

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

имени М.В. ЛОМОНОСОВА

ФИЗИЧЕСКИЙ ФАКУЛЬТЕТ

На правах рукописи

Щеголев Андрей Евгеньевич

**Разработка элементной базы для сверхпроводниковых искусственных
нейронных сетей на основе макроскопических квантовых эффектов**

01.04.15 – физика и технология наноструктур, атомная и молекулярная физика

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени

кандидата физико-математических наук

Научный руководитель:

доктор технических наук, доцент

Кленов Николай Викторович

Содержание

Обозначения и сокращения.....	5
ВВЕДЕНИЕ.....	7
Актуальность и степень разработанности темы исследования.....	7
Цели и задачи исследования.....	8
Объект и предмет исследования.....	9
Научная новизна.....	9
Теоретическая и практическая значимость.....	10
Методология диссертационного исследования.....	11
Личный вклад автора.....	12
Публикации.....	12
Положения, выносимые на защиту.....	13
Соответствие положений выбранной специальности.....	13
Степень достоверности и апробация результатов.....	14
Объём и структура диссертации.....	15
Глава 1. Анализ предметной области. Постановка задачи.....	16
§1 Нейронные сети.....	16
§2 Типы искусственных нейронных сетей.....	18
§3 Базовая структура ИНС.....	19
§4 Функция активации нейрона.....	20
§5 Обучение искусственной нейронной сети.....	23
§6 Полупроводниковая CMOS реализация ИНС.....	25
А. Цифровая схемотехника.....	25
Б. Аналоговая схемотехника.....	26
§7 Альтернативный подход к созданию ИНС.....	27
§8 Нейроморфные чипы от IBM и Qualcomm.....	29
§9 Нейросетевая машина AlphaZero против суперкомпьютера Stockfish.....	32
§10 Сверхпроводниковые решения для реализации ИНС.....	34
§11 Квантовые нейронные сети.....	41
§12 Кубит – элемент квантовых вычислительных систем.....	44
§13 Квантовые компьютеры D-Wave, Q System One и Sycamore.....	47
Выводы к Главе 1.....	52

Глава 2. Сверхпроводниковый нейрон	53
§1 Сигма-нейрон (S-neuron).....	55
§2 Экспериментальная реализация Сигма-нейрона	64
§3 Гаусс-нейрон (G-neuron)	66
§4 Экспериментальная реализация G-нейрона	71
§5 Влияние технологического разброса характеристик джозефсоновских контактов в ячейках на основе Гаусс-нейрона на его функционирование	73
§6 Нейрон на основе одного потокового кубита	75
Выводы к Главе 2	81
Глава 3. Сверхпроводниковый синапс	83
§1 Джозефсоновская реализация синапса	83
§2 Индуктивная реализация синапса	87
Выводы к Главе 3	93
Глава 4. Сверхпроводниковые нейронные сети.....	95
§1 Обучающая ячейка Learning cell	95
§2 Моделирование работы сверхпроводниковой нейронной сети	105
§3 Фильтрующий элемент Rectifier Linear Unit (ReLU).....	107
Выводы к Главе 4.....	120
Глава 5. Гибридные опто-сверхпроводниковые нейронные сети.....	122
§1 Опто-сверхпроводниковый интерфейс.....	123
А. Детектор одиночных фотонов	123
Б. Nanoscyotron (nTron).....	127
§2 Совершенствование оптических линий передачи данных в сверхпроводниковых устройствах и опто-сверхпроводниковых интерфейсов	128
§3 Модель и методы. Опто-механическая аналогия	130
§4 Повышение эффективности работы болометрического детектора	131
§5 Управление электромагнитными пакетами в волноводных структурах для передачи и обмена информацией между квантовыми битами в гибридных опто-сверхпроводниковых структурах	137
А. Когерентное состояние пучка	138
Б. Пространственно сжатое вакуумное состояние пучка	141
§6 Моделирование динамики когерентных и пространственно сжатых состояний пучка	142
А. Возбуждение пространственных поперечных когерентных состояний пучка...	143
Б. Возбуждение пространственно сжатых вакуумных состояний пучка	144

В. Процесс декогеренции в пространственной поперечной структуре пучка	146
§7 Обсуждение результатов Главы 5	150
Выводы к Главе 5	154
Закключение	155
Благодарности.....	159
Список публикаций автора по теме диссертации.....	160
Публикации в изданиях, индексируемых поисковыми системами Web of Science и/или Scopus.....	160
Статьи в сборниках трудов конференций	161
Учебники и учебно-методические пособия	161
Результаты интеллектуальной деятельности	162
Список литературы	162

Обозначения и сокращения

e	$= 4.8 \cdot 10^{-9}$ ед. СГСЭ – заряд электрона
m	$= 9.1 \cdot 10^{-28}$ г – масса электрона
$\hbar$	$= 1.05 \cdot 10^{-27}$ эрг с – постоянная Планка
k_B	$= 1.38 \cdot 10^{-16}$ эрг/К – постоянная Больцмана
$\varphi = \chi_1 - \chi_2$	разность фаз на берегах джозефсоновского контакта
I_C, I_0	критический ток джозефсоновского контакта
R_N	нормальное сопротивление джозефсоновского контакта
$V_C = I_C R_N$	характерное напряжение джозефсоновского контакта
Φ_0	квант магнитного потока
CMOS	complementary metal-oxide-conductor
CPU	central processing unit
GPU	graphic processing unit
JJ	Josephson junction
MJJ	magnetic josephson junction
RBF	радиально-базисная функция передачи
ReLU	фильтрующий элемент свёрточной нейронной сети – <i>rectifier linear unit</i>
RPROP	модифицированный метод обратного распространения (ошибки)
RSJ	resistive shunted junction (model) – теоретическая модель описания джозефсоновских контактов
SD	standard deviation
SNSPD	сверхпроводниковый детектор одиночных фотонов на нанопроволочке
АЦП	аналого-цифровой преобразователь
БОК	быстрая одноквантовая логика
ВАХ	вольт-амперная характеристика
ИК	инфракрасный (диапазон)
ИНС	искусственная нейронная сеть

К(И)НС	квантовая (искусственная) нейронная сеть
КГИ	коэффициент гармонических искажений
КОИ	квантовая обработка информации
КТ	квантовая точка
МОР	метод обратного распространения (ошибки) – алгоритм обучения ИНС
РБФ-сеть	разновидность нейронной сети на радиально-базисных функциях
СНС	сверхпроводниковая нейронная сеть
ЦАП	цифро-аналоговый преобразователь

При описании схем, содержащих в себе джозефсоновские контакты, применяется резистивная модель. В рамках данной модели удобно работать с использованием нормированных величин. Ниже приведена таблица, ставящая в соответствие размерной величине – величину нормированную.

Наименование величины, ед.	Обозначение размерной величины	Нормированная величина
Магнитный поток, Вб	Φ	$\varphi = \Phi / \Phi_0$
Ток, А	I	$i = I / I_C$
Индуктивность, Гн	L	$l = 2\pi L I_C / \Phi_0$
Время, с	T	$t = 2\pi V_C T / \Phi_0$
Энергия, Дж	E	$\varepsilon = 2\pi E / I_C \Phi_0$
Ёмкость, Ф	C	$\beta = 2\pi R^2 I_C C / \Phi_0$

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность и степень разработанности темы исследования

Одной из наиболее перспективных и активно развивающихся областей современных исследований является разработка и исследование систем искусственного интеллекта, и, как следствие, разработка искусственных нейронных сетей (ИНС) и методов машинного обучения (англ. *Machine Learning*), способных решать все более сложные задачи. За последние годы публикуется и популяризируется огромное число научных исследований по разработке нейронных сетей [1]–[44] и алгоритмов машинного обучения¹. Подобный интерес обусловлен широким спектром применений такой технологии (начиная от «умного дома» и автономных роботов/андроидов и заканчивая пилотируемыми космическими кораблями и исследованиями глубокого космоса) с очевидным практическим результатом.

Широкий интерес к нейронным сетям привел к появлению большого числа методов и подходов к их исследованию (программным, биологическим, химическим, физическим и т.д.). Продолжается поиск оптимальной элементной базы и архитектуры искусственных нейронных сетей, способных эффективно решать актуальные задачи. В данной работе мы исследуем возможности использования макроскопических квантовых эффектов в сверхпроводниках для таких задач, как анализ больших массивов данных, распознавание изображений, решение задачи оптимизации и т.п. Для этого используются джозефсоновские контакты, нелинейные свойства которых позволяют добиться необходимых особенностей функционирования схемы в целом [45]–[50]. Изучаются вопросы объединения в одной комплексной системе устройств сверхпроводниковой электроники и интегральной фотоники.

Выполненные исследования базируются на достижениях ряда научных групп, работающих по всему миру. Так, активно развиваются исследования спайковых (импульсных) нейронных сетей на сверхпроводниках с привлечением быстрой одноквантовой (RSFQ) логики [48]–[51] и сверхпроводниковых нанопроволочек [52]. Спайковые нейронные сети призваны максимально точно повторять работу «живых» биологических нейросетей для исследований принципов и особенностей функционирования мозга (*R. Cheng, P. Crotty, M. Schneider*). Параллельно развивается гибридный подход к созданию ИНС, целью которого является создание сверхпроводниковой нейронной сети, способной функционировать как в квантовом режиме, так и классическом, а также комбинировать возможности различных элементных баз. Данный подход позволит интегрировать вычислительные нейросетевые блоки в состав сложной криогенной системы и эффективно решать наиболее актуальные на сегодняшний день задачи,

¹ <http://data-mining.philippe-fournier-viger.com/too-many-machine-learning-papers/>

затрачивая минимальное количество энергии при высокой производительности. Одной из первых гибридных сетей стала система, совмещающая в себе оптические и сверхпроводниковые элементы, представленная в начале 1990-х годов (*Harold Szu*). Тогда была предложена архитектура нейронной сети в виде решетки из сверхпроводниковых проволочек, на пересечения которых подавалось электромагнитное (оптическое) излучение, тем самым нарушая локально сверхпроводимость и, как следствие, изменяя направления протекающих в решетке токов [6]. В последние годы также активно развиваются оптико-сверхпроводниковые гибридные сети под руководством *J. M. Shainline* и *S. Buckley* [154]–[158]. Реализация нейронов с привлечением нелинейных особенностей сверхпроводниковой технологии в лице джозефсоновских переходов совмещена с оптическими линиями передачи данных, имитирующих синапсы и аксоны. Исследования детекторов одиночных фотонов (*G. Gol'tsman*, *A. Korneev*) [159]–[162] и nTrop [164]–[168] обеспечивают интеграцию этих двух разных технологий в одной общей криогенной системе.

Таким образом, возникает важная **научно-техническая проблема**: отсутствует энергоэффективная элементная база сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей, позволяющая провести интеграцию с полупроводниковыми и оптическими техническими решениями.

Цели и задачи исследования

Целью данной работы является разработка эффективной элементной базы искусственных нейронных сетей, использующей макроскопические квантовые эффекты и позволяющей обеспечивать эффективную интеграцию с полупроводниковыми и оптическими технологиями. Для достижения данной цели необходимо решить следующие задачи:

- 1) Разработать сверхпроводниковые элементы наиболее распространённых ИНС (персептрон, РБФ-сеть, свёрточная сеть). Эффективность данных элементов должна достигаться за счёт компактности, выполнения вычислений за минимальное количество тактов и способности работать в энергоэффективном режиме.
- 2) Разработать методику, позволяющей проводить обучение сверхпроводниковой искусственной нейронной сети аппаратным способом и ориентирующейся на реализацию метода обратного распространения ошибки.
- 3) Найти возможность улучшения характеристик интерфейса между оптической и сверхпроводниковой частями гибридной нейросети и разработать методы управления волновыми пакетами в волноводных линиях передачи данных.

Объект и предмет исследования

Объектом данного исследования являются базовые ячейки сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей на основе макроскопических квантовых эффектов.

Предметом исследования в Главе 2 являются сверхпроводниковые нейроны для ИНС типа персептрон и РБФ-сеть, реализующие сигмоидальную и гауссовую функции активации соответственно.

Предметом исследования в Главе 3 являются сверхпроводниковые синапсы, реализующие линейное преобразование входного сигнала.

Предметом исследования в Главе 4 является реализация сверхпроводниковых нейронных сетей (СНС).

Предметом исследования в Главе 5 является гибридная оптико-сверхпроводниковая нейронная сеть, а интерфейсы между микроволновыми и оптическими волноводами и сверхпроводниковыми вычислительными модулями, а также сами микроволновые линии, используемые для связи между блоками в составе сети.

Научная новизна

1. Впервые предложен комплекс схемотехнических решений для ключевых элементов сверхпроводниковых нейронных сетей (персептрон, свёрточная нейронная сеть и РБФ-сеть) на базе квантрона, позволивший добиться для нейронов вычисления передаточных характеристик за один такт; исследованы статические и динамические характеристики разработанных базовых элементов. Впервые сформулирована и решена задача о минимизации выделения энергии на операцию для базовых ячеек таких ИНС.
2. Для обучения нейронной сети непосредственно на чипе разработано схемотехническое решение сверхпроводниковой структуры, вычисляющей производную активационной функции за один такт. Впервые проведено моделирование работы нейронных сетей, основанных на разработанных сверхпроводниковых структурах. Дана оценка быстродействия и энергоэффективности сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей на базе квантрона.
3. Для соединения элементов искусственных нейронных сетей предложена концепция волноводов с управлением размером и относительным положением переносящего информацию пакета на основе контролируемой пространственной неоднородности показателя преломления.

Теоретическая и практическая значимость

Можно выделить целый ряд полученных результатов, обладающих теоретической значимостью и представляющих интерес для дальнейших исследований в области создания сверхпроводниковых нейронных сетей:

- 1) продемонстрировано, что на базе квантрона возможно создать полноценные базовые элементы искусственных нейронных сетей (персептрон, РБФ-сеть, свёрточная нейронная сеть) – нейрон, синапс, фильтрующий элемент ReLU – с привлечением средств и достижений сверхпроводниковой электроники; разработанные нейроны способны вычислять свои передаточные характеристики за один такт;
- 2) исследованы статические и динамические характеристики сверхпроводниковых нейрона и синапса; проведена оптимизация параметров для корректного функционирования в сетях типа персептрон и РБФ-сеть;
- 3) исследованы статические и динамические характеристики фильтрующего элемента ReLU и получены оптимальные параметры для его корректного функционирования в свёрточных нейронных сетях;
- 4) разработана методика и продемонстрирована возможность реализации обучения нейронной сети (методом обратного распространения ошибки) аппаратным методом;
- 5) проведено моделирование работы нейронных сетей с использованием передаточных характеристик разработанных сверхпроводниковых нейронов;
- 6) разработан метод увеличения эффективности детектирования излучения болометрическим детектором для оперирования в ТГц, ближнем и дальнем ИК диапазонах;
- 7) разработан подход к исследованию и оптимизации «фотонных» каналов передачи данных, а также к управлению распространением данных в волноводах (как для оптического, так и для радиочастотного диапазонов) в составе гибридных нейронных систем.

Практическая значимость полученных результатов обусловлена потребностью в эффективных решениях таких специфических задач, как обработка сверхслабых сигналов (сверхдальняя космическая связь, астрономические исследования), приёма широкополосных сигналов, разработка квантовых компьютеров. Эта значимость подтверждается заключениями (актами, экспертизами заявок на выделение финансирования), полученными в рамках подготовки и выполнения проектов Российского Научного Фонда, Российского Фонда Фундаментальных Исследований, Фонда развития теоретической физики и математики «Базис», а именно:

- «Пост-кремниевая сверхпроводниковая электроника на базе наноразмерных джозефсоновских контактов для систем обработки больших объемов данных» (2020 – 2022);
- «Физические и инженерные основы вычислителей не фон Неймановской архитектуры на базе сверхпроводниковой спинтроники» (2020 – 2023);
- «Разработка новой элементной базы цифровой сверхпроводниковой электроники с магнитными материалами» (2017 – 2019);
- «Разработка физических основ элементной базы современной сверхпроводниковой электроники и спинтроники» (2015 – 2016);
- «Когнитивные комплексы приема, обработки и защиты информации на основе сверхпроводниковой элементной базы нового поколения» (2016 – 2019);
- «Разработка элементной базы для сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей на основе макроскопических квантовых эффектов» (2019 – 2020);
- «Элементы логических устройств на основе сверхпроводящих квантовых интерферометров» (2017 – 2020).

Результаты диссертации использовались при совершенствовании учебного процесса в Московском государственном университете имени М.В. Ломоносова, а также при подготовке выпускных квалификационных работ бакалавров и магистров на Физическом Факультете. Полученные наработки использовались при создании учебных пособий [У1], [У2].

В перспективе разработанные элементы сверхпроводниковых нейронных сетей должны стать основой для технического развития аппаратной реализации СНС на чипе в системах анализа и обработки массивов данных (как классических, так и квантовых). Возможности интеграции с оптическими устройствами позволят внедрить разработанную технологию в состав криогенного интегрального блока обработки информации для решения сложных и многоаспектных задач, включая:

- обработку широкополосных сигналов;
- обработку массивов изображений, а также видеоряда;
- решение задач многофакторной оптимизации в физике, химии (сложные молекулы, химические соединения, астрономические модели и т.д.).

Методология диссертационного исследования

Основные теоретические результаты по разработке, анализу и оптимизации базовых элементов сверхпроводниковой ИНС, включая управляемые волноводы для передачи данных, были получены автором с использованием аналитических и численных методов решения

дифференциальных уравнений в рамках резистивной модели джозефсоновских контактов и нестационарного уравнения Шредингера с использованием программной среды MatLab. Численный расчёт характеристик сверхпроводниковых базовых элементов производился на основе решения однородных дифференциальных уравнений второго порядка методом Рунге-Кутты на однородной сетке. Анализ частотных характеристик элементов, линейно преобразующих внешний сигнал (синапс, ReLU), проводился при помощи аппарата Фурье-преобразований. Решение нестационарного уравнения Шредингера проводилось поэтапно, начиная с поиска собственных значений и собственных функций для оператора Гамильтона квантовой системы матричным методом, и заканчивая анализом эволюции квантового объекта с помощью решения согласованной системы дифференциальных уравнений.

Личный вклад автора

Автором была предложена концепция использования особенностей функционирования сверхпроводниковых квантовых интерферометров в качестве базовых элементов сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей (персептрон, РБФ-сеть, свёрточная нейронная сеть) с представлением информации в виде магнитного потока. В рамках поставленных задач им лично были исследованы и оптимизированы основные элементы нейронных сетей: нейрон (для сетей типа персептрон и РБФ-сеть), синапс (джозефсоновская реализация и индуктивная реализация), фильтрующий элемент ReLU, обучающая ячейка (реализующая производную сигмоидальной функции активации) и система управления данными, распространяющимися по микроволновым волноводным линиям связи между элементами гибридной искусственной нейронной сети.

Автором лично было выполнено численное моделирование физических процессов в сверхпроводниковых базовых элементах нейронных сетей и линиях передачи данных. Автором была проведена оптимизация характеристик разработанных структур для решения задач исследования.

Публикации

Основные результаты диссертационной работы опубликованы в 15 печатных работах, в том числе в 11 статьях в рецензируемых журналах [A1]–[A11], индексируемых Web of Science и Scopus, в 2 статьях в сборниках трудов конференций и в 2 учебных пособиях. Результаты диссертации были использованы при создании патента РФ [П1].

Положения, выносимые на защиту

1. Нейрон для сверхпроводниковой ИНС (искусственной нейронной сети) типа персептрон с сигмоидальной активационной функцией может быть создан на основе шунтированного индуктивностью сверхпроводящего квантового интерферометра, содержащего джозефсоновский контакт. Вычисление активационной функции производится за один такт. При длительности одной операции порядка 3-4 мкс можно добиться выделения энергии, не превышающего 3-4 зДж.
2. Нейрон для сверхпроводниковой ИНС типа РБФ-сеть (сеть на радиально-базисных функциях) может быть создан на основе шунтированного индуктивностью сверхпроводящего квантового интерферометра, содержащего два джозефсоновских контакта. Вычисление активационной функции производится за один такт.
3. Синапс для сверхпроводниковой ИНС может быть создан на основе сверхпроводящего квантового интерферометра, содержащего два магнитных джозефсоновских контакта, и шунтированного индуктивностью. Джозефсоновские контакты могут быть заменены на «управляемые» кинетические индуктивности тонких сверхпроводящих слоев, управление в которых достигается за счет контролируемого эффекта близости. Такое решение обеспечивает линейность преобразования для сигнала в виде магнитного потока.
4. Обучающая ячейка для сверхпроводниковой ИНС типа персептрон может быть создана на основе шунтированного индуктивностью сверхпроводящего квантового интерферометра, содержащего два джозефсоновских контакта. Вычисление передаточной характеристики производится за один такт. Использование предложенной обучающей ячейки обеспечивает длительность одной эпохи обучения 1 нс при выделении энергии, не превышающем 10 зДж за эпоху.
5. Эффективная связь между элементами нейросети может быть реализована на основе волновода с контролируемыми вариациями диэлектрической проницаемости вдоль направления распространения импульса электромагнитного поля при характерном поперечном размере волновода примерно в 10 раз больше области локализации волнового пакета.

Соответствие положений выбранной специальности

Выносимые на защиту положения относятся к специальности «01.04.15 – Физика и технология наноструктур, атомная и молекулярная физика». Согласно паспорту, данная специальность включает в себя исследования по следующим направлениям

- а) «Моделирование свойств, физических явлений и технологических процессов в наноматериалах и композитных структурах»,

- б) «Физические принципы работы и создание приборов на базе наноматериалов и композитных структур»,
- в) «Магнитные свойства наноматериалов и композитных структур»,
- г) «Оптические и фотоэлектрические явления в наноматериалах и композитных структурах».

