Python [Электронный реcypc]. — URL: https://github.com/nschloe/quadpy (дата обращения: 26.5.2020).
- 13 Python implementation of CMA-ES [Электронный ресурс]. URL: https://github.com/CMA-ES/руста (дата обращения: 26.5.2020).
- 14 Python language [Электронный ресурс]. URL: https://www. python.org/(дата обращения: 26.5.2020).
- 15 Scipy library main repository [Электронный ресурс]. URL: https:// github.com/scipy/scipy (дата обращения: 26.5.2020).
- Superdirective dielectric nanoantennas / K. A., S. C., B. P., K. Y. // Nanoscale.
 2014. June. P. 7354–7361.
- Superdirective dielectric spherical multilayer antennae / I. Sushencev, A. Shcherbakov, K. Ladutenko, P. Belov // International Conference on Microwaves, Antennas, Communications and Electronic Systems (COMCAS).
 IEEE, 01/2019.
- 18 Zhang J., Sanderson A. C. JADE: Adaptive Differential Evolution with Optional External Archive // TRANSACTIONS ON EVOLUTIONARY COM-PUTATION. — 2009. — Oct. — Vol. 13, no. 5.

ПРИЛОЖЕНИЕ А. АКТ О ВНЕДРЕНИИ

Утверждаю

Декан физико-технического факультета Университета ИТМО

Белов П.А.

«30» апреля 2020 г.

АКТ О ВНЕДРЕНИИ

результатов дипломной работы Сушенцева Игоря Михайловича, студента 2-го магистратуры Университета ИТМО на тему «Поиск оптимального профиля многослойной диэлектрической антенны с использованием эволюционных алгоритмов»

Материалы дипломной работы Сушенцева И.М. внедрены в деятельность физикотехнического факультета Университета ИТМО.

В дипломной работе подробно проанализированы различные методы оптимизации сферических диэлектрических антенн. Также были получены конкретные профили наноантенн для различного количества слоев.

Предложенные Сушенцевым И.И. методы оптимизации сферических диэлектрических антенн представляют практическую ценность для физико-технического факультета Университета ИТМО.

Декан физико-технического факультета

Университета ИТМО



Белов П.А.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ПРОВЕРКА КОРРЕКТНОСТИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ НА ТЕСТОВЫХ ФУНКЦИЯХ

Тестовые функции
$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{D} x_i + \prod_{i=1}^{D} x_i $
$f_3(x) = \sum_{i=1}^{D} (\sum_{j=1}^{i} x_j)^2$
$f_4(x) = \max_i \{ x_i \})$
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$
$f_6(x) = \sum_{i=1}^{D} \lfloor 100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2$
$f_7(x) = \sum_{i=1}^{D} ix_i^4 + rand[0, 1)$
$f_8(x) = \sum_{i=1}^{D} -x_i \sin \sqrt{ x_i } + D \cdot 418.98288727243369$
$f_9(x) = \sum_{i=1}^{D} [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$
$f_{10}(x) = -20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^{D} x_i^2})$
$f_{11}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^{D} x_i^2 - \prod_{i=1}^{D} \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$
$f_{12}(x) = \frac{\pi}{D} \{ 10 \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2 [1 + 10 \sin^2(\pi y_{i+1})]$
$+ (y_D - 1)^2 \} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4),$
$\begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0$
$ \int d\mathbf{x} y_i = 1 + \frac{1}{4} (x_i + 1) \operatorname{Mu}(x_i, a, \kappa, m) = \begin{cases} 0 & -a \le x_i \le a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases} $
$f_{13}(x) = 0.1\{\sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})]$
$+ (x_D - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_D)] \} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 5, 100, 4)$

Сравнение проводилось для 30-мерной и 100-мерной областей определения оптимизируемой функции. Результаты работы приведены на рисунке Б.1.

Как видно из графиков, в большинстве случаев СМА-еs показывает наилучшие результаты. Однако в некоторых случаях, как, например, в случае функций номер f_7 и f_8 для 30-мерной области и функций f_7 , f_8 и f_{10} для 100-мерной, JADE показывает лучшие результаты. Это объясняется тем, что, несмотря на то, что СМА-еs как правило имеет наилучшую сходимость по сравнению с другими использованными алгоритмами, этот алгоритм крайне чувствителен к выбору начальной точки. Большое количество перезапусков



Рисунок Б.1 – Сравнение алгоритмов на тринадцати тестовых функциях. Первые две колонны соответствуют тридцатимерным областей определения, а вторые две — стамерным.

из случайных стартовых точек частично решает эту проблему, однако требует гораздо большего количества ресурсов, чем необходимо например алгоритму JADE для получения того же результата.

51