Выносимые на защиту положения 1–4 относятся к определённым в паспорте специальности областям исследований а)-в). Они включают в себя «моделирование свойств, физических явлений ... в наноматериалах и композитных структурах», «физические принципы работы и создание приборов на базе наноматериалов и композитных структур», «магнитные свойства наноматериалов и композитных структур».

Выносимое на защиту положение 5 относится к определённой в паспорте специальности области исследований г), включающей «оптические ... явления в наноматериалах и композитных структурах».

Степень достоверности и апробация результатов

Результаты численного моделирования характеристик и особенностей функционирования разработанных в данной работе базовых ячеек ИНС сравнивались с результатами эксперимента, а также с данными для аналогичных структур, представленными в научной литературе.

Результаты диссертационной работы были представлены и обсуждались на научных семинарах кафедры атомной физики, физики плазмы и микроэлектроники Физического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова, а также на семинарах лаборатории физики наноструктур Отдела микроэлектроники НИИЯФ МГУ. Также они вошли в состав докладов на 7 международных конференциях:

1. **2020** Elements of Hybrid Opto-superconducting Convolutional Neural Networks. *Авторы: Schegolev A.E., Klenov N.V., Tereshonok M.V., Adjemov S.S.* в сборнике Proceedings of the 8th International Conference on Photonics, Optics and Laser Technology, Ла Валетта, Мальта, 27-29 февраля 2020.
2. **2019** Элементная база нейроморфных сигнальных процессоров на основе макроскопических квантовых эффектов в сверхпроводниках (Приглашенный). *Авторы: Кленов Н.В., Соловьев И.И., Щеголев А.Е., Терешонок М.В., Бакурский С.В., Куприянов М.Ю.* XI Всероссийский семинар по радиофизике миллиметровых и субмиллиметровых волн, Нижний Новгород, Россия, 25-28 февраля 2019.

3. **2018** Basic elements of adiabatic superconducting artificial neural network (Устный). *Авторы: Soloviev I.I., Klenov N.V., Schegolev A.E., Tereshonok M., Bakurskiy S.V., Kupriyanov M.Yu, Shadrin A., Stolyarov V., Golubov A.A.* International Conference on Superconducting Quantum Technology (SQT-2018), Москва, Россия, 30 июля - 3 августа 2018.
4. **2018** Key elements for superconducting neural networks (Устный). *Авторы: Schegolev A., Bakurskiy S., Терешонок М., Kupriyanov M., Klenov N., Soloviev I.* Совещание по применению квантовых компьютеров в задачах науки о материалах и квантовой химии, Москва, Россия, 26-27 апреля 2018.
5. **2018** Элементная база сверхпроводниковых искусственных нейросетей (Пленарный). *Авторы: Кленов Н.В., Щеголев А.Е., Соловьев И.И., Терешонок М.В.* Systems of Signals Generating and Processing in the Field of On Board Communications 2018, Москва, Россия, 14-15 марта 2018.
6. **2017** Inverted Adiabatic Quantum Flux Parametron shunted by magnetic josephson junction (Устный). *Авторы: Schegolev A.E., Soloviev I.I., Klenov N.V., Tereshonok M.V.* Moscow International Symposium on Magnetism (MISM 2017), Физический факультет МГУ имени М.В.Ломоносова, г. Москва, Россия, 1-5 июля 2017.
7. **2017** Analytical description of Low-Tc DC SQUID response and methods for its linearization (Стендовый). *Авторы: Soloviev I.I., Klenov N.V., Schegolev A.E., Bakurskiy S.V., Kupriyanov M.Yu, Tereshonok M.V., Golubov A.A.* 16th International Superconductive Electronics Conference (ISEC-2017), Сорренто, Италия, 12-16 июня 2017.

Объём и структура диссертации

Диссертация состоит из введения, 5 глав и заключения, в котором сформулированы основные результаты диссертационной работы. Общий объём диссертации составляет 176 страниц, работа включает 114 рисунков, 41 формулу и 1 таблицу, общее число наименований литературы во всех главах, включая публикации автора – 248.

Глава 1. Анализ предметной области. Постановка задачи

§1 Нейронные сети

«Задумайтесь над некоторыми ежедневно выполняемыми задачами. Вы сидите за столом в офисе, а в это время в комнату входит в новой шляпе ваш коллега – мужчина, выглядевший немного помолодевшим от того, что он сбрил бороду. Узнаете ли вы его? Несомненно, поскольку маскировка его целью не является. Он спрашивает вас: «Где книга, которую вы взяли у меня вчера?». Вы помните о книге и интерпретируете вопрос как просьбу вернуть книгу. Вы переводите взгляд на свой стол и видите на ящике с дискетами стопку деловых бумаг, среди которых лежит и та книга, о которой идет речь. Вы протягиваете руку к книге, не задумываясь о движениях, которые при этом должна выполнить ваша рука, извлекаете книгу из стопки с документами и отдаете ее своему коллеге».

Отрывок из книги Роберта Каллана «Основные концепции нейронных сетей» [1].

Казалось бы, что все действия, описанные в этой ситуации, рутинны и не являются чем-то сверхъестественным. Однако если задуматься, сколько мелких деталей включает в себя каждый шаг, то уровень машины, способной к подобному, вызывает искреннее уважение к ее создателю. Человек, знакомый, например, с программированием систем, нацеленных на распознавание объектов, уже осознает всю глобальность проблемы. Нужно описать все признаки тех объектов, которые нужно распознать, кроме того, нужно соблюсти баланс между признаками общими и признаками индивидуальными. Понимает масштаб проблемы и человек, чья задача состоит в программировании робота, выполняющего последовательности некоторых действий.

Так же как идея самолетов возникла из наблюдений за птицами, как подводные лодки были спроектированы по принципу перемещения рыб, так и ученые, пытаясь решить обозначенные сложные задачи, обратили свое внимание на машины, особенность работы которых похожа на работу человеческого мозга – нейрокомпьютера. Машины, которые в своем функционировании используют похожие анализирующие блоки, объединённые в одну сеть, и способные к адаптации, в зависимости от внешних условий, были названы нейронными сетями. Отличие нейронных сетей от обычного машинного алгоритма в том, что они не программируются, им не приписываются команды. Такие сети обучаются для решения конкретных задач. Точно так же, как ребёнок учит распознавать и читать текст, нейронные сети обучают решать ту или иную задачу. Возможность обучения является одним из преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами.

Нейронные сети занимают заметное место в современной науке. Их изучают нейрофизиологи, биологи, математики и кибернетики, физики [8], [9]. Нейронные сети используются для выполнения самых разнообразных задач: распознавание образов и классификация [10], принятие решений и управление [11] (стоит отметить, что данная задача близка к задаче классификации), кластеризация [12], прогнозирование [13]–[15], аппроксимация, сжатие данных и ассоциативная память, вычисление и анализ больших массивов данных, оптимизация. Даже получивший в последнее время известность, «квантовый» компьютер D-Wave², по сути своей, является большой нейронной сетью.

Однако на деле из-за сложности физической реализации нейронных сетей обычно используют их программные аналоги – искусственные нейронные сети (ИНС). ИНС представляют собой математическую модель воплощенной в виде программы, и устроенной по тем же принципам, которые заложены в само понятие «нейронная сеть». Этот термин возник в далеком 1943 году в процессе изучения Уорреном Мак Каллоком и Вальтером Питтсом процессов, протекающих в мозге. В своей статье, посвященной логическому исчислению идей и нервной активности, они формализовали это понятие [16].

ИНС состоит из системы взаимодействующих между собой искусственных нейронов, которые, по сути, являются простыми процессорами. Деятельность каждого такого процессора связана только с сигналами, поступающими на его вход, и с сигналами, которые он после обработки отправляет другим нейронам. Получается, что нейрон – это вычислительная единица, которая обрабатывает неким образом входящую информацию и передает её дальше. Нейроны делятся на три основных типа: входные нейроны, скрытые нейроны и выходные нейроны. Если сеть состоит из большого количества нейронов, то вводят понятие слоя, который состоит из определённого числа нейронов одного типа (входной слой – получает информацию, скрытый слой или слои – обрабатывают информацию и выходной слой – выдает конечный результат).

ИНС является мощным аппаратом машинного обучения. Тремя основными задачами, для решения которых требуются аналитические вычисления, являются: задача классификации (распределение данных по отличительным признакам), задача предсказания (возможность предсказывать следующий шаг или шаги, например, упадет или поднимется курс какой-нибудь валюты, акций и т.п.) и задача распознавания (о ней я писал выше). В последнее время был сделан большой толчок для программной реализации этих сетей, с целью преодолеть сложность вычислений, возникающей при их физической реализации: вычислительная мощность человеческого мозга составляет порядка 15 Вт, а вычислительные способности около 10^{17} флопсов [17], что намного превосходит современные суперкомпьютеры. Это привело к

² Finley, Klint (11 January 2017). ["Quantum Computing Is Real, and D-Wave Just Open-Sourced It". *Wired \(magazine\)*. Condé Nast](#). Retrieved 14 January 2017
["D-Wave Initiates Open Quantum Software Environment". D-Wave Systems](#). Retrieved 14 January 2017.

созданию целого нового класса сетей, т.н. «нейроморфные сети», цель которых наиболее близко повторить поведение нейронов: высокая степень организованности сети, простая основа вычислительных элементов, распределенные память и вычисления. Нужно обратить внимание, что главная цель таких систем не полностью воспроизвести работу человеческого мозга, а эмулировать некоторые его характеристики.

§2 Типы искусственных нейронных сетей

Все существующие искусственные нейронные сети можно разделить на два основных типа. Первый тип – это сети прямого распространения (англ. *feed forward networks*), в которых сигнал распространяется от слоя к слою от входа сети до ее выхода. Второй тип – это рекуррентные сети (англ. *recurrent networks*), которые имеют сложную структуру организации связей между нейронами, включающие обратные связи. К сетям первого типа относятся сети, работающие по схеме персептрона (см. рисунок 1) и применяющиеся в большинстве своем в задачах распознавания и классификации. Схемы рекуррентных сетей весьма разнообразны, а область применения распространяется на самоорганизующиеся карты, ассоциативную память (сети Хопфилда), сети Больцмана и т.д [18]. Более того, искусственные нейроны могут также быть использованы для реализации цифровой логики, используя импульсы (спайки) (импульсная или спайковая нейронная сеть, от англ. *Spiking neural network, SNN*) и т.о. воспроизводя универсальную машину Тьюринга [19].

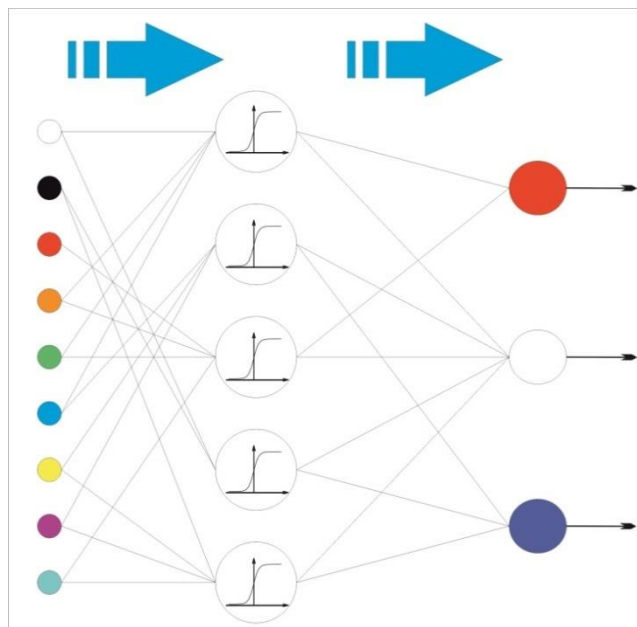


Рисунок 1 - Схема персептрона. Первый слой (слева) является акцепторным слоем и состоит из нейронов, на вход которых поступает внешний сигнал. Второй слой является слоем обработки сигнала, состоит из нейронов, характеризующихся функцией активации. Третий слой (последний) также состоит из нейронов, обладающих активационной функцией, и является выходным слоем, на выходе которого генерируется новый сигнал, являющийся результатом работы нейронной сети

§3 Базовая структура ИНС

Предназначения нейронных сетей весьма разнообразны. Тем не менее, два основных принципа построения сетей остаются неизменными: по аналогии с биологическими системами, ИНС состоят из нейронов и синапсов и имеют структуру по типу графа с вершинами и гранями (см. рисунок 2).

Задачи физической реализации элементы ИНС должны обладать следующими функциями:

1) *Синапс*

- Внутрисетевые соединения: количество синаптических связей является квадратичной функцией количества нейронов;
- Синаптические веса: веса должны быть определены с высокой точностью, в целях обеспечения надлежащей сходимости алгоритмов;
- Обучение: синаптические веса изменяются в процессе обучения.

2) *Нейрон*

- Состояние нейрона должно определяться суммой входных импульсов, умноженных на соответствующие веса;
- Функция активации: принципиально нелинейная функция, связывающая сумму импульсов «на входе» и состояние нейрона «на выходе».

Так как количество синаптических связей в нейронной сети увеличивается квадратично в зависимости от числа нейронов, то для больших ИНС встает проблема физической реализации внутрисетевых связей и организации проводки. Современный процесс изготовления интегральных схем состоит в создании двумерной структуры, ограничивающей возможности налаживания внутрисетевых связей. Поэтому большинство реализаций ИНС ограничивает количество возможных связей между соседними нейронами.

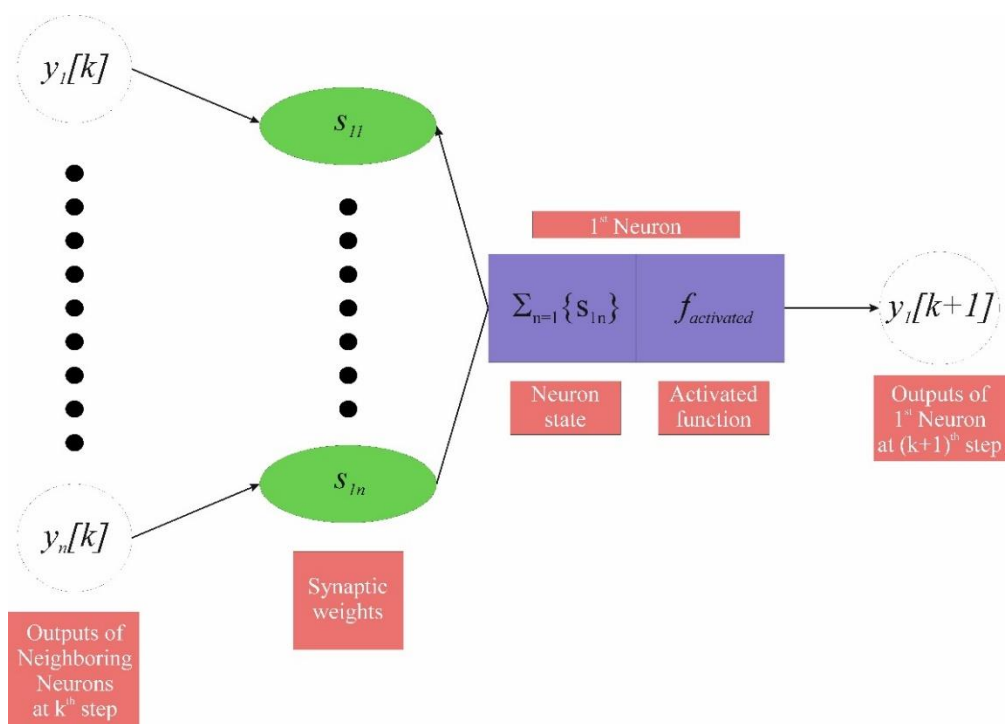


Рисунок 2 - Символическое представление общей структуры нейронно-синаптической модели. Входные сигналы от соседних нейронов (слева) суммируются с некоторыми синаптическими весами (зеленые овалы), после чего нелинейная функция активации (фиолетовый прямоугольник) определяет выходной сигнал нейрона [17]

§4 Функция активации нейрона

Искусственный нейрон должен обладать некоторой передаточной функцией – функцией активации [1], [20], которая задаёт соответствие между сигналом на выходе нейрона и сигналами на его входе. Существует несколько видов активационных функций, выбор которой для конкретной сети определяется поставленной для сети задачей.

1) Линейная функция активации.

Сигнал на выходе нейрона линейно связан с суммой сигналов на его входе:

$$f(x) = ax ,$$

где a – параметр функции. Существуют модификации в виде кусочно-линейной функции (см. рисунок 3). Недостаток передаточных функций такого типа состоит в том, что они не являются дифференцируемыми на всей числовой прямой, а значит, не могут быть сопряжены при обучении с использованием многих алгоритмов. Обычно такая функция не используется, за исключением тех случаев, когда нужно протестировать ИНС, и передать значение без преобразований.

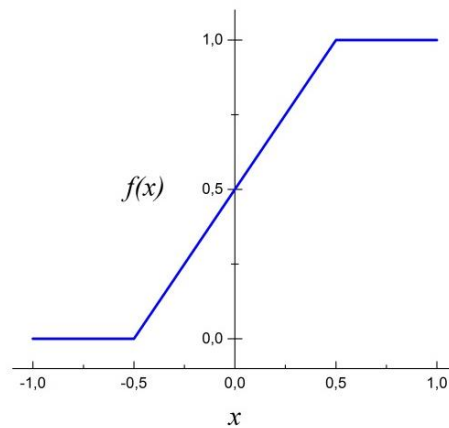


Рисунок 3 – Кусочно-линейная функция активации

2) Пороговая передаточная функция.

Эта функция чаще известна как функция Хевисайда (см. рисунок 4). До тех пор, пока взвешенный сигнал на входе нейрона не достигнет некоторого уровня — сигнал на выходе будет равен нулю. Как только сигнал на входе нейрона превышает указанный уровень — выходной сигнал скачкообразно изменяется на единицу. Самая первая модель нейронных сетей – персептрон – состоял именно из нейронов такого типа. Данная функция не является дифференцируемой на всей длине числовой оси, из-за чего её нельзя использовать в сетях, обучение которых проходит по алгоритму обратного распространения ошибки и некоторым другим, сущность которых требует дифференцируемости передаточной функции. Кроме того, в виду того, что на выходе нейрона с такой передаточной функцией всегда будет 0, либо 1, использование подобных сетей кроме как в задачах классификации затруднительно.

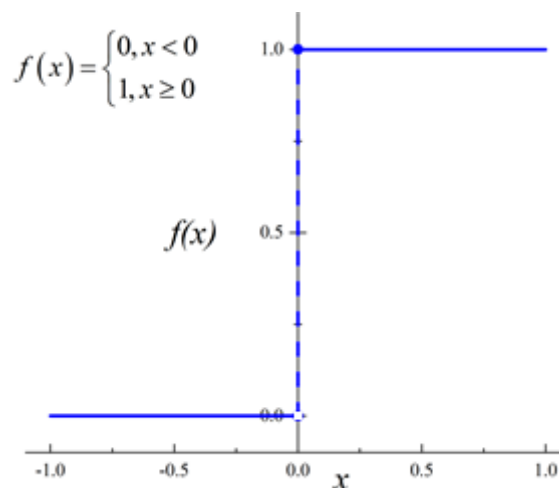


Рисунок 4 – Пороговая функция активации Хевисайда

3) Сигмоидальная или логистическая функция активации.

Является самой распространенной функцией активации. Использование сигмоидальных функций позволило перейти от бинарных выходов нейрона к аналоговым (см. рисунок 5).

Математически сигмоидальную или логистическую функцию можно выразить как:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-ax)},$$

где a – параметр, определяющий крутизну функции. Важным достоинством сигмоидальной активационной функции является простая форма её производной:

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = a\sigma(x)(1 - \sigma(x)).$$

Данная особенность облегчает использование алгоритма обратного распространения ошибки для обучения сети. Кроме того, из-за формы функции, сильные сигналы усиливаются гораздо меньше, чем слабые. Это позволяет предотвратить насыщение от больших сигналов.

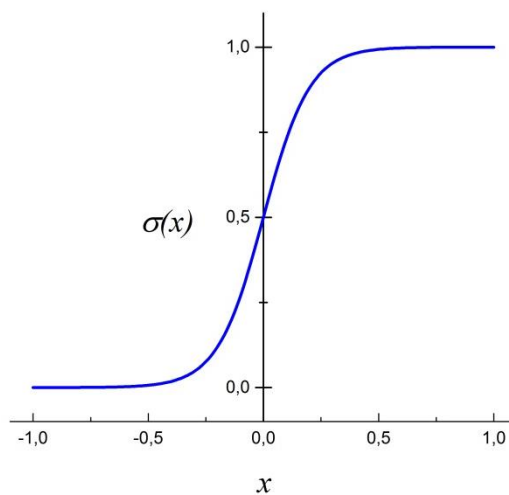


Рисунок 5 - Логистическая функция активации

4) Радиально-базисная функция активации.

Радиально-базисная функция передачи (RBF) принимает в качестве аргумента расстояние между вектором входного сигнала и некоторым наперед заданным центром (математическим ожиданием) активационной функции. Значение этой функции тем выше, чем ближе входной вектор к центру. В качестве радиально-базисной функции можно, например, использовать функцию Гаусса (см. рисунок 6):

$$y_i(x) = \exp\left(-\frac{(x - x_i)^2}{2\sigma^2}\right),$$

где x_i – математическое ожидание конкретного нейрона. Сети с нейронами такого типа называются сетями на радиально-базисных функциях или РБФ-сетями. Сети такого плана отличаются по своему функционированию от всех остальных нейронных сетей: принятие решения осуществляется на оценке плотности распределения вероятности какой-либо случайной величины.

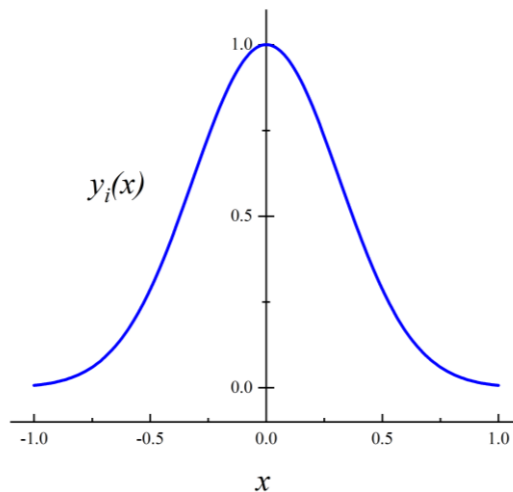


Рисунок 6 – Радиально-базисная функция активации

§5 Обучение искусственной нейронной сети

Выше мы уже писали, что отличительным признаком нейронных сетей от обычных автоматов является их способность к обучению (от англ. *learning*) на основе данных окружающей среды. В результате *обучения* нейронная сеть повышает свою производительность и эффективность. Однако мы нигде не писали, что именно подразумевается под *обучением* нейронной сети:

Обучение – это процесс, в котором свободные параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способом подстройки этих параметров.

(Из книги Саймона Хайкина «Нейронные сети: полный курс») [20].

Единого общего универсального алгоритма обучения нейронной сети пока не существует, так как ИНС разнятся по архитектуре своего устройства. Основные отличия алгоритмов обучения связаны со способом настройки синаптических весов нейронов.

Глобально процесс обучения делится на два этапа: этап непосредственного обучения (использование алгоритмов обучения) и этап проверки нейронной сети на тестовом множестве. Алгоритмы обучения могут быть с учителем (англ. *supervised learning*), так и без него (англ. *unsupervised learning*).

а) *Обучение с учителем* – является процессом, в котором вы (создатель ИНС) выступаете в роли учителя, а ИНС – учеником. Вы предоставляете некоторое количество обучающих множеств (это должны быть разные множества, отличающиеся друг от друга), результат анализа которых вам известен. Ученик (ИНС) «посмотрев» на входные данные должен «понять», что ему необходимо стремиться к тому результату, который вы ему предоставили.

б) *Обучение без учителя* – один из способов машинного обучения, при котором ИНС спонтанно обучается выполнять поставленную задачу без вмешательства со стороны создателя. Такой тип обучения встречается довольно редко. Сети, которые прошли обучение без учителя, используются в задачах кластеризации – группировки данных по определенным параметрам. Например, журнал Nature, который публикует статьи по разным направлениям: биология, физиология, физика, химия, социология, антропология и т.д. Каждой перечисленной области характерны свои термины и словосочетания, обозначения. ИНС, анализируя каждую статью, может разбить их по соответствующим категориям.

в) Существует еще один, менее известный, но крайне интересный подход к обучению, который называется *обучение с подкреплением* (англ. *reinforcement learning*). Суть алгоритма состоит в том, чтобы «поощрять» нейронную сеть каждый раз, когда она будет добиваться значительного результата в той или иной задаче, т.е. вы в таком случае будете *оценивать* успехи этой сети. Например, мы хотим, чтобы ИНС умела играть в Тетрис. Каждый раз, когда она будет набирать большое значительное количество очков, мы будем ее поощрять. Фактически, мы предоставляем ИНС возможность самой найти правильное решение, основываясь на нашем удовлетворении или недовольстве, причем с каждым разом она должна будет добиваться все лучших результатов³.

Когда же речь идет о физической аппаратной реализации ИНС, дело обстоит несколько иным образом. В то время как процесс тестирования нейронной сети (в случае ее физической реализации) происходит всегда на готовом физическом продукте, то этап обучения можно проводить заранее. Различают три основных обучающих стратегии:

Обучение вне чипа (англ. *Off-chip learning*) – это обучающий процесс, который моделирует нейронную сеть в некоторой программной среде. Это позволяет проводить тренировочные вычисления быстрее и с большей точностью, нежели на аппаратной НС. Кроме того, не нужно учитывать производственные отклонения в процессе изготовления аппаратной части.

Циклическое обучение на чипе (англ. *Chip-in-the-loop learning*) совмещает использование аппаратной сети и внешних вычислений в программной среде. Для проведения процесса обучения используется программное обеспечение, а для вычислений используют уже непосредственно саму аппаратную часть. Например, в случае использования алгоритма обратного распространения ошибки, прямой проход производится аппаратной сетью, в то время как обновление весов – в программной среде. Таким образом, точность измерений не

³ Информация взята из Интернет-портала Хабрахабр (<https://habrahabr.ru/>) из статьи «Нейронные сети для начинающих».

ограничена возможностями аппаратной части системы, а реальное поведение сети продолжает учитываться.

Обучения на чипе (англ. *On chip learning*) использует только аппаратную часть системы для обучения. Хотя такой вид обучения обладает меньшей точностью и скоростью обучения, чем предыдущие два, он позволяет проводить обучение сети без внешнего вмешательства. Данный подход выглядит более реалистичным для случая встроенного аппаратного обеспечения, а проектируемые с использованием такого подхода сети должны быть способны «обновлять» свое обучение с течением времени.

§6 Полупроводниковая CMOS реализация ИНС

А. Цифровая схемотехника

Специализированный вычислительный комплекс, нацеленный на создание ИНС, может быть реализован посредством использования цифровой CMOS (англ. *complementary metal-oxide-semiconductor*) технологии [20]–[25], преимущество которой состоит в простоте реализации. Они состоят из уже существующих цифровых элементов и могут воспользоваться всеми достижениями последних десятилетий, которые были достигнуты в области цифровой электроники. Синаптические веса можно реализовать, используя соты цифровой памяти или даже триггеры. Количество памяти, выделяемой для хранения синаптических весов, сильно сказывается на точности алгоритма, особенно на этапе обучения [18]. В случае использования алгоритма *обучения вне чипа*, объём этой памяти может быть уменьшен (так как основные вычисления проходят в программной среде, а затем результат квантуется в соответствии с той точностью, которую может поддерживать чип), что важно для эффективной реализации синаптических весов. Суммирование состояний нейронов легко может быть реализовано при помощи обычных умножителей и каскада сумматоров.

«Реализация» функции активации или передаточной функции является более сложной в виду того, что упомянутая функция должна быть сильно нелинейной по определению. Пороговые функции, хотя и просты для исполнения, однако не предоставляют широкий выбор возможностей, о чем уже писалось выше. С другой стороны, более сложные функции активации, например, сигмоиды, требуют наличия таблиц истинности (англ. *look-up-tables*) или методов CORDIC (англ. COordinate Rotation DIgital Computer – цифровой вычислитель поворота системы координат); это уменьшает скорость вычислений и требует значительных затрат энергии и площади, если требуется хорошая точность [24].

Хотя адаптация цифровой CMOS логики для ИНС приводит к достаточно простой конструкции, схема получается не оптимизированной по энергопотреблению и размерам.

Впрочем, еще одним преимуществом CMOS реализации является то, что она может быть легко интегрирована вместе с обычными схемами, которые также могут быть изготовлены по тому же CMOS процессу. В рамках этого подхода были созданы синаптический чип от компании IBM [25] (см. рисунок 7) и процессор Zeroth от компании Qualcomm [27].

На рисунке 7 показана структура синаптического чипа от IBM. Вычисления производятся на локальном ядре, но спайки (импульсы) могут подаваться на любой другой нейрон на этом чипе. Для уменьшения энергопотребления используется событийная связь (англ. *event-driven communication*), что подразумевает связь только за счет спайков. Таким образом, активное энергопотребление пропорционально активности спайков. Кроме того, общий такт синхронизации должен поддерживаться на всем чипе. Частота тактового импульса составляет 1 кГц (примерно соответствует тактовому импульсу в человеческом мозге). Каждое ядро состоит из 1.2 миллиона транзисторов, что составляет меньше, чем 20 транзисторов на один синапс.

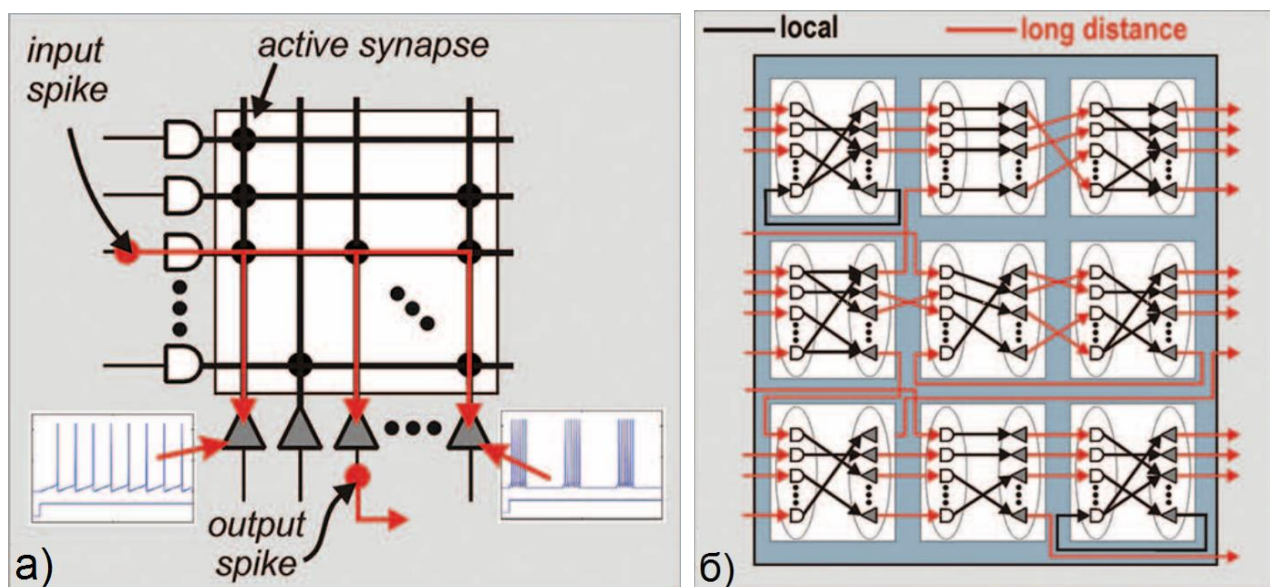


Рисунок 7 - Функционирующие схемы а) одно нейроморфное ядро и б) многоядерное соединение на Синаптическом чипе от IBM. Ядро содержит 256 полностью подключенных нейронов, а сам чип состоит из полностью подключенных 64×64 ядер [25].

Б. Аналоговая схемотехника

В общем случае проектирование интегральных схем – более сложная задача в случае, когда необходимо совместить аналоговую схему с цифровой, особенно при увеличении количества гейтов. Особых отличий в построении схем ИНС нет: хотя проектирование сетей с аналоговой обработкой сигналов ведёт к более энергоэффективным и меньшим по размерам схемам [28], [29], их дизайн не может быть автоматизирован в той же мере, что и у цифровых схем.

Синаптический вес может быть реализован путем хранения цифрового веса, как это сделано в цифровом синапсе. Тогда для выполнения вычислений понадобятся АЦП/ЦАП элементы. Это, в свою очередь, может привести не только к задержкам в вычислениях, масштабирование мощности и площади так же будет зависеть от точности, с которой были найдены синаптические веса. Другим вариантом выступает возможность хранения весов в аналоговых элементах, например, в резисторах или ёмкостях, что может быть осуществлено явно, если веса были зафиксированы при проектировании схемы. Существуют и другие методы хранения цифровых программируемых весов с использованием изменяемых аналоговых элементов [21] с большей эффективностью, чем хранение весов в цифровой памяти. Эти методы всё так же будут требовать наличия АЦП/ЦАП на этапе обучения (например, для обновления весов).

Суммирование входных сигналов нейрона обычно не является большой проблемой для аналоговой схемы, так как входы и выходы нейрона представляются в виде токов или напряжений. Токи суммируются при параллельном подсоединении к ветвям, а напряжения – при последовательном. В обоих случаях не требуется никакого дополнительного элемента для осуществления вычислений. Альтернативой перечисленному выше является класс *осцилляторных нейронных сетей*. Такие сети умеют запоминать и воспроизводить сложные осцилляторные шаблоны, в которых все нейроны которые осциллируют с одинаковой частотой, но с разным соотношением фаз (сигнала) [30]. В этом случае для суммирования входных сигналов нейрона требуется фазовая автоподстройка частоты (англ. *phase-locked-loop, PLL*).

Функция активации обычно реализуется при помощи умножителя, который выдает нелинейную характеристику в режиме насыщения. Таким образом, произвольную функцию активации можно получить, используя достаточно простые схемы.

Производственные отличия, присущие аналоговым системам, ограничивают достижимую точность и повторяемость параметров аналоговых ИНС. Это означает, что, если мы хотим достигнуть большей точности и повторяемости, схемы должны быть достаточно большими, чтобы уменьшить влияние производственных допусков. Тем не менее, нейронные сети, реализующие ассоциативную память, известны своей отказоустойчивостью, что означает некоторую свободу выбора в элементах базовой схемы.

§7 Альтернативный подход к созданию ИНС

Реализация искусственных нейронных сетей с использованием технологии CMOS на базе как аналоговой, так и цифровой электроники обладает серьёзными недостатками, особенно заметными для большого количества нейронов и синапсов. Как ранее уже было показано, число

синапсов, необходимых на сегодняшний момент, делает задачу построения разводки схемы ИНС нерешаемой, особенно для сложных графов (например, для сетей Хопфилда). Однако недавно появившиеся устройства обладают потенциалом для более простой реализации синапсов нейронных сетей.

Одним из таких устройств является *мемристор*⁴, так называемый «четвертый элемент электрических схем» [31], [32]. Для лучшего понимания работы устройства, мемристор можно рассматривать как двухпортовое программируемое сопротивление. В том случае, когда необходимо обновить синаптические веса, задаваемые сопротивлениями, гораздо проще использовать мемристор – программируемый аналоговый синапс, и тогда потребность в дополнительных цифровых элементах отпадает [33].

За последние несколько лет появились несколько типов мемристороподобных устройств, таких как тонкие оксидные пленки (*oxide thin-film*), переносчики спинового момента (*spin transfer torque*), материалы с изменяющейся фазой (*phase change materials, PCM*⁵) или оптический транзистор с полевым эффектом (*optically gated field effect transistor*). Наглядней эффект мемристора на этих устройствах проявляется в наномасштабе, что звучит многообещающе с учётом того, что гонка за уменьшение размеров устройств в самом разгаре. Основная трудность этих устройств состоит в воспроизводимости их характеристик при создании и интеграции со стандартным процессом изготовления CMOS схем. Также не решенной в достаточной степени остаётся проблемы энергоэффективности.

Кроме того, была продемонстрирована возможность использования мемристоров в качестве основных элементов искусственных нейронных сетей [34]–[37]. Интерес к данной области применения обусловлен физическими особенностями мемристора, который обладает линейными многоуровневыми состояниями проводимости, позволяющие производить перемножение векторов и матриц ($output = weight \times input$) – что соответствует параллельной обработке информации (см. рисунок 8). Однако не стоит забывать, что программное обеспечение также продолжает развиваться вслед за центральными вычислительными единицами (CPU) и графическими устройствами (GPU), добивающихся все больших скоростей обработки данных.

Анализ предметной области показывает, что существует ряд технологий, которые активно изучаются и развиваются, и одновременно являются кандидатами для следующего

⁴ Мемристор (от англ. *memory* – память и *resistor* – электрическое сопротивление) – пассивное устройство в микроэлектронике, особенность которого состоит в том, что он способен изменять свое сопротивление в зависимости от протекающего через него заряда. Вольт-амперная характеристика такого устройства обладает петлей гистерезиса.

⁵ Phase change materials, PCM – материалы с высокой температурой плавления, которые плавятся и затвердевают при одной и той же температуре, обладают возможностью хранить большое количество энергии. Тепло накапливается или выделяется, когда такое вещество меняет свое фазовое состояние из твердого в жидкое и наоборот.

поколения компьютеров [38]. Преобладание исследований в проектировании синапсов не выглядит чем-то удивительным, в виду того, что способность изменять вес такого синапса (сопротивление мемристора) интуитивно понятно и просто.

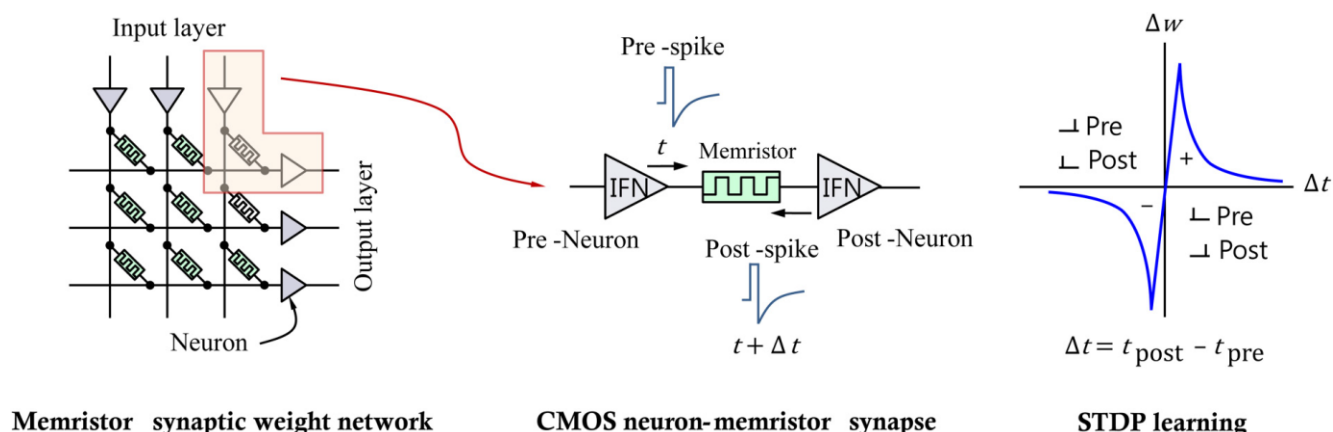


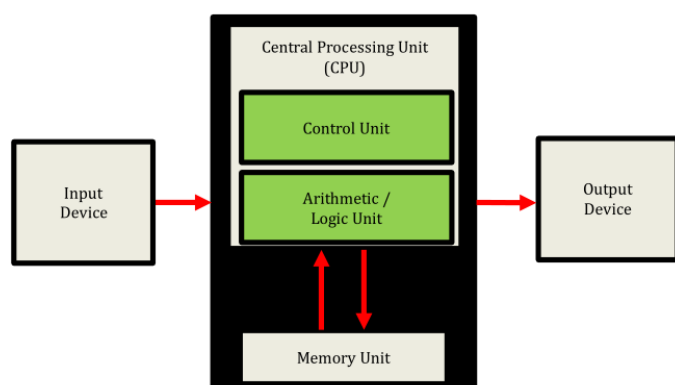
Рисунок 8 – Количество публикаций по нейроморфным вычислениям на основе мемристорной технологии [38]

Нейроморфные вычисления в целом обусловлены все более явным приближением к горизонту закона Мура и интересом к машинному обучению, что ведёт к параллельной обработке информации. Поиск возможных решений, в том числе и технологических, приводит к появлению таких технологий как мемристорные нейронные сети [39], которые, тем ни менее, не лишены некоторых недостатков, связанных в первую очередь, с воспроизводимостью мемристоров с одинаковыми характеристиками и неидеальной формой ВАХ.

§8 Нейроморфные чипы от IBM и Qualcomm

Идея нейроморфных чипов не является на сегодняшний момент чем-то новым. Профессор Калифорнийского университета Карвер Мид (Carver Mead) ввел этот термин в 1990 году, отметив, что аналоговые чипы, в отличие от бинарных, смогут имитировать мозговую активность, но воплотить идею в жизнь и создать такой чип ему не удалось. Однако сегодня сразу несколько компаний активно занимаются воплощением этой архитектуры в кремнии.

von Neumann Architecture



Neuromorphic Architecture

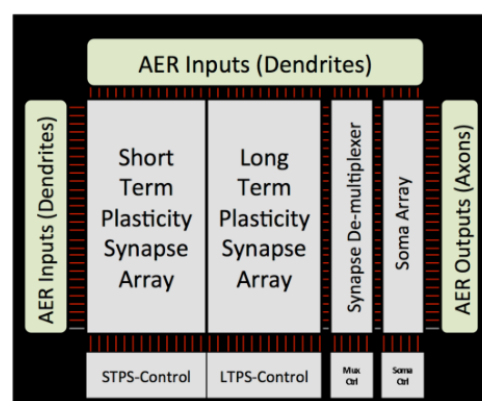


Рисунок 9 – Сравнение обычной архитектуры с нейроморфной [39]

В 2008 году по заказу организации DARPA компания IBM Research начала работу над нейроморфным чипом. И через 6 лет, в 2014 году, ученые представили публике систему TrueNorth, состоящую из 1 млн цифровых нейронов и 256 млн синапсов, заключенных в 4096 синапсных ядер [40].

TrueNorth — это модульная система, которая состоит из нескольких чипов, представляющих собой нейроны мозга. Соединяя такие чипы между собой, ученые формируют искусственную нейронную сеть. По словам представителей компании, TrueNorth потребляет меньше электроэнергии, чем его «классические» собратья.

Нейрочип с 5.4 млрд транзисторов потребляет 70 мВт энергии, в то время как процессор Intel, в котором транзисторов почти в 4 раза меньше, требует порядка 140 Вт. В планах ученых еще сильнее снизить энергопотребление и размеры последующих версий TrueNorth, чтобы они могли найти применение в мобильных устройствах или часах.

В IBM рассчитывают, что TrueNorth станет новой вехой в развитии компьютерных технологий и будет использоваться высокопроизводительными системами, например, в дата-центрах.

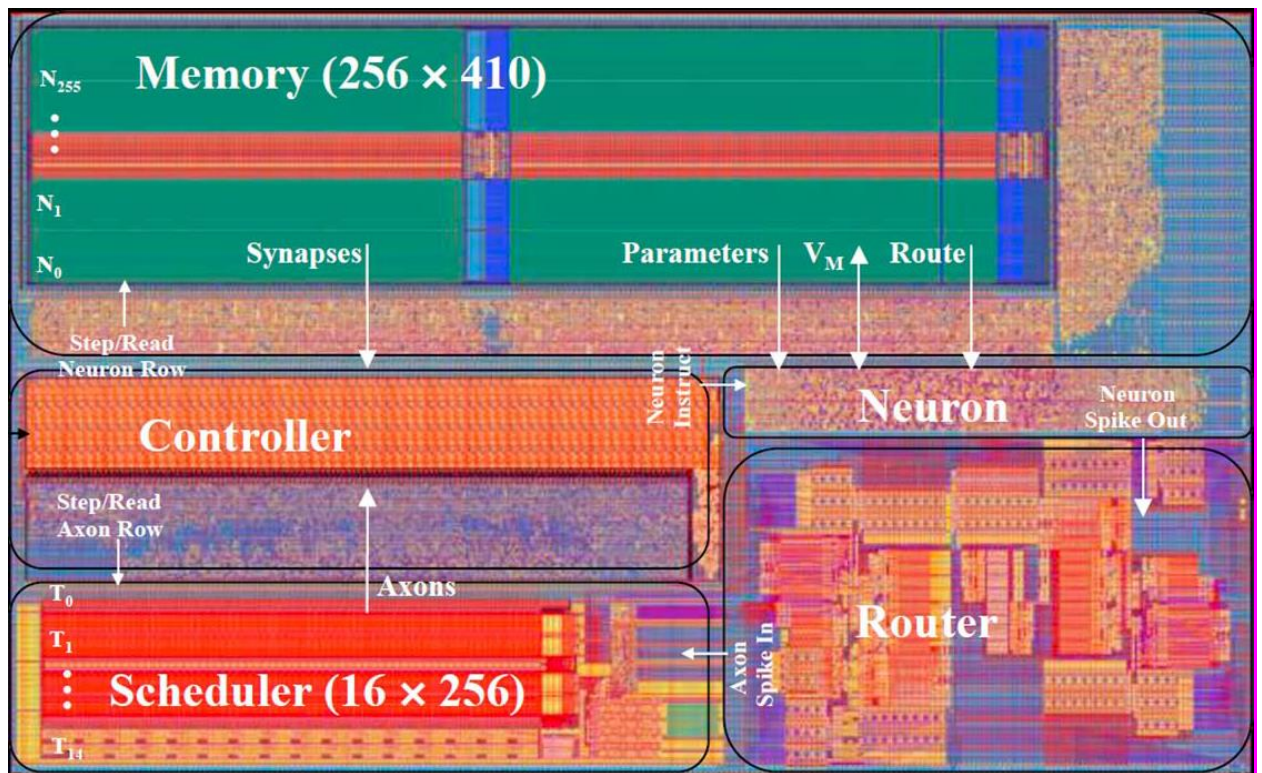


Рисунок 10 – Схема многоядерной системы на синаптическом чипе от IBM. Чип состоит из двумерной решетки 64×64 нейросинаптических ядер. Физическая реализация процессора на 28-мм КМОП процессе размером $240 \text{ мкм} \times 390 \text{ мкм}$. Память (S-RAM) хранит всю информацию о каждом нейроне, нейронная схема временной задержки корректирует потенциалы мембран нейронов, планировщик буферизирует входящие спайки для создания задержек в аксонах, роутер ретранслирует спайки, и контроллер событий управляет работой ядра [40]

Вычисления производятся на локальном ядре, но спайки (импульсы) могут подаваться на любой другой нейрон на этом чипе. Для уменьшения энергопотребления, используется событийная связь (англ. *event driven communication*), что подразумевает связь только за счёт спайков. Кроме того, общий такт синхронизации должен поддерживаться на всем чипе. Частота тактового импульса составляет 1 кГц (примерно соответствует частотам тактовых импульсов в человеческом мозгу), при этом тепловыделение составило 65 мВт, в то время как процессор Intel, в котором транзисторов почти в 4 раза меньше, требует затрат мощности порядка 140 Вт. Чип имеет площадь 4.3 см^2 , на котором размещены 5.4 миллиарда транзисторов. Кроме того, использование транзисторов практически исключает возможность построения трёхмерных сетей для обработки сигналов, что, опять же, приводит к существенному увеличению размеров используемых систем и уменьшению их быстродействия.

Интересно, что для работы с нейроморфными чипами компанией был создан новый язык программирования. В основе языка лежит так называемая концепция корлетов (Corelet) — объектно-ориентированных абстракций нейросинаптических ядер. В программной архитектуре каждый корлет имеет 256 входов (аксонов) и 256 выводов (нейронов), которые связывают все ядра друг с другом.

Стоит отметить, что IBM не единственная компания, которая занимается подобными разработками. Среди потенциальных участников рынка числятся такие гиганты, как Google, Intel и Qualcomm.

В течение нескольких лет, специалисты компании работали над новой вычислительной архитектурой, значительно отличающейся от традиционной. Целью компании было создать новый процессор, сочетающий принципы работы как вычислительных систем, так и человеческого мозга и нервной системы с тем, чтобы устройства получили встроенные когнитивные возможности. Все эти функции были воплощены в процессоре Qualcomm Zeroth. При разработке Qualcomm Zeroth компания руководствовалась тем, чтобы такая система была способна самообучаться, видеть и воспринимать мир как люди. Конечной целью Qualcomm Zeroth является создание и стандартизация нового принципа архитектуры обработки данных – нейронного процессора. Компания рассматривает использование нейронных процессоров как в различных устройствах, так и в составе будущих однокристалльных систем. Это позволит создавать программы, используя традиционные языки программирования, или подключаться к нейронному процессору и учить устройство «человеческому» взаимодействию и поведению.

Презентацию возможностей нового нейроморфного чипа Qualcomm провели в своей штаб-квартире в Сан-Диего. Небольшой робот размером с мопса под названием *Pioneer* подъехал к детской игрушке, а затем начал толкать её в сторону трех невысоких колонн. Ведущий инженер Qualcomm Иль У Чанг (Ilwoo Chang) указал обеими руками, куда следует разместить фигурку, и *Pioneer*, распознав жест с помощью встроенной камеры, выполнил задачу. После чего он отправился за другой игрушкой и привез её к той же самой колонне безо всяких подсказок. Робот оказался способен выполнять задачи, для которых, обычно, нужны мощные специализированные компьютеры. *Pioneer* уже умеет распознавать новые объекты и расставлять их по сходству с другими предметами, реагируя на команды-жесты.

В компании Qualcomm отмечают, что нейроморфный чип, который управляет роботом, является цифровым, а не аналоговым, однако по-прежнему эмулирует различные аспекты поведения человеческого мозга. Создатели заявили, что их процессор, размещенный в мобильных устройствах, компьютерах и роботах позволит машинам самообучаться.

§9 Нейросетевая машина AlphaZero против суперкомпьютера Stockfish

К мысли о том, что суперкомпьютер способен обыграть гроссмейстеров шахматного мира, человечество привыкло уже давно и это не является чем-то необычным: компьютер способен просчитать ситуацию на шахматной доске на количество ходов во много раз превосходящее то, которое может храниться в человеческом мозгу. Сильнейшим в мире

обычным шахматным движком (компьютерной программы, способной просчитывать варианты шахматных ходов) на 2020 год с открытым исходным кодом является Stockfish, последний раз показавший себя на TCEC (англ. *Top Chess Engine Championship*) 8 ноября 2018 года в упорной борьбе против Komodo (еще один шахматный движок, занимающий одну из лидирующих позиций в мире, наряду с Stockfish и Houdini) [41]. Тем ни менее, примерно три года назад, 5 декабря 2017 года, разработанная компанией DeepMind (Google) программа AlphaZero, использующая функционал нейронных сетей, смогла победить чемпионов мира среди программ при игре в шахматы, го и сёгу [42], [43]: в матче против программы Stockfish (версия 8), состоящем из 1000 партий, AlphaZero выиграла 155 партий, 839 раз сыграла вничью и проиграла всего 6 партий. AlphaZero также превзошел Stockfish в серии матчей с неравным временным контролем, уверенно обыграв программу с классическим алгоритмом принятия решений, даже в условиях предоставления ей 10-кратной форы по времени на обдумывание ходов. При этом, нужно отметить, что обучение нейронной сети проводилось только в рамках правил самой игры, без подключения баз знаний с макетами игр.

Чтобы изучить каждую игру (шахматы, сёгу, го), неподготовленная нейронная сеть разыгрывает миллионы игр, играя сама с собой, совершенствуясь через процесс проб и ошибок. Такое обучение называется обучением с подкреплением (англ. *reinforcement learning*). В начале, партии разыгрываются совершенно случайно, но со временем система учится на выигрышах, проигрышах и ничьих, чтобы скорректировать параметры нейронной сети, что повышает вероятность выбора выигрышных ходов в будущем. Количество тренировок, необходимых для полного обучения сети, зависит от стиля и сложности игры: примерно 9 часов для шахмат, 12 часов для сёги и 13 дней для игры в го.

Обученная сеть в своей работе использует алгоритм поиска, известный как дерево поиска Монте-Карло (англ. *Monte-Carlo Tree Search, MCTS*), позволяющий выбирать наиболее многообещающие ходы в играх. Для каждого хода AlphaZero ищет только небольшую часть возможных позиций, по сравнению с шахматной машиной. В шахматах, например, AlphaZero ограничивается лишь 60 тысячами позиций в секунду, тогда как Stockfish – примерно 60 миллионов.

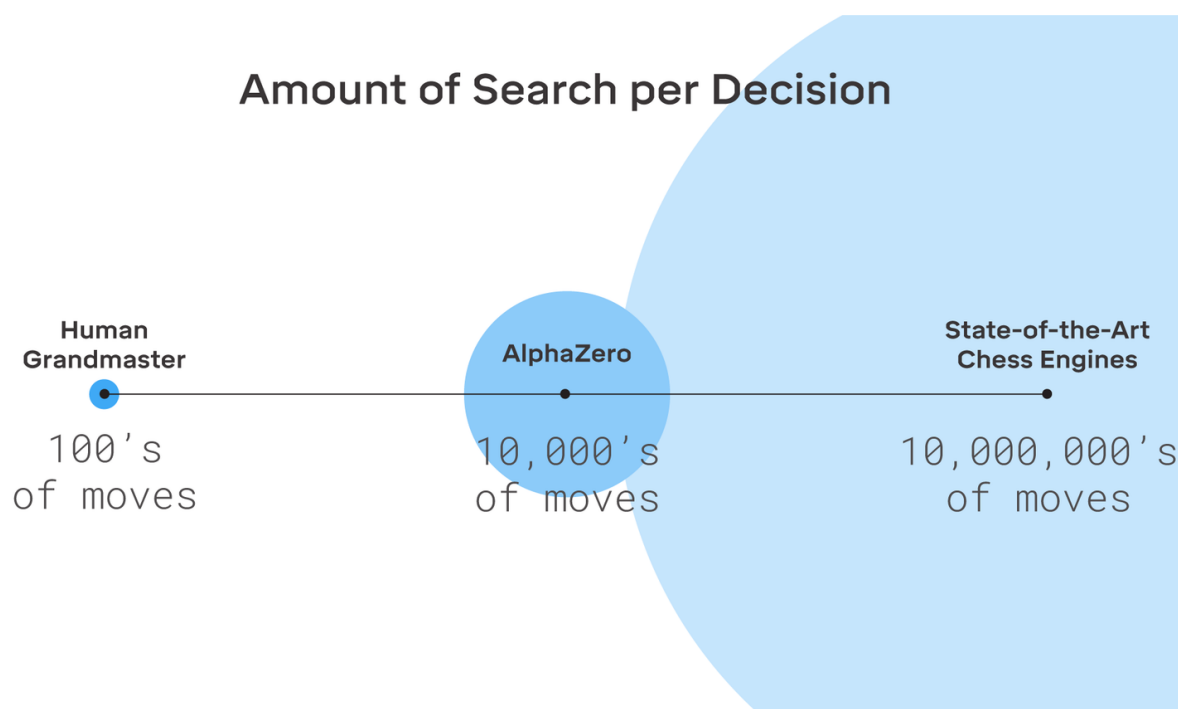


Рисунок 11 – Сравнение количества ходов, «удерживаемых в голове» грандмастера, машины AlphaZero и суперкомпьютера Stockfish (данные взяты с сайта компании DeepMind) [43]

§10 Сверхпроводниковые решения для реализации ИНС

Первым устройством, функционирование которого полностью основывалось на использовании технологии полупроводников, стал электронный настольный британский калькулятор ANITA Mark VII, выпущенный в 1961 году. Примерно в то же время Фрэнк Розенблатт представляет миру электронную машину «Марк-1» – первый электронный нейросетевой компьютер [108], а Брайан Джозефсон – теоретические основы для создания сверхпроводникового «аналога транзистора».

Использование сверхпроводниковых цифровых технологий, известных своей высокой энергоэффективностью, позволяет решить основные трудности с отведением энергии и высоким энергопотреблением больших нейроморфных вычислительных систем. Но в начале 90-х, когда совершались первые попытки использования сверхпроводников в создании ИНС и вычислительных машин, криогенные технологии еще не были развиты в должной мере. Из-за этого, в частности, возникали трудности при создании быстрой сверхпроводниковой оперативной памяти, оперирование которой должно проходить при низких температурах. Попытки внедрить сверхпроводниковые технологии в компьютерную технику сталкивались с проблемой, которая получила название «Von Neuman Bottleneck» (дословно: «узкое горлышко

Фон Неймана»⁶). Впервые эта проблема возникла при совмещении обычных сверхпроводниковых компьютеров с кремниевой (полупроводниковой) памятью, которая в силу своей природы не может эффективно функционировать при криогенных температурах, в то время как для корректной работы логических сверхпроводниковых гейтов они необходимы. Таким образом, получается, что области, в которых происходят логические операции, отделены от банков хранения данных (две разные технологии). Скорость процессов переключения в сверхпроводящем состоянии может достигать больших величин, однако это преимущество нивелируется подключением полупроводниковой памяти, переходом от проводников в сверхпроводящем состоянии к полупроводникам в состоянии нормальном.

В 1990 году эта проблема была частично решена использованием оптических кабелей [44]. Однако их пропускная способность и большое время задержки не шли ни в какое сравнение с возможностями сверхпроводников: 10^{-3} - 10^{-6} секунды против 10^{-9} - 10^{-12} секунды.

В 1992 году командой японских ученых, возглавляемой *Yoshinao Mizugaki*, была предложена концепция сверхпроводниковой нейронной ячейки с использованием тока флаксонов, которые играли роль нейронных импульсов (по аналогии с тем, как общаются между собой нейроны в человеческом мозге). В этой схеме «пороговый элемент» – нейрон – состоял из двух связанных джозефсоновских передающих линий (англ. *JTL*, рисунок 12), подключенные друг к другу через резисторы, величина проводимости которых выступала синаптическим весом (см. рисунок 13).

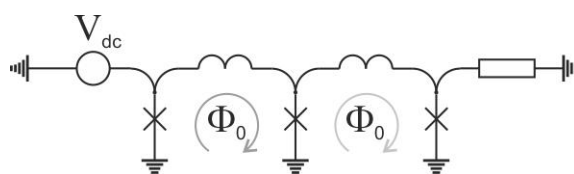


Рисунок 12 – Джозефсоновская передающая линия

С помощью такого устройства удалось создать двух-битный АЦП (аналогово-цифровой преобразователь) по схеме сетей Хопфилда для решения некоторых задач оптимизации (см. рисунок 14). Надо заметить, что это были первые экспериментальные результаты по изучению работы интегрированной сверхпроводниковой нейронной сети. Далее они улучшили дизайн ячейки [45], однако недостаток структуры такого типа остался – работа подобного нейрона основана на возникновении напряжения на элементе сопротивления, что ведёт к дополнительной диссипации энергии и снижению уровня энергоэффективности.

⁶ Bottlenecking или *узкое место* – это явление, при котором производительность или пропускная способность системы ограничена одним или несколькими компонентами или ресурсами. В соответствующем англоязычном термине (англ. *bottleneck*) прослеживается аналогия с горловиной бутылки, узость которой не позволяет вылить или высыпать всё её содержимое сразу, даже если её перевернуть. При увеличении её ширины увеличивается и скорость, с которой бутылка опустошается.

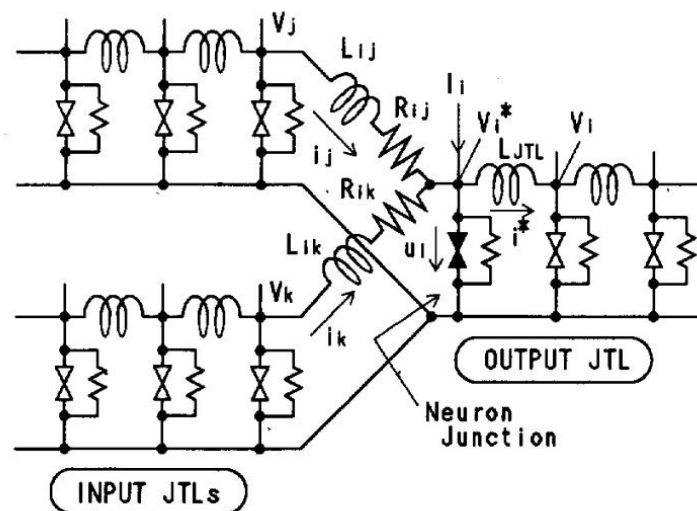


Рисунок 13 - Эквивалентная схема сверхпроводникового нейрона с фиксированными синаптическими весами [45]

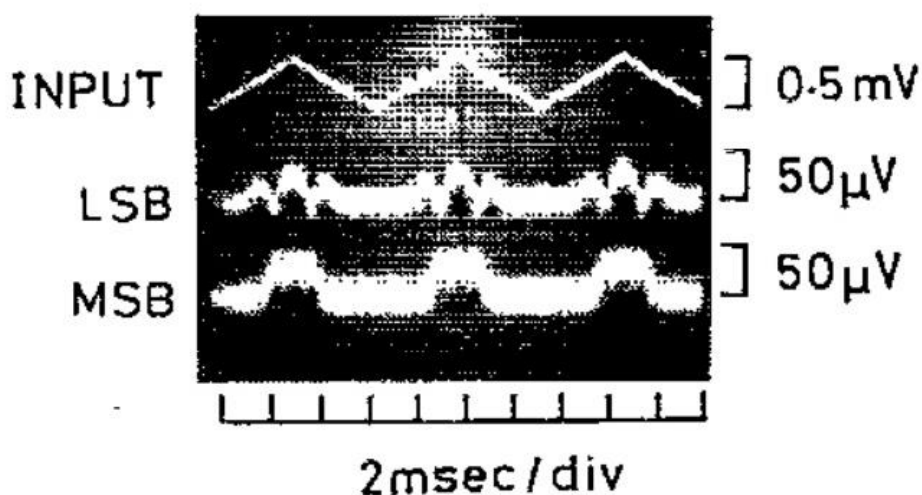


Рисунок 14 - Экспериментальные результаты работы двух битного АЦП сверхпроводящей нейронной сети [45]

В 2014 году выходит интересная и важная работа за авторством Т. Onomi и К. Nakajima, посвященная новой сверхпроводниковой ячейке и ее применению в решении комбинаторных задач оптимизации, в частности задачи *N ферзей*⁷ [46]. На рисунке 15 изображена схема нейрона, которую они использовали для решения задачи 4 ферзей и его функция активации. Моделирование показало работоспособность такой системы – она успешно справилась с оптимизацией (см. рисунок 16). Однако, как и в случае с нейроном Yoshinao Mizugaki – функционирует она в резистивном режиме.

⁷ Задача о восьми ферзях — широко известная задача по расстановке фигур на шахматной доске. Исходная формулировка: «Расставить на стандартной 64-клеточной шахматной доске 8 ферзей так, чтобы ни один из них не находился под боем другого». Подразумевается, что ферзь бьет все клетки, расположенные по вертикалям, горизонталям и обеим диагоналям. Обобщение задачи — расставить максимальное количество взаимно не бьющих друг друга ферзей на прямоугольном поле, в частности, квадратном поле, со стороной N .

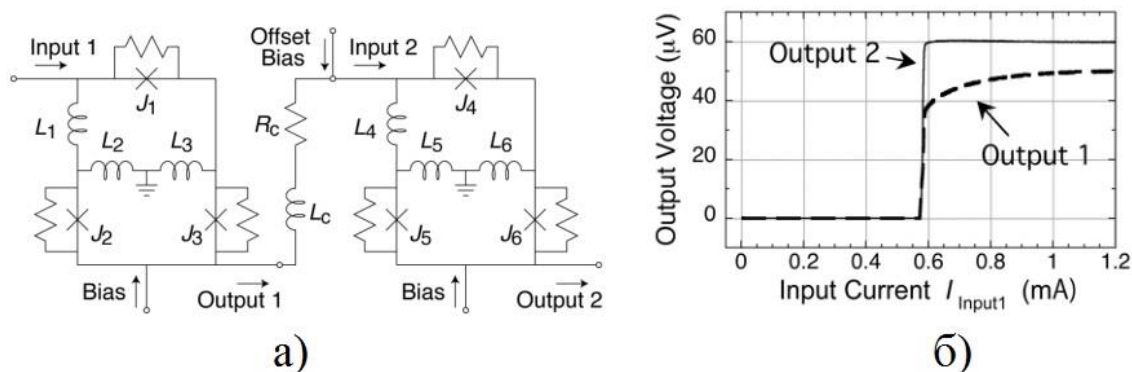


Рисунок 15 – а) Схема нейрона. б) Результаты моделирования [46]

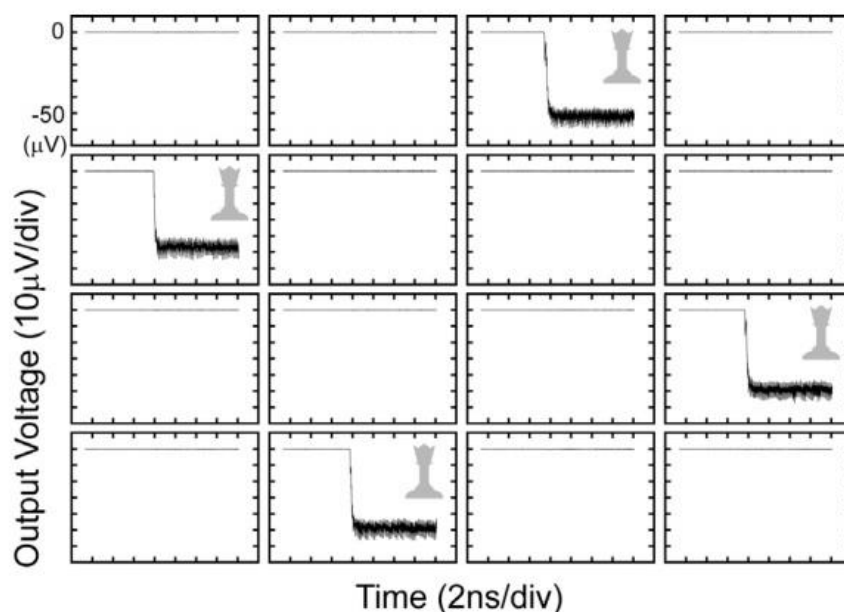


Рисунок 16 – Результаты моделирования нейронной сети для решения комбинаторной задачи оптимизации 4 ферзей [46]

Важную часть современных исследований занимают *нейроморфные сети*, ярким представителем которых выступают сверхпроводниковые спайковые ИНС [48]–[52], призванные максимально приблизиться и воспроизвести биологические нейронные системы. Биологические нейронные системы характеризуются сложными коммуникациями на основе импульсов (спайков), совместным размещением памяти и блока обработки информации, пластичностью и чрезвычайной сложностью. Спайковые нейросети способны работать на предельных скоростях (>100 ГГц) и при сверхнизком энерговыделении ($<10^{-20}$ Дж/импульс), поэтому системы, которые используют асинхронные спайки для передачи данных и не требуют обучения с учителем, крайне востребованы. Сверхпроводниковые спайковые сети так же должны помочь углубить понимание процессов, протекающих в нейронных системах живых организмов.

Так, в работе [49] была предложена схема искусственного нейрона с синапсом на базе джозефсоновских контактов, включённых в сверхпроводящее кольцо (см. левая часть

рисунка 17). Данная схема призвана воспроизвести основные функции биологического нейрона, такие как активация потенциалов действия (срабатывания) в ответ на входные токи или импульсы, пороговые значения входного импульса, ниже которых потенциал срабатывания не активируется, и периоды отклика после активации, во время которых трудно инициировать другой потенциал действия (от англ. *action potential* – в биологии волна возбуждений, перемещающаяся по мембране живой клетки в виде кратковременного изменения мембранного потенциала на небольшом участке возбудимой клетки [47]). Подобный джозефсоновский нейрон является представителем хорошо разработанной области RSFQ (анг. *rapid single flux quantum*) схемотехники. Выбор именно такого подхода продиктован крайним сходством функционирования подобных устройств с прохождением нервных импульсов в живых нейронных системах. Анализ схемы показывает, что такой нейрон действительно способен воспроизвести основные химические процессы, протекающие в «живых» нейронах. На рисунке 18 показано синаптическое поведение для ингибирующей и возбуждающей связей в двух связанных нейронах.

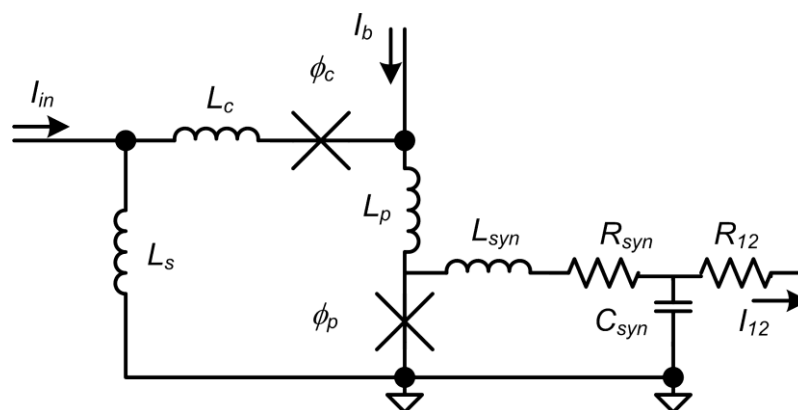


Рисунок 17 – Схематическое изображение джозефсоновского нейрона на базе RSFQ [49]

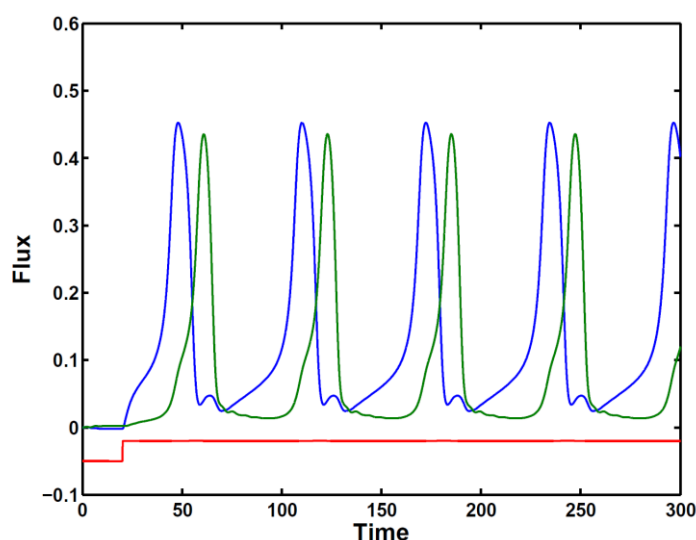


Рисунок 18 – Возбуждение в синаптической связи. «Голубой» нейрон активирует «зелёный» нейрон [49]. По осям отложены нормированные величины: поток нормирован на квант магнитного потока Φ_0 , а нормированное время

вычисляется по следующей формуле $\tau^2 = t^2 \cdot \frac{\Phi_0 C}{2\pi I_C}$, где I_C – критический ток джозефсоновского контакта

Следующим шагом на пути развития спайковых ИНС стало применение магнитных джозефсоновских контактов (англ. *Magnetic Josephson Junction, MJJ*) [133], позволяющие более гибко настраивать нейронную ячейку за счёт возможности воздействовать на критический ток самого перехода. На *рисунке 19* представлена предлагаемая в работе [50] базовая ячейка нейроморфных схем – искусственный нейрон с синапсом. Здесь джозефсоновский переход в левой части моделирует работу входного «нейрона» и так же, как и в предыдущей работе, основан на принципе действия RSFQ [50], [51], [96]. Кроме того, в [50] была спроектирована нейронная сеть на архитектуре персептрона, содержащая 9 входных нейронов, 27 нейронов скрытого слоя и 3 выходных нейрона. Параметры данной нейронной сети подбирались программным методом (обучение проводилось искусственно) для распознавания трёх различных букв – *z*, *v*, *n*. Работа получившейся нейронной сети, использующей разработанный нейроморфный нейрон показаны на *рисунке 20*. Здесь представлены результаты теста распознавания изображения, пройденного за 89 нс, где буквами показаны выходные напряжения на каждом выходном нейроне. Таким образом, удалось показать, что при физически реализуемых параметрах системы, возможно решить простую задачу классификации. При этом, энерговыделение при распознавании одного входного изображения составило меньше 2 аДж.

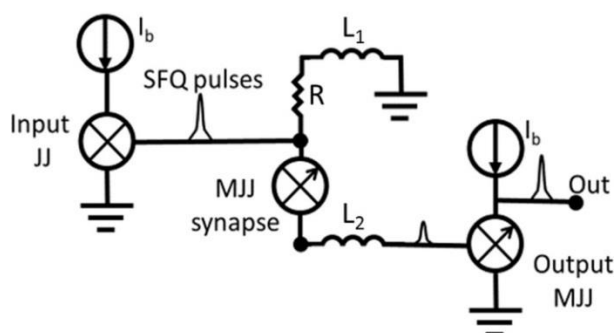


Рисунок 19 – Схематическое изображение нейроморфного нейрона на JJ (слева), соединённого через синапс на магнитном джозефсоновском контакте с выходным нейроном MJJ [50]

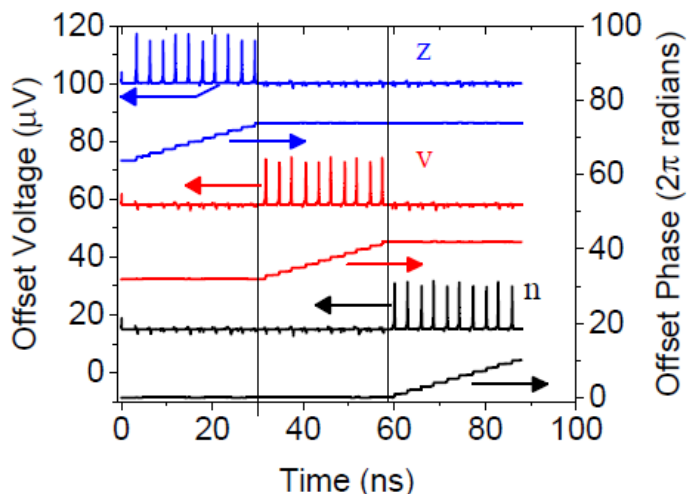


Рисунок 20 – Результаты моделирования спайковой нейронной сети с использованием MJJ [50]

Существует возможность реализации спайковой сверхпроводниковой ИНС с использованием нанопроволочек, что было показано в работе [52]. Интересной особенностью данной работы является то, что с помощью сверхпроводниковых нанопроволочек возможно реализовать не только нейроны, но и синапсы и линии передачи данных (аксоны).

Стоит отметить также гибридный подход в реализации сверхпроводниковых нейронных сетей, связанный с привлечением достижений областей оптики и интегральной фотоники [154]-[158] (*J. M. Shainline* и *S. Buckley*). В данном подходе, нелинейные свойства, присущие нейронам, реализуются посредством сверхпроводниковой технологии, в то время как линейные элементы – *синапс*, *аксон* – используют микроволновые волноводы. Кроме того, для интеграции таких разных областей требуется некоторый интерфейс, роль которого на себя берут детектор одиночных фотонов и pTrop.

Приведённые данные свидетельствуют о том, что использование именно сверхпроводниковых решений, для реализации ИНС может быть оправдано. Такие показатели как энергоэффективность и быстродействие на много порядков превосходят существующие аналоги, построенные с использованием транзисторов и CMOS технологии. Так, обсуждающийся выше процессор компании IBM TrueNorth выделяет 26 пДж на одну операцию. При этом, при увеличении частоты следования импульсов эта цифра экспоненциально возрастает и может достигать сотен пДж [25]. Одновременно с этим, современное развитие сверхпроводниковой технологии позволяет не только проводить логические операции на частотах порядка 5-50 ГГц, выделяя при этом 10^{-19} – 10^{-20} Дж (0.1–0.01 аДж), но и стремится к уменьшению размеров самих логических устройств, за счёт уменьшения основного элемента сверхпроводниковой логики – джозефсоновского контакта, характерная площадь которого составляет на 2020 год 0.2 мкм^2 (порядка размера 1 транзистора при 28 нм технологическом процессе). Оценки на создание сверхпроводникового аналога тензорного процессора Google TPU3⁸ [26] на базе стандартной библиотеки элементов показывают, что сверхпроводниковый тензорный процессор будет обладать на два порядка более высокой производительностью (10^{16} операция в секунду на 1 чипе) и на три порядка лучшей энергоэффективностью (~500 аДж на одну операцию). С учётом затрат энергии на охлаждение, преимущество в энергоэффективности составит один порядок. Объединение четырех процессорных чипов на единой плате с последующим объединением 25 плат в стойке, аналогично подходу Google, позволит достичь производительности сверхпроводящего вычислительного комплекса на уровне 10^{18} операций в секунду (соответствует суперкомпьютеру эксафлопсного класса) [137].

⁸ <https://cloud.google.com/tpu>

§11 Квантовые нейронные сети

Ясная формулировка концепции квантовой нейронной сети (КНС) была впервые изложена в [53] в 1995 году и представляла собой объединение идей обычных нейронных сетей и парадигмы квантовых вычислений. Тогда под квантовыми вычислениями или же квантовым нейронным компьютером понималась полносвязная сеть, описываемая общей волновой функцией. Это значит, что использующиеся в обычной нейронной сети сигналы, поступающие на вход нейрона, заменяются на квантовые состояния, обладающие амплитудой и фазой. Здесь можно провести некоторую аналогию с оптическими нейронными сетями, если не брать во внимание нелинейные эффекты [54]. Результатом работы такой сети должно быть также квантовое состояние, являющееся суперпозицией входящих состояний. По аналогии с обычной искусственной нейронной сетью (ИНС), КНС обладает весами, однако в данном случае они являются комплексными величинами и могут меняться в процессе обучения. Данное обстоятельство позволяет не только изменять амплитуду входных состояний, но и сдвигать их по фазе. Идея КНС состоит в поиске минимума некоторой целевой функции путем адиабатической эволюции квантовой системы из специально подготовленного начального состояния, в конечное состояние, реализующее минимум данной целевой функции. Другими словами, если представить КНС в виде многомерной потенциальной поверхности, то в процессе эволюции, система должна *протуннелировать* в то состояние, которое будет отвечать минимуму своей потенциальной энергии.

Важным отличием квантовой модели нейрона от классической состоит в том, что при отсутствии взаимодействия с внешней средой, т.е. при отсутствии возмущения в системе, квантовый нейрон не в состоянии предоставить нелинейную сигмоидную функцию активации на выходе нейрона: квантовая механика предполагает линейную суперпозицию входных сигналов, которая подвергается лишь линейному преобразованию [55]. Для решения данной задачи, в работе [56] авторы предлагают следующий алгоритм действий: если вектора $\vec{i}$ и $\vec{w}$ являются входным сигналом и весом соответственно, то их квантовые аналоги будут получаться при их домножении на набор квантовых базисных состояний –

$$\vec{i} \leftrightarrow |\psi_i\rangle = \frac{1}{\sqrt{m}} \sum_{j=0}^{m-1} i_j |j\rangle, \quad \vec{w} \leftrightarrow |\psi_w\rangle = \frac{1}{\sqrt{m}} \sum_{j=0}^{m-1} w_j |j\rangle,$$

где $|j\rangle \in \{|00\dots00\rangle, |00\dots01\rangle, \dots, |11\dots11\rangle\}$ и называется вычислительным базисом квантового процессора. Вводятся соответствующие унитарные операторы, один из которых переводит квантовое состояние системы из начального в конечное, а другой домножает соответствующие квантовое состояние на весовые коэффициенты и анцилла-кубит (на рисунке 21 обозначен как

b_k), тогда при измерении конечной суперпозиции состояний система будет производить нелинейную функцию активации.

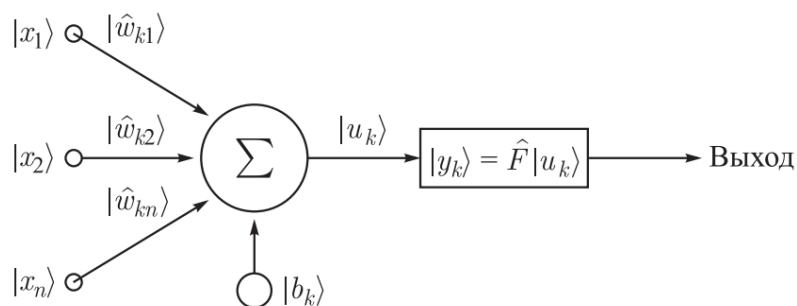


Рисунок 21 - Блок-схема квантового нейрона [56]

Впервые квантовые искусственные нейронные сети (КИНС) были систематически рассмотрены А. Нарайяном и Т. Менниром в 2000 году [57]. Там КИНС рассматривалась с позиции эксперимента и в качестве модели использовалась пластина с двумя щелями, повторяющая оптический эксперимент с интерференцией Юнга (см. рисунок 22). С тех пор было опубликовано большое количество работ, посвященных переносу и обобщению хорошо освоенных принципов и алгоритмов, использующихся в классических ИНС на случай КИНС.

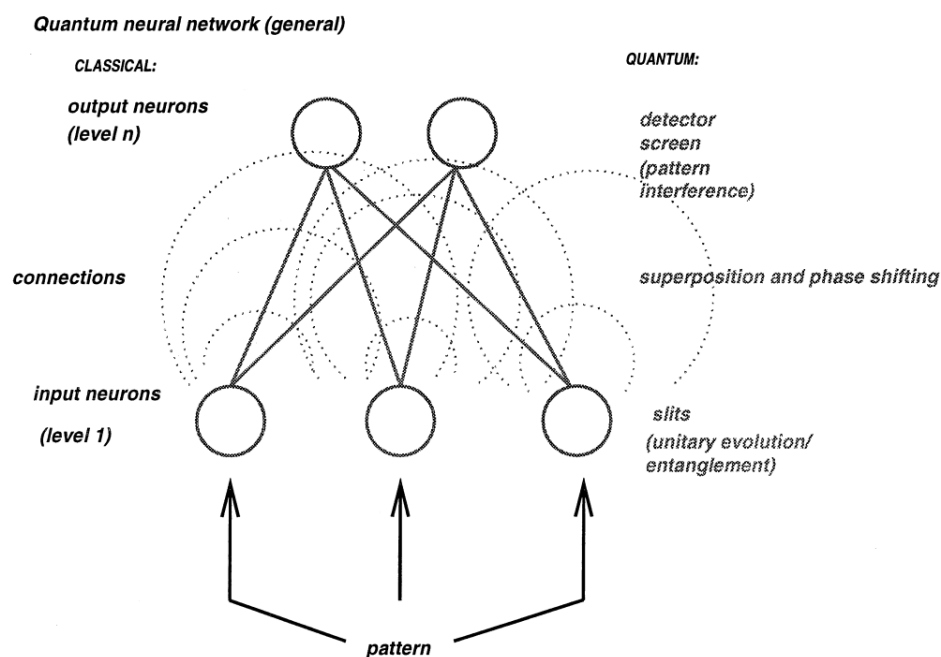


Рисунок 22 - Представление КНС в виде эксперимента с двумя щелями [57]

В последнее время интерес к КНС продолжает стремительно расти, в частности благодаря тому, что компания Google и Лаборатория Квантового Искусственного Интеллекта НАСА (NASA's Quantum Artificial Intelligence Lab) объявили, что для обработки и классификации большого объема данных и для машинного обучения они используют квантовый компьютер D-Wave [59]–[61].

Так, в работе [58] предлагается создание КНС на основе квантовых точек (КТ), которые взаимодействуют между собой посредством диполь-дипольного взаимодействия. Такая архитектура предполагает, что КТ изолированы друг от друга так, что перекрытием волновых функций, описывающих состояние каждой – можно пренебречь. Таким образом, каждую квантовую точку массива можно рассматривать независимо. Состояния КТ можно контролировать, например, с помощью ближнего поля плазмонных мод, распространяющихся по подложке, над которой находятся квантовые точки. Другим способом влияния на состояния КТ может стать использование внешнего магнитного поля, которое бы влияло на крутизну потенциальных ям.

Квантовая обработка информации (КОИ), которая подразумевает использование таких квантовых явлений как квантовая суперпозиция и квантовая запутанность, позволяет решать проблемы, которые решить методами классических вычислений весьма проблематично. Кроме того, КОИ позволяет достигнуть большей вычислительной скорости для решения соответствующих задач, таких как факторизация больших чисел [62], поиск в неотсортированной базе данных [63], сэмплирование бозонов [64], квантовая симуляция [65], решение системы линейных уравнений [66] и машинное обучение [67]. Важным прикладным аспектом КОИ так же является квантовая обработка изображений, где основной задачей является представление изображения через квантовое состояние [68]. На *рисунке 23* приведено сравнение классического метода обработки изображений, и квантового. Первым шагом является перевод или же перекодирование двумерного изображения в квантово-механическую систему. В данной работе, изображение рассматривалось как чистое квантовое состояние, т.е. кодирование значений пикселей проводилось через присваивание им некоторых амплитуд вероятности, а расположение пикселей послужило вычислительным базисом Гильбертова пространства.

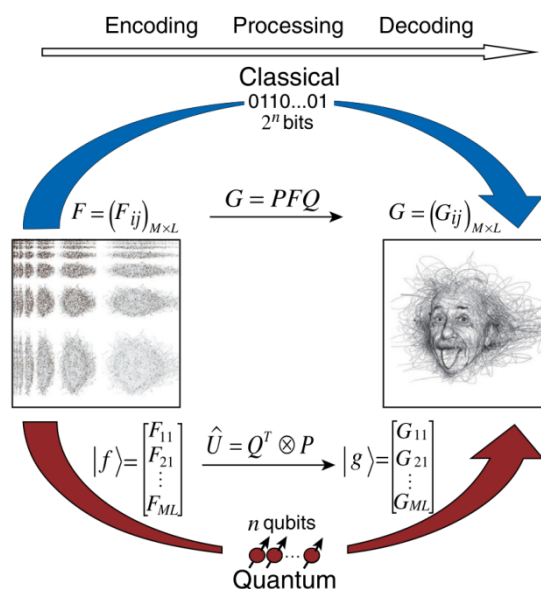


Рисунок 23 - Сравнение классической и квантовой обработки изображений [66]

В работе [87] авторы предлагают использовать в качестве КНС квантовый компьютер, причём под КНС понимаются вариативные квантовые схемы, построенные с использованием архитектуры непрерывных переменных (англ. *continuous-variable architecture*), с помощью которой квантовая информация кодируется в непрерывно изменяющихся степенях свободы, таких как амплитуда электромагнитной волны. Аффинные преобразования и нелинейные функции активации, являющиеся двумя ключевыми элементами нейронной сети, представлены в квантовой сети с помощью Гауссовых и не-Гауссовых гейтов (*Gaussian and non-Gaussian gates*) соответственно. Именно не-Гауссовы гейты обеспечивают универсальность модели и её нелинейность.

§12 Кубит – элемент квантовых вычислительных систем

Классические методы обработки информации построены на использовании бистабильных элементов (триггеры, логические вентили, ячейки памяти), для которых устойчивые состояния, кроме двух выделенных («0» и «1»), невозможны или не используются. Информация хранится в битах. Квантовые системы точно так же оперируют некоторыми базовыми элементами, являющимися квантовыми объектами, и, как следствие, обладающие некоторыми микроскопическими базисными состояниями. Таким базовым элементом выступает кубит (англ. *quantum bit or qubit*), основным отличием которого от бита классического, является возможность нахождения в суперпозиции своих базисных состояний, как если бы обычный световой рубильник мог бы фиксироваться не только в «верхнем» и «нижнем» состояниях [69], [70]. «Сверхпроводниковые искусственные атомы» являются яркими представителями кубитов – охлаждённые до температур порядка 20 мК, они становятся

квантовомеханическими осцилляторами с квантуемыми состояниями электронного заряда, магнитного потока или фазы перехода, в зависимости от параметров конкретной системы. Такие сверхпроводниковые искусственные атомы уже доказали свою полезность для нашего общего понимания процессов когеренции, квантовой механики, и атомной физики, особенно в режимах, трудно достижимых для естественных атомов и молекул [71].

За последние 15 лет, удалось достичь значительных результатов в разработке сверхпроводниковых кубитов в области увеличения значений фундаментальных параметров кубитов, таких как время энергетического распада T_1 , время свободного индукционного распада Рамси T_2 , и время распада перефокусировки Хана-эхо T_{2B} [71] (см. рисунок 24). Наибольшими достижениями может похвастаться зарядовый кубит (см. рисунок 25) (англ. *charge qubit*) [72]. Ранние демонстрации (*ящик Куперовских пар*) демонстрировали времена когерентности порядка нескольких наносекунд [73]. Однако, пройдя сложный путь модификаций: работа в нечувствительных к шуму точках смещения (квантрониум, англ. *quantronium*) [74], появление ёмкостного шунтирования (трансмон, англ. *transmon*) [75], использование двумерных [76] и трёхмерных резонаторов [77], использование альтернативной геометрии конденсатора (Иксмон, англ. *Xmon*) [78], удалось увеличить время потери когерентности до 10-100 мкс и более [78]–[81]. Однако, не смотря на данные достижения, существует ряд трудностей, таких как значительное уменьшение собственного ангармонизма зарядового кубита (разница в частотах переходов между базовыми состояниями 0, 1 и 1, 2) до 200-300 МГц для современных трансмонов, усложнение высокоточного управления и размытие частот в многокубитных системах [82].

Другой разновидностью кубитов стали потоковые кубиты (см. рисунки 25 и 26) (англ. *flux qubit*), которые развивались меньшими темпами. Ранние асимметричные схемы ограничивали времена когерентности данных устройств, однако в 2005 году, при появлении симметричной схемы, удалось достичь 0.5-5 мкс. На фоне достижений зарядового кубита, данные значения не кажутся впечатляющими, однако в виду того, что потоковый кубит необходим для систем квантовой обработки информации, его дальнейшее совершенствование крайне актуально [83].

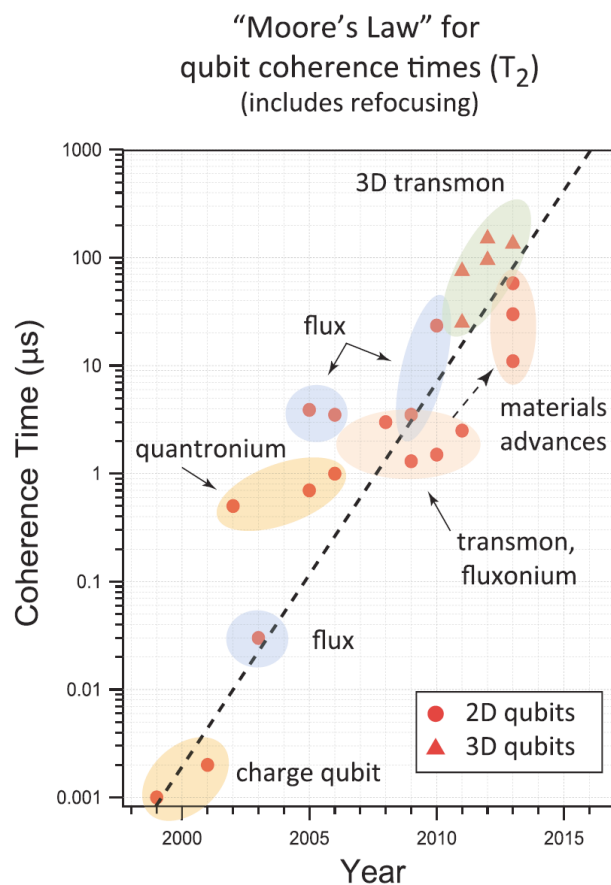


Рисунок 24 – Развитие достижений времён когерентности кубитов, напоминающий закон Мура для полупроводниковой электроники [71]

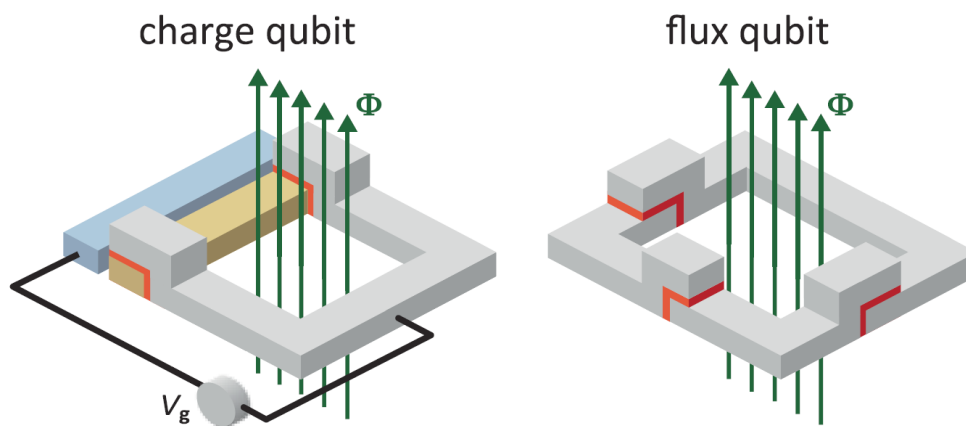


Рисунок 25 – Сверхпроводниковые кубиты: зарядовый кубит (слева) и потоковый кубит (справа) [71]

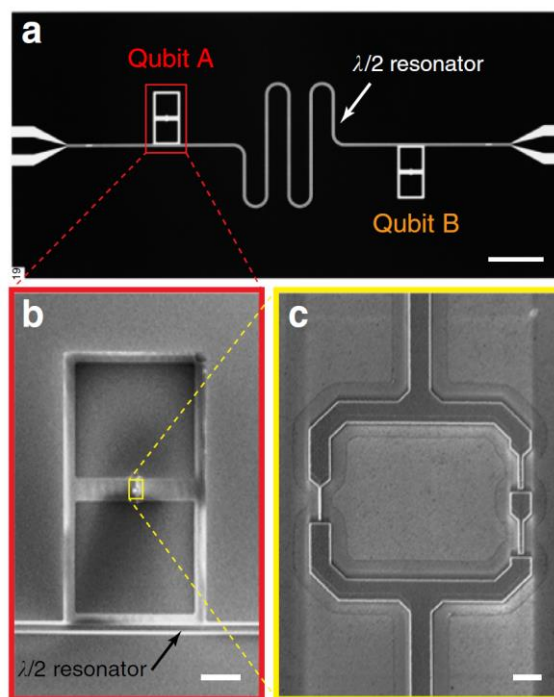


Рисунок 26 – Оптическая микрофотография чипа, содержащего два потоковых кубита и полуволновый резонатор (a); Изображение СЭМ шунтирующей ёмкости (b); увеличенное изображение потокового кубита (c) [83]

§13 Квантовые компьютеры D-Wave, Q System One и Sycamore

«Когда мы меняете свой взгляд на вещи, то, на что вы смотрите – меняется»

Макс Планк

Несмотря на очевидную производительность современных суперкомпьютеров, существует ряд сложных вычислительных задач, которые, тем не менее, представляют для них серьезную трудность. Решением данной проблемы может стать логическое развитие современных вычислительных классических полупроводниковых компьютеров – использование квантовых эффектов для ускорения вычислений. D-Wave Systems, основанная в 1999 году, стала первой коммерческой организацией по продаже компьютеров, использующих в процессе своего функционирования квантовые эффекты. Компания считает, что с помощью квантовых вычислений можно будет решить некоторые из самых сложных технических, научных, национальных и коммерческих проблем, с которыми сталкиваются всемирные организации. Среди клиентов D-Wave Systems числятся такие гиганты как Lockheed Martin, Google, NASA Ames, Volkswagen, DENSO, USRA, USC, Los Alamos National Laboratory, и Oak Ridge National Laboratory.

Квантовый компьютер D-Wave использует квантовую динамику для ускорения и создания новых методов для решения задач дискретной оптимизации, сэмплирования, материаловедения и машинного обучения (см. рисунок 27). В процессе функционирования D-

Wave лежит процесс, называемый квантовым отжигом, который использует естественную тенденцию квантовых систем реального мира находить состояния с наименьшей энергией системы. Задачу оптимизации можно представить в виде некоторой многомерной местности с пиками и долинами, где каждая координата представляет собой возможное решение, а ее высота представляет его энергию. Лучшим решением станет то, что будет обладать наименьшей энергией, соответствующей самой низкой точке в самой глубокой долине такой многомерной местности.

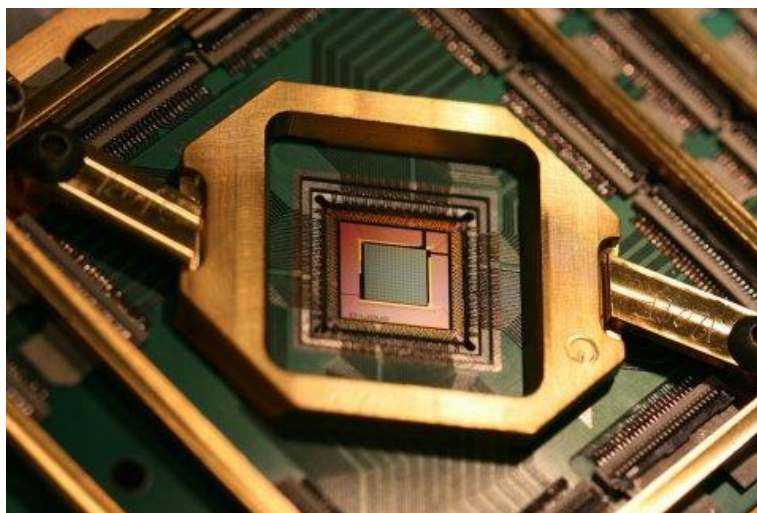


Рисунок 27 – Центральный процессор пятой генерации квантовых компьютеров D-Wave – Advantage, представленной в 2019 году, состоящей из 5000 кубитов и обладающей новой архитектурой Pegasus, которая обеспечивает лучшую связность для более эффективного решения задач

D-Wave разработала и выпустила четыре поколения квантовых систем и удваивала число кубитов в последующих поколениях. Всего было выпущено 4 поколения: D-Wave One (2011 год, 128 кубитов), D-Wave Two (2013 год, 512 кубитов), D-Wave 2X (2015 год, 1152 кубитов) и D-Wave 2000Q (2017 год, 2048 кубитов). Кроме того, D-Wave Systems запустила облачный сервис Leap, обеспечивающий пользователям со всего мира доступ к квантовому компьютеру. Благодаря такой политике уже разработано более 200 приложений в различных областях: оптимизация, машинное обучение, распознавание и анализ изображений, выделение аномалий и отличительных особенностей, кибербезопасность, анализ финансов, проверка и подтверждение программного/аппаратного обеспечения, биоинформатика и исследование рака, анализ дорожного трафика, исследование производственных процессов, размещение рекламы в интернете [84].

Однако, D-Wave Systems не единственная компания, занимающаяся разработкой квантовых компьютеров. Серьезным игроком на данной сцене выступает IBM Research. В 2016 году компания запустила *IBM Q Experience* [85] онлайн платформу, позволяющая пользователям со всего мира получить доступ к работе с квантовым процессором. Изначально,

идеальный квантовый компьютер может решить данную задачу гораздо быстрее существующих суперкомпьютеров. Важно, чтобы все кубиты находились в состоянии квантовой запутанности. Этого достичь довольно трудно, так как нужно максимально исключить взаимодействие системы с внешней средой⁹.

Первым коммерческим квантовым компьютером от компании IBM стал 20-кубитный компьютер IBM Q System One¹⁰ (см. рисунок 29). Данной вычислительной мощности должно хватить (количество информации 2^{20} бит), чтобы работать со скоростью лучших современных суперкомпьютеров, занимающих сотни квадратных метров, в то время как представленный квантовый компьютер занимает кубический объем $(2.74 \text{ м})^3$.

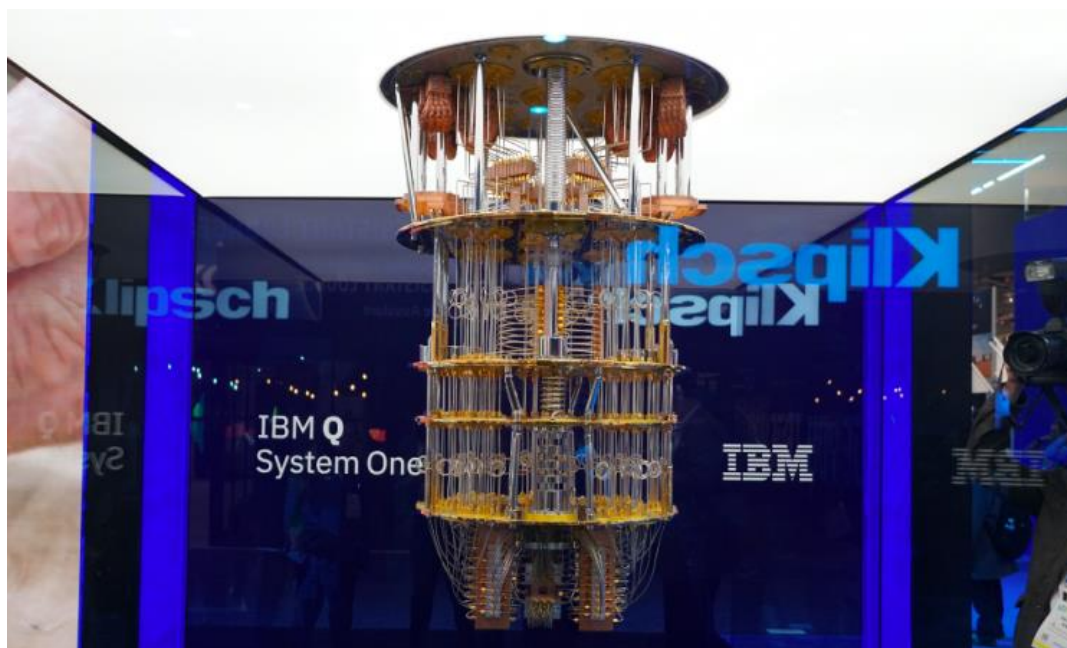


Рисунок 29 – IBM Q System One на международной выставке электроники CES 2019

Основой квантовых систем IBM является трансмон-кубит. Поколения удачных квантовых процессоров IBM показали перспективность и потенциал использования сверхпроводниковых трансмонных кубитов в качестве базы для электрически управляемых твердотельных квантовых компьютеров. Трансмонный кубит представляет собой некоторое подобие искусственного атома, состоящего из ниобиевого конденсатора и джозефсоновского контакта. Система поддерживается при температуре 0.015 K.

Использование IBM Q System One и квантовых компьютеров IBM в целом предоставляет возможности для решения большинства ресурсоёмких задач химии и молекулярного моделирования, оптимизации, машинного обучения.

⁹ <https://www.forbes.ru/tehnologii/371669-ibm-protiv-d-wave-nastupila-li-era-kvantovyh-kompyuterov>

¹⁰ <https://www.sciencealert.com/ibm-unveils-a-quantum-computer-that-will-be-available-to-businesses>

В целом, в области квантовых вычислений ведётся активное развитие и широкие исследования, не только крупными исследовательскими лабораториями, но и небольшими научными группами. На мировую арену квантовых вычислений постепенно выходят и другие гиганты, такие как Google (квантовый компьютер Sycamore) [105], Microsoft (гибридный квантово-классический компьютер) [106] и Intel (квантовый чип «Horse Ridge» [107]).

«Квантовый искусственный интеллект улучшит наиболее значимые виды человеческой деятельности, позволяя в большей степени открыть окружающий нас мир»

(Невен Хартмут, Технический директор Google AI Quantum).

В 2019 году подразделение Google AI Quantum представила миру подтверждение существования квантового превосходства (*quantum supremacy*) в лице процессора Sycamore, состоящего из связанных между собой 53 кубитов [108] (см. рисунок 30).

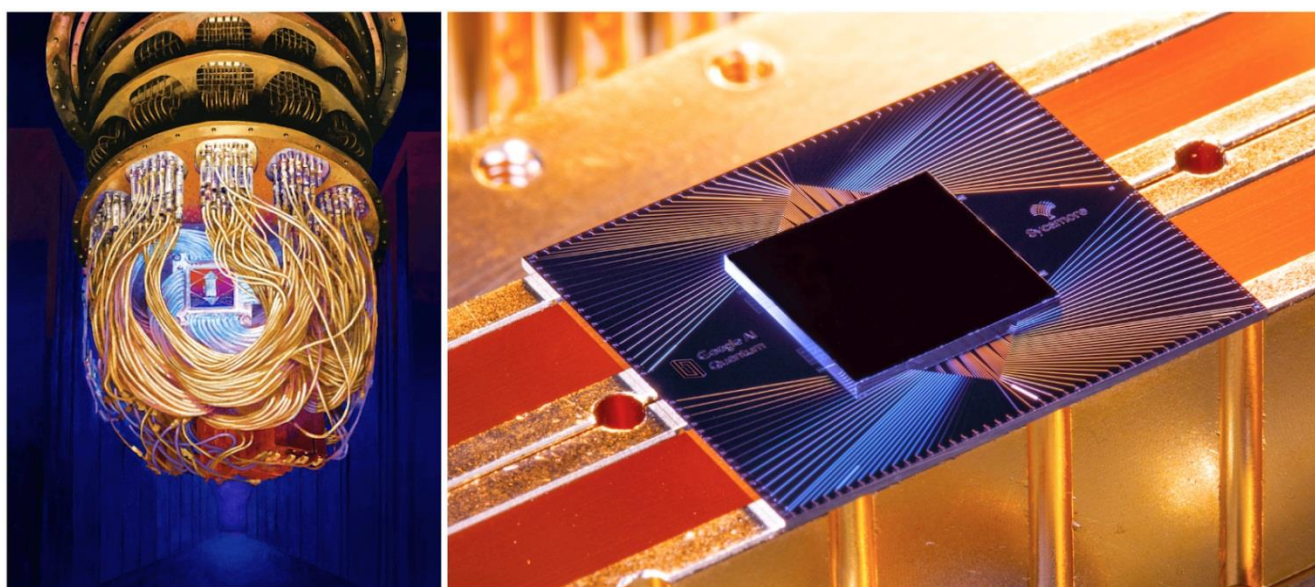


Рисунок 30 – Художественное представление процессора Sycamore, помещённого в криостат (слева) и чип Sycamore (справа)¹¹

Успехи в развитии квантовых вычислений впечатляют, однако не стоит считать, что на данный момент квантовый компьютер или вычислитель сможет решить все насущные задачи. В контексте данной работы важно, что достигнутого может быть достаточно для использования квантового вычислителя в качестве особого блока обработки информации в комплексной интегральной системе для эффективного поиска весовых коэффициентов в нейронных сетях при их обучении.

¹¹ <https://ai.googleblog.com/2019/10/quantum-supremacy-using-programmable.html>

Выводы к Главе 1

Глава 1 настоящей работы посвящена детальному обзору предмета исследований – аппаратной реализации искусственных нейронных сетей. Анализ современного состояния исследований в этой области позволяет сделать вывод о том, что несмотря на широкий интерес к развитию данной перспективной области, нарастающий на протяжении многих лет, остаётся множество до сих пор нерешённых проблем. Среди таких проблем стоит выделить следующие:

- а. Отсутствие аналоговых элементов сверхпроводниковых ИНС, способных функционировать в адиабатическом режиме и при этом являющихся относительно компактными и быстрыми. К таким элементам должны относиться: нейрон (с возможностью гибкой настройки передаточной характеристики), синапс (вес, или коэффициент передачи которого, должен варьироваться в достаточно широких пределах – быть не меньше динамического диапазона функционирования нейрона), фильтр отрицательных значений ReLU – ключевой элемент активно используемых в настоящее время свёрточных нейронных сетей.
- б. Отсутствие элементной базы для реализации аппаратной модели обучения классических типов сверхпроводниковых ИНС, включая и персептрон.
- в. Интеграции сверхпроводниковой ИНС с существующими развитыми технологиями интегральной фотоники мешают трудности с реализацией интерфейса и управляемых каналов обмена данными.

Кратко выявленную *научно-техническую проблему* можно сформулировать так: отсутствует энергоэффективная элементная база сверхпроводниковых искусственных нейронных сетей, позволяющая провести интеграцию с полупроводниковыми и оптическими техническими решениями.

Соответственно, данная работа ставит перед собой целью решение следующих задач:

- ✓ Разработать сверхпроводниковые элементы наиболее распространённых ИНС (персептрон, РБФ-сеть, свёрточная сеть). Разработанные элементы должны обладать высокой компактностью, высокой скоростью вычисления передаточной характеристики и способностью работать в энергоэффективном режиме. Предпочтительный способ передачи и обмена информацией – магнитный поток. Исследовать возможности квантового режима работы нейронов.
- ✓ Разработать методику аппаратного обучения сверхпроводниковой искусственной нейронной сети. При разработке методики ориентироваться на реализацию обучения по методу обратного распространения ошибки.
- ✓ Исследовать возможность оптимизации оптико-сверхпроводникового интерфейса и разработать методы управления волновыми пакетами в волноводных линиях передачи данных.

Глава 2. Сверхпроводниковый нейрон¹²

В 1961 году Фрэнк Розенблатт впервые представил миру электронную машину «Марк-1», которая представляла собой первую кибернетическую модель мозга, первый нейрокомпьютер, работающий по схеме персептрона [109]. С этого же времени в области аналоговой и цифровой сверхвысокочастотной (быстродействующей) электроники для телекоммуникаций интенсивно развивается направление, связанное с энергоэффективными сверхпроводниковыми технологиями. Использование специфики таких квантовых явлений, как эффект Джозефсона и макроскопическая квантовая интерференция, позволило создать достаточно чувствительные электрически-малые активные антенны [110], усилители-преобразователи для магнитной компоненты детектируемого сигнала и аналого-цифровые преобразователи [111], [112]. Попытки объединить сильные стороны джозефсоновских устройств, обеспечивающих прием и первичную обработку информации, и нейросетевых алгоритмов предпринимались достаточно давно [113]–[117]. Однако почти все существующие решения предполагают переход в процессе функционирования ячейки-нейрона (на базе джозефсоновских контактов) в резистивное состояние, когда среднее значение напряжения на элементе отлично от нуля. Данная особенность существенно ограничивает возможности для увеличения общей энергоэффективности, которые может предоставить сверхпроводниковая технология.

Являясь базовым элементом нейронной сети, нейрон играет решающую роль в особенностях её функционирования. Основная роль, выполняемая данным элементом, сводится к нелинейному преобразованию входного сигнала и его последующей передачи. Из-за большого разнообразия архитектур ИНС, вид активационной функции нейрона может меняться (см. Глава 1) в зависимости от специфики решаемой сетью задачи. В данной работе основное внимание уделено сетям, основанным на архитектуре персептрона и, следовательно, получению логистических активационных функций, что продиктовано последними тенденциями в этой области [118]–[124].

В данной главе мы рассматриваем ячейки, являющиеся модификациями параметрического квантрона (см. рисунок 31) [125]. С точки зрения передачи информации, приложенный к контуру магнитный поток φ_{ext} является входным сигналом, а ток i_{out} , циркулирующий в кольце с индуктивностью l_q – выходным сигналом (здесь мы сразу

¹² Данная Глава написана на основе следующих публикаций: **Schegolev, A. E., et al.** "Adiabatic superconducting cells for ultra-low-power artificial neural networks." *Beilstein J. Nanotech.* 7.1 (2016); **Klenov, Nikolay V., Schegolev, A. E., et al.** "Energy Efficient Superconducting Neural Networks for High-Speed Intellectual Data Processing Systems." *IEEE Trans. Appl. Supercond.* 28.7 (2018); **Soloviev, Igor I., Schegolev, A. E., et al.** "Adiabatic superconducting artificial neural network: Basic cells." *J. Appl. Physics* 124.15 (2018); **Klenov, N. V., Schegolev, A. E., et al.** "A neuron based on a single flux qubit." *Low Temp. Physics* 45.7 (2019).

воспользовались нормировкой $\varphi_{ext} = 2\pi \frac{\Phi_{ext}}{\Phi_0}$, $i_q = \frac{I_{out}}{I_C}$, $l_q = 2\pi \frac{L_q I_C}{\Phi_0}$, где Φ_0 – квант магнитного потока).

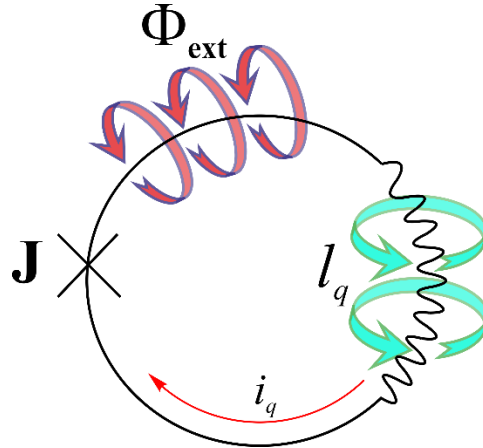


Рисунок 31 – Схема параметрического квантрона

Когда контакт включен в сверхпроводящее кольцо, то напряжение на нем может появляться только при изменении магнитного потока Φ_{ext} через контур этого кольца:

$$V = \frac{d\Phi_{ext}}{dt} \quad (1)$$

поскольку на сверхпроводящем участке кольца падение напряжения равно нулю. С другой стороны, для джозефсоновского перехода остается верным соотношение:

$$V = \frac{\Phi_0}{2\pi} \frac{d\varphi}{dt} \quad (2)$$

Теперь, соотношения (1) и (2) нужно приравнять, а затем проинтегрировать по времени. Сразу оговоримся, что константу интегрирования можно положить равной нулю. Действительно, если поля нет, т.е. $\Phi_{ext}=0$, контакт должен находиться в основном состоянии $\varphi=2\pi k$ и $I=0$. Целое число k мы всегда можем взять равным нулю, положив новую фазу равной $(\varphi-2\pi k)$, без изменения измеряемых величин. Итак, получим:

$$\varphi = 2\pi \frac{\Phi_{ext}}{\Phi_0} \quad (3)$$

Таким образом, фаза джозефсоновского контакта оказывается жестко и точно связана с полным магнитным потоком через кольцо (явление *макроскопической квантовой интерференции*). Стоит отметить, что если бы кольцо было сделано из нормального материала,

то понятие магнитного потока через него следовало бы уточнить: $\Phi_{ext} = \int_{S_R} B_n ds$ – поток оказался

бы пропорциональным площади контура интегрирования S_n . Поэтому для «толстого» кольца величина Φ_{ext} зависела бы от того, где именно внутри кольца проведен этот контур. В

сверхпроводнике такой проблемы нет, так как магнитное поле $\mathbf{B}$ проникает в толщину кольца лишь на малую глубину $\lambda \sim 10^{-5}$ см (эффект Мейсснера–Оксенфельда) и изменение контура C_n не вызывает изменение потока Φ_{ext} . Запишем теперь полный поток через сверхпроводящее кольцо и получим уравнение для потокового преобразования квантрона:

$$\Phi = \Phi_{ext} - L_q I \quad (4)$$

Учитывая уравнение (3) и ток-фазовую зависимость (ТФЗ) джозефсоновского контакта, которая есть $I_s(\varphi) = I_C \sin(\varphi)$, проводя нормировку на критический ток перехода I_C , получим искомое уравнение:

$$\varphi + l_q \cdot \sin \varphi = \varphi_{ext} \quad (5)$$

Таким образом, при отсутствии флуктуационного тока, мы получили связь внешнего и полного потоков через сверхпроводящее кольцо для квантрона [126], [127]. При $l_q < 1$ зависимость $\varphi(\varphi_{ext})$ почти линейна: $\varphi \approx \varphi_{ext}$. При увеличении индуктивности связь между φ и φ_{ext} все больше отходит от линейной, а при $l_q > 1$ зависимость $\varphi(\varphi_{ext})$ становится неоднозначной.

§1 Сигма-нейрон (S-neuron)

Первым разработанным сверхпроводниковым нейронном стала ячейка *Сигма-нейрона* (S-neuron, см. рисунок 32), которая обладала сигмоидной функцией активации, и получила отражение в работе [A2]. Идея, которую закладывали в данную структуру такова: совместить нелинейность джозефсоновского контура (квантронная часть) с линейностью контура, не содержащего в себе джозефсоновский контакт (индуктивная часть), чтобы получить передаточную характеристику, напоминающую математическую сигмоиду (см. рисунок 5).

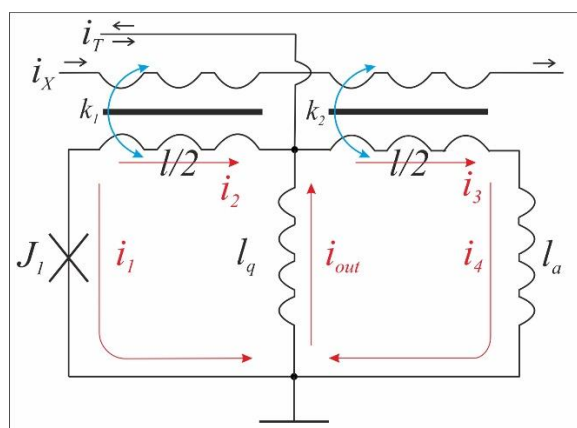


Рисунок 32 – Схема сигма-нейрона (S-neuron) [A2]

Результаты моделирования сигма-нейрона представлены на рисунке ниже (см. рисунок 33) [A2]. Передаточная характеристика данной структуры имеет периодическую

зависимость от приложенного магнитного потока (или тока) и для специально подобранных параметров схемы с хорошей точностью повторяет форму сигмоиды (см. вставку к рисунку 33).

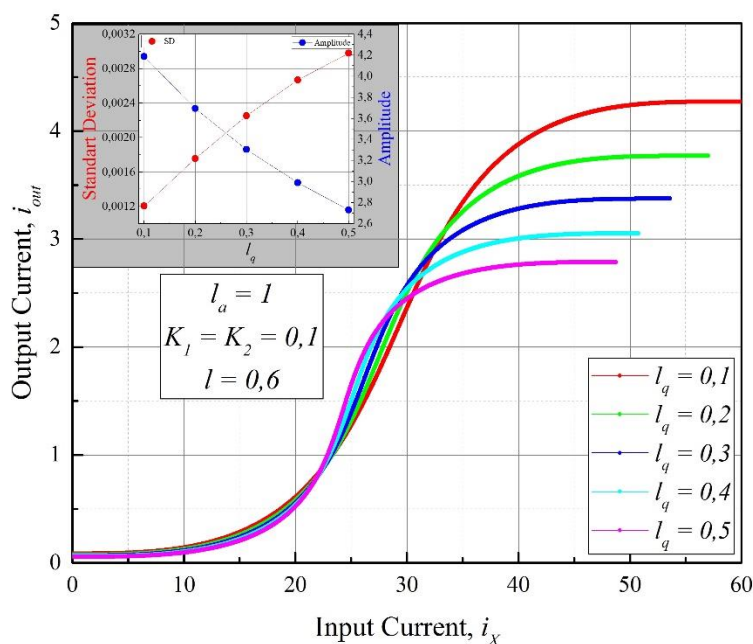


Рисунок 33 – Передаточные характеристики *S-neuron*. На вставке в углу показаны зависимости амплитуды и среднеквадратичного отклонения от математической сигмоиды от шунтирующей индуктивности l_q [A2]. Величины представлены в нормированных единицах (токи нормированы на критический ток джозефсоновского контакта)

При аналитическом описании *S-neuron* (запись уравнения баланса фаз и правил Кирхгофа) получается следующее выражение для тока i_{out} , из которого можно сделать вывод, что передаточная характеристика действительно обладает линейной и нелинейной частями.

$$i_{out} = \frac{i_x k_1 - \varphi}{l_q} - \frac{l/2}{l_q} \sin \varphi$$

При варьировании параметров системы (величин индуктивностей и коэффициентов индуктивной связи) было установлено, что l_q отвечает за амплитуду (размах) сигмоиды (имеется в виду один период передаточной характеристики) – чем больше l_q , тем больше амплитуда. Величины индуктивностей плеч и коэффициентов индуктивной связи влияют на период развертки сигмоиды, т.е. отвечают за «задержку» подаваемого потока на входе устройства. Величина l_a отвечает за наклон оси симметрии сигмоиды относительно горизонтальной оси и для наилучшего совпадения с математической кривой должна равняться единице (см. работу [A6]).

Рассмотрим, как такая система будет функционировать в динамическом режиме как часть нейронной сети. Для этого были рассчитаны динамические характеристики и диссипация энергия (см. рисунок 34б). Расчет проводился следующим образом: на вход нейрона подавался импульс тока с конечным временем нарастания и спада сигнала (см. рисунок 34в),

амплитуда которого подбиралась таким образом, чтобы в процессе моделирования, система полностью проходила свой цикл эволюции – активационную функцию.

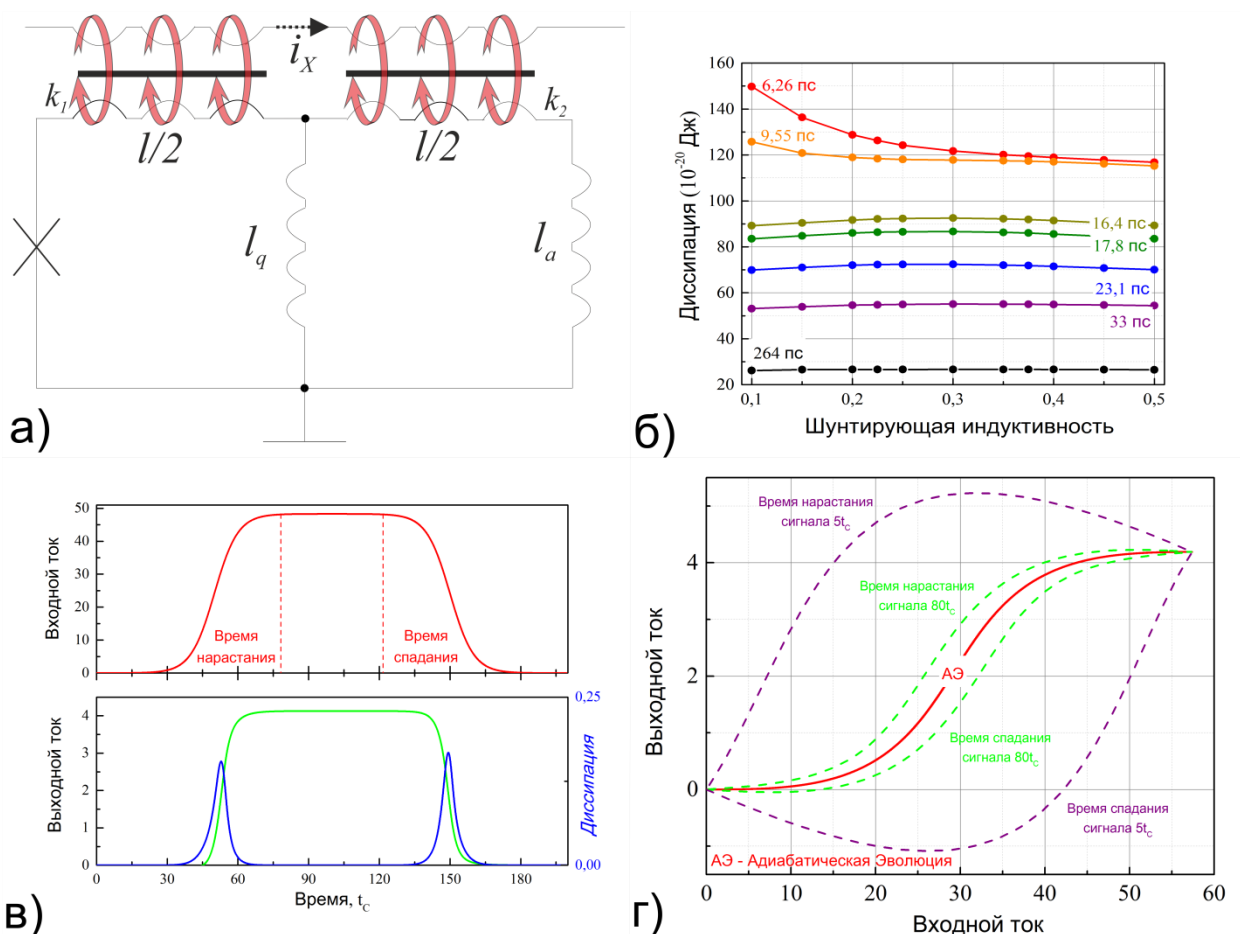


Рисунок 34 - а) Эквивалентная схема *Сигма-нейрона* или *S-neuron*; б) График зависимости диссипации энергии в системе при прохождении импульса тока с разным временем нарастания/спадания; в) Импульс тока и отклик системы на его воздействие; г) Динамическая характеристика выходного тока от входного для разных времен нарастания/спадания входного импульса тока [A5]. Величины на осях представлены в нормированных единицах

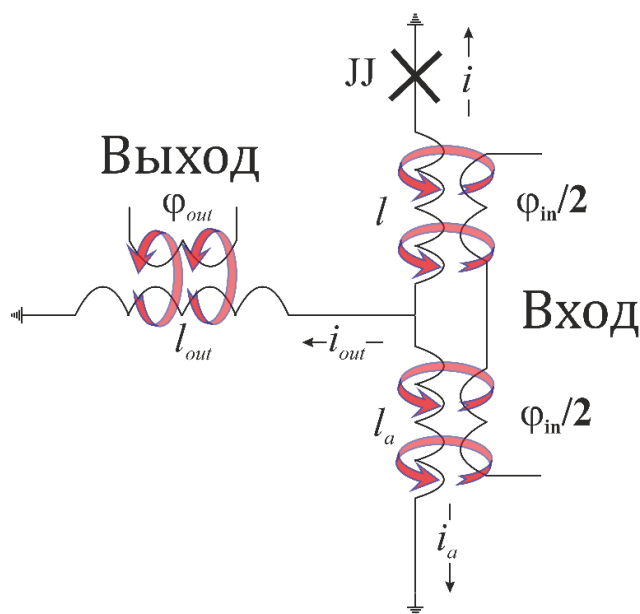


Рисунок 35 – Альтернативный вариант эквивалентной схемы ячейки искусственного Сигма-нейрона [A6]

Как видно из *рисунка 34г* – при увеличении времени нарастания/спадания входящего сигнала эволюция системы стремиться развиваться по единой траектории и при адиабатическом режиме работы (центральная линия А) достигается полное совпадение. Так происходит потому, что при неадиабатическом режиме работы (режим, соответствующий резкому увеличению/уменьшению амплитуды сигнала), возмущения, вызванные внешним воздействием, не успевают релаксировать, и система не может достигнуть минимума своей потенциальной энергии. Одновременно с этим при увеличении времени нарастания/спадания сигнала уменьшается диссипация энергии системы при прохождении одного тактового импульса (см. рисунок 34б). Наличие диссипации в системе связано с ненулевой скоростью изменения фазы джозефсоновского контакта под действием внешнего сигнала – импульса тока [А5].

Передаточная характеристика нейрона, о которой ведется речь, с точки зрения терминологии нейронных сетей, называется, активационной функцией нейрона. Увеличение скорости нарастания/спадания импульса сигнала более чем, на $50t_C$ приводит к разрушению сигмоидной функции активации ($t_C = \frac{R_N}{L_C} = \frac{\Phi_0}{2\pi I_C R_N}$) и появлению гистерезиса [А5].

Для более удобного восприятия схемы сигма-нейрона и с целью оптимизации системы, индуктивность плеча l и дополнительная индуктивность l_a были объединены в одно целое – теперь внешний поток в линейный контур ячейки полностью проходит через добавочную индуктивность l_a . Таким образом *рисунк 32* преобразуется к виду, изображенном на *рисунке 35* (из работы [А6]).

Ввиду того, что управление системой происходит с помощью магнитного потока и прямое питание током отсутствует, можно считать, что схема работает полностью в сверхпроводящем режиме (джозефсоновский контакт будет «выпускать» из себя квант магнитного потока, одновременно меняя фазу на 2π , обеспечивая среднее напряжение равное нулю), т.е. средняя скорость изменения фазы джозефсоновского контакта равна нулю, тогда уравнения, описывающие нашу ячейку будут выглядеть следующим образом:

$$\varphi + l \cdot \sin \varphi = \frac{\varphi_{in}}{2} + l_{out} i_{out} ,$$

$$\varphi + l \cdot \sin \varphi = \varphi_{in} + l_a i_a .$$

Отсюда элементарно получается выражение для выходного потока из ячейки:

$$\varphi_{out} = l_{out} \frac{\varphi_{in} - 2l_a \sin \varphi}{2(l_a + l_{out})} , \quad (6)$$

где $\varphi_{in} = 2 \left(\frac{l_a + l_{out}}{l_a + 2l_{out}} \right) \left[\varphi + \left(l + \frac{l_a l_{out}}{l_a + l_{out}} \right) \sin \varphi \right]$. Условие исчезновения производной $\frac{d\varphi_{out}}{d\varphi_{in}}$ при

$\varphi_{in} = 0$ соответствует условию на добавочную индуктивность $l_a = 1 + l$. Действительно, используя

(6), вычислим $\left. \frac{d\varphi_{out}}{d\varphi_{in}} \right|_{\varphi_{in}=0}$:

$$\left. \frac{d\varphi_{out}}{d\varphi_{in}} \right|_{\varphi_{in}=0} = 0 = 1 - 2l_a \cdot \cos \varphi \cdot \left. \frac{d\varphi}{d\varphi_{in}} \right|_{\varphi_{in}=0}. \quad (7)$$

Производную $\left. \frac{d\varphi}{d\varphi_{in}} \right|_{\varphi_{in}=0}$ можно вычислить из выражения для входного потока:

$$\left. \frac{d\varphi_{in}}{d\varphi} \right|_{\varphi_{in}=0} = 2b \cdot \left(1 + \left\{ l + \frac{l_a l_{out}}{l_a + l_{out}} \right\} \cdot \cos \varphi \right),$$

где $b = \frac{l_a + l_{out}}{l_a + 2l_{out}}$. Полученное выражение подставляем в (7):

$$b \cdot \left(1 + \left\{ l + \frac{l_a l_{out}}{l_a + l_{out}} \right\} \cdot \cos \varphi \right) = l_a \cos \varphi.$$

Так как при $\varphi_{in} = 0$ токи в системе отсутствуют, то фаза джозефсоновского контакта $\varphi = 0$.

Таким образом, получаем следующее уравнение на значение добавочной индуктивности l_a :

$$l_a^2 + l_a (l_{out} - l - 1) - (l + 1)l_{out} = 0.$$

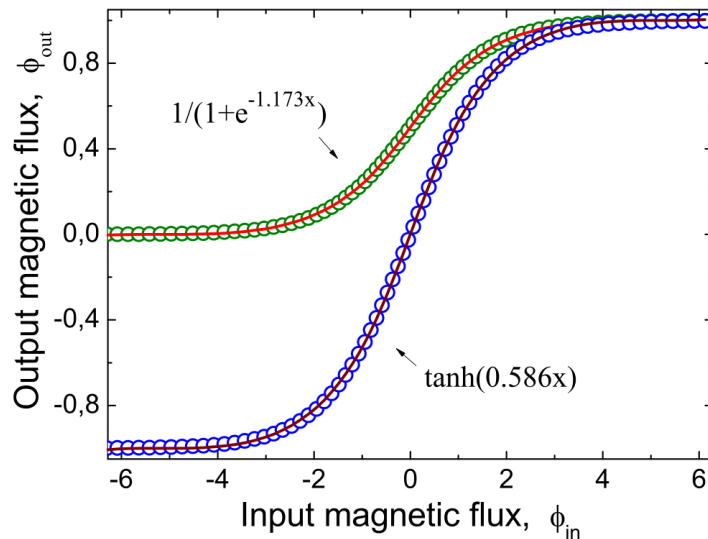


Рисунок 36 – Активационная функция Сигма-нейрона (сплошная линия), аппроксимируемая логистическими функциями (кружочки): сигмоидой и гиперболическим тангенсом. Здесь активационная функция нормирована и сдвинута дополнительным потоком так, чтобы ноль координатной сетки делил ее период ровно пополам. Значения параметров системы: $l=0.125$, $l_{out}=0.3$, $l_a=1.125$ [A6]. Величины представлены в нормированных единицах

Корни данного квадратного уравнения имеют вид: $(l_a)_{1,2} = l + 1; -l_{out}$. Для интересующего нас случая «горизонтально»-ориентированной сигмоиды, когда $\frac{d\varphi_{out}}{d\varphi_{in}} = 0$, должно выполняться условие $l_a = 1 + l$. Это условие совпадает с полученным для «старой» схемы *Сигма-нейрона* условием на наилучшее совпадение с математической логистической функцией [А6].

Аппроксимация активационной функции Сигма-нейрона логистическими функциями (сигмой и гиперболическим тангенсом) продемонстрирована на *рисунке 36*.

Сигмоидная функция активации, как правило, широко используется в тех случаях, когда данные находятся в положительной области определения функции, в то время, как гиперболический тангенс используется в качестве активационной функции для данных, имеющих своей областью значений всю числовую прямую. Приложение к ячейке дополнительного магнитного потока, приводящего к смещению фазы джозефсоновского контакта на π , позволяет сдвинуть центр нелинейного участка передаточной функции в ноль, что дает практически полное совпадение с математическими кривыми. Кроме того, является удобным инструментом для использования сигма-ячейки в качестве фильтрующего элемента ReLU, которому будет посвящена отдельная глава данной работы. Заметим, что сдвинуть центр нелинейного участка в ноль можно заменой 0-контакта на π -контакт, который обладает «отрицательной» ТФЗ: $I = -I_C \sin \varphi$.

Важным вопросом при разработке *Сигма-нейрона* является поиск оптимальных параметров ячейки для максимального приближения формы передаточной характеристики сверхпроводникового нейрона к сигмоиде – активационной функции его математического аналога. Для этого была построена область параметров, изображённая на *рисунке 37*, отображающая стандартное отклонение по формуле (8), где $\sigma(\varphi_{in}^{(n)})$ – идеальная активационная функция, вычисляемая по формуле $\sigma(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$, а $\varphi_{out}(\varphi_{in}^{(n)})$ – нормированная на единицу передаточная функция *Сигма-нейрона*. Нормировка на единицу отклика сверхпроводникового нейрона обусловлена удобством дальнейшей работы с его передаточной характеристикой. С точки зрения работы и обучения самой ИНС – не имеет особого значения, какую область значений активационной функции задавать, так как речь идёт лишь о нормировочном коэффициенте. Поэтому нормировка размаха отклика передаточной характеристики на единицу позволяет явно выделить влияние параметров ячейки на её форму. Анализ области параметров выделяет наклонную «долину» минимальных значений стандартного отклонения, начинающейся в точке $l = 0.1$, $l_{out} = 0.22$ ($SD = 4.8e-05$) и заканчивающейся в точке $l = 0.22$, $l_{out} = 0.1$ ($SD = 2.15e-05$).

$$SD = \frac{\sum_{n=1}^N \left[\sigma(\varphi_{in}^{(n)}) - \varphi_{out}(\varphi_{in}^{(n)}) \right]^2}{N} \quad (8)$$

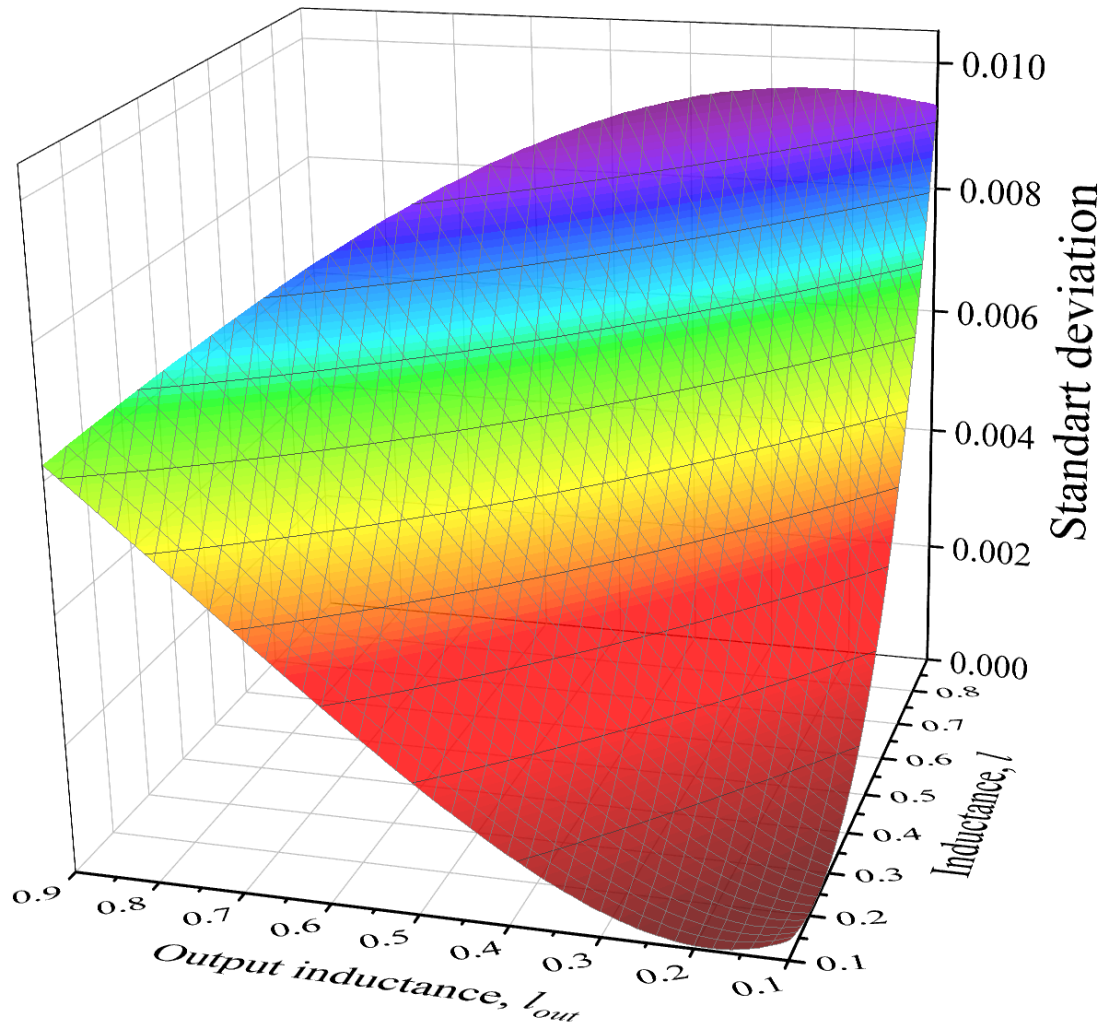


Рисунок 37 – Область параметров $\{l, l_{out}\}$ стандартного отклонения *S-neuron*, вычисленная по формуле (8).

Величины представлены в нормированных единицах

Для сравнения передаточных характеристик *S-neuron*, соответствующих различным значениям индуктивностей $\{l, l_{out}\}$, на рисунке 38 приведено семейство кривых и обозначены величины среднеквадратичного отклонения.

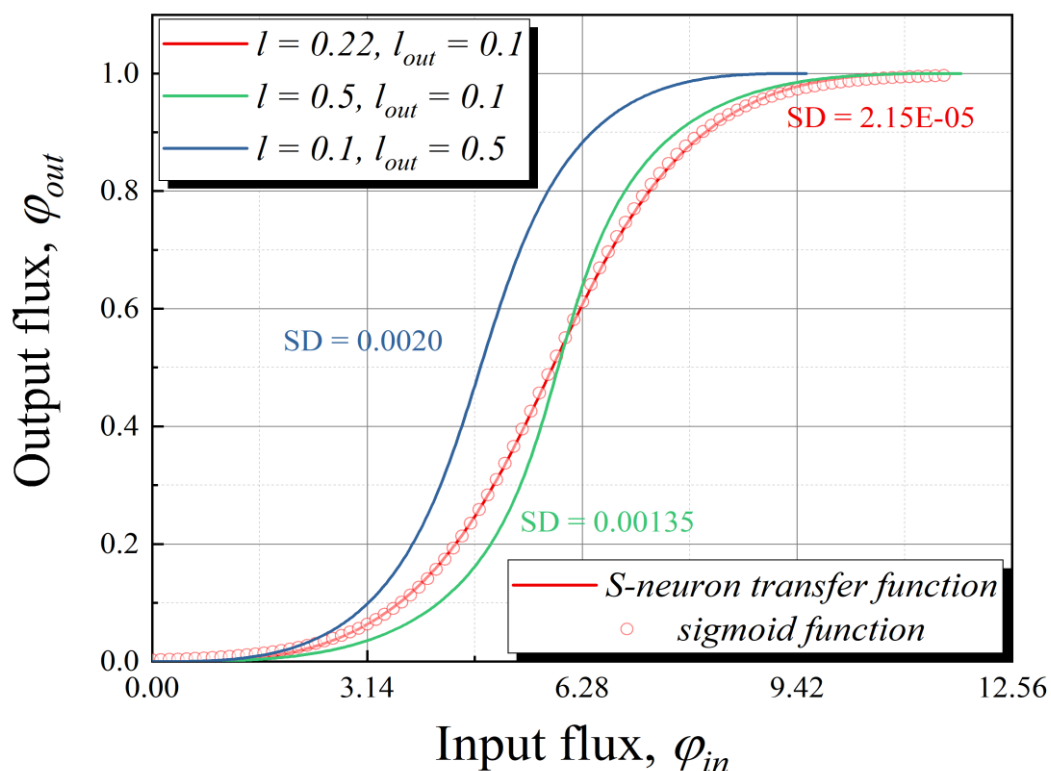


Рисунок 38 – Сравнение передаточных характеристик Сигма-нейрона, соответствующие различным парам параметров $\{l, l_{out}\}$, с сигмоидной функцией активации с приведением значения стандартного отклонения.

Величины представлены в нормированных единицах

Для переработанной схемы нейрона также был проведен анализ динамики, протекающих в ней процессов. Для этого на вход ячейки подавались трапецеидальные импульсы с различным временем нарастания/спадания T_{RF} сигнала. В виду изменения формы входного сигнала (до этого использовалась трапеция со сглаженными углами, см. рисунок 34в)), форма динамических активационных кривых немного изменилась, но общий вид, при этом, остался прежним.

При увеличении времени нарастания/спадания сигнала, режим функционирования нейрона приближается к адиабатическому (оранжевая кривая). Кроме того, пик напряжения на джозефсоновском контакте (см. вставку на рисунке 40), а, следовательно, и пик диссипации (см. вставку на рисунке 39) достигают своего максимума при половине периода передаточной функции *S-neuron*.

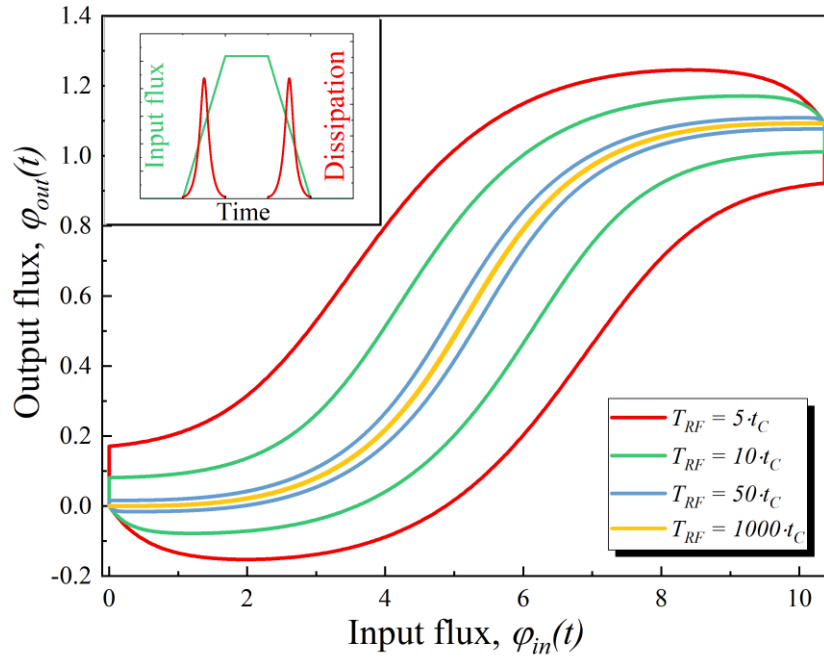


Рисунок 39 – Изображение динамических активационных функций Сигма-нейрона для различных времен нарастания/спада T_{RF} внешнего сигнала в осях входного и выходного магнитных потоков. На вставке изображен вид, поступающего на вход нейрона, магнитного сигнала (входной поток) и энергия диссипации как функции времени. Параметры системы: $l=0.125$, $l_{out}=0.3$, $l_a=1.125$. Величины представлены в нормированных единицах

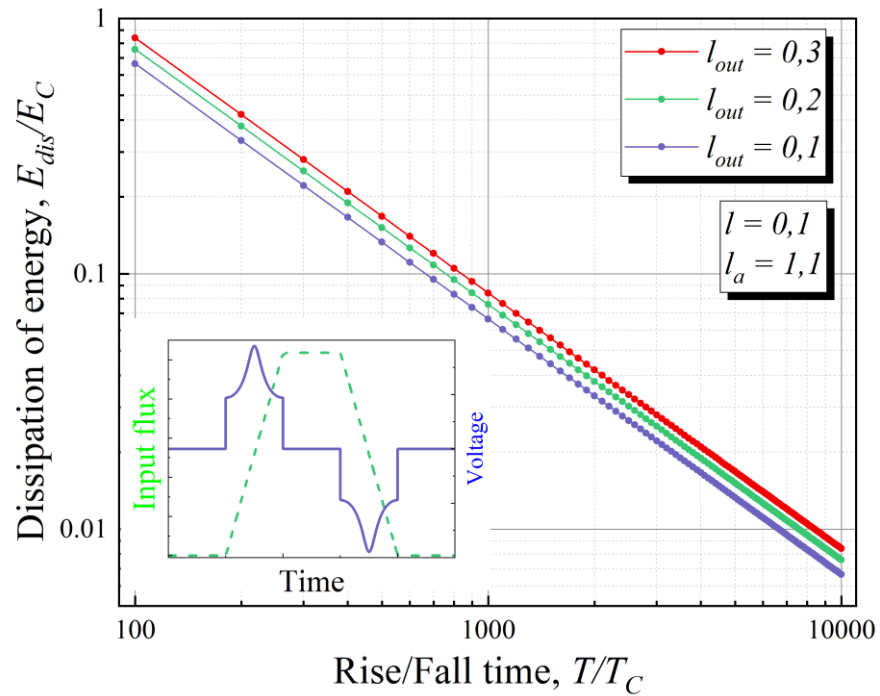


Рисунок 40 – Зависимость энергии диссипации от времени нарастания/спада T_{RF} внешнего сигнала для различных значений выходной индуктивности $l_{out}=0.1$; 0.2 ; 0.3 и значения индуктивности плеч $l=0.1$ и $l_a=1.1$. На вставке изображен вид, поступающего на вход нейрона, магнитного сигнала и напряжения, как функции времени. Величины представлены в нормированных единицах

Так, при критическом токе джозефсоновского контакта $I_C=100 \text{ } \mu\text{A}$ и $R_N=1 \text{ } \Omega$, для $T_{RF}=1000 \times T_C=3.3 \text{ } \mu\text{s}$, получаем, что энергия диссипации $E_{dis} \approx 0.08 \times E_C = 2.6 \times 10^{-21} \text{ J}$. Напомним, что предел Ландауэра гласит, что в любой вычислительной системе, независимо от её физической реализации, при потере 1 бита информации выделяется теплота в количестве по крайней мере $E_L = k_B T \times \ln 2 \text{ J}$, для температуры жидкого гелия 4.2К получаем, что $E_L \approx 4 \times 10^{-23} \text{ J}$.

§2 Экспериментальная реализация Сигма-нейрона

Представленный в данной главе *S-neuron* для сетей типа многослойного персептрона способен продемонстрировать высокий уровень быстродействия и энергоэффективности. Кроме того, гибкость, с которой можно влиять на форму выходного сигнала данного устройства с использованием минимального набора параметров, позволяет добиться такой передаточной функции, которая максимально близко повторяет математическую логистическую функцию.

При практической реализации *S-neuron* возможно использование слоистой тонкоплёночной структуры для джозефсоновского контакта, которая содержит: нижний сверхпроводящий электрод, нанесенный на нижний сверхпроводящий электрод слой изолятора, верхний сверхпроводящий электрод с токоподводами, нанесенный на слой изолятора.

В качестве материала нижнего и верхнего сверхпроводящего электрода, всех сверхпроводящих слоев может быть использован либо ниобий, либо соединения на основе ниобия (например, NbN, NbTi), либо алюминий, либо сплав на основе алюминия. В качестве материала слоя изолятора в составе джозефсоновского контакта может быть использован оксид алюминия Al_2O_3 , который может быть заменен металлическими соединениями с высоким удельным сопротивлением (например, Nb_3Si). Толщина нижнего сверхпроводящего электрода и верхнего сверхпроводящего электрода составляет, как правило, от 50 до 500 нм, толщина слоя изолятора – от 1 до 20 нм [П1].

Для практической реализации разработанного устройства был спроектирован шаблон (см. рисунок 42) для литографии, схематически описываемый схемой на *рисунке 41*. Здесь цифрами обозначены следующие элементы: 1 – джозефсоновский контакт; 2 – основная индуктивность; 3 – вспомогательная индуктивность ($L_q + L_{in2}$); 4 – шунтирующая индуктивность; 5 – средство задания магнитного поля, связанное индуктивным образом с основной и вспомогательной индуктивностями; 6 – средство детектирования величины протекающего тока, связанное индуктивным образом с шунтирующей индуктивностью (все индуктивные элементы выполнены в виде слоев сверхпроводникового материала).

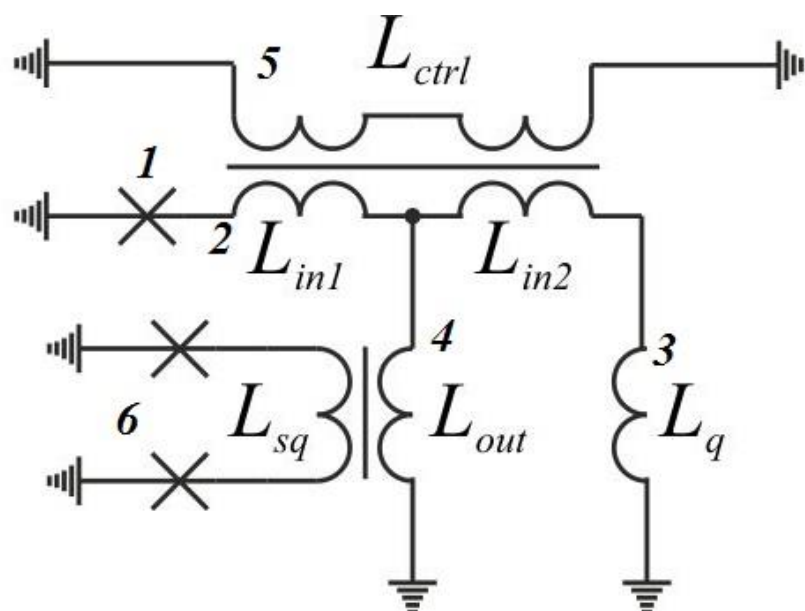


Рисунок 41 – Электрическая схема разработанного нейрона [П1]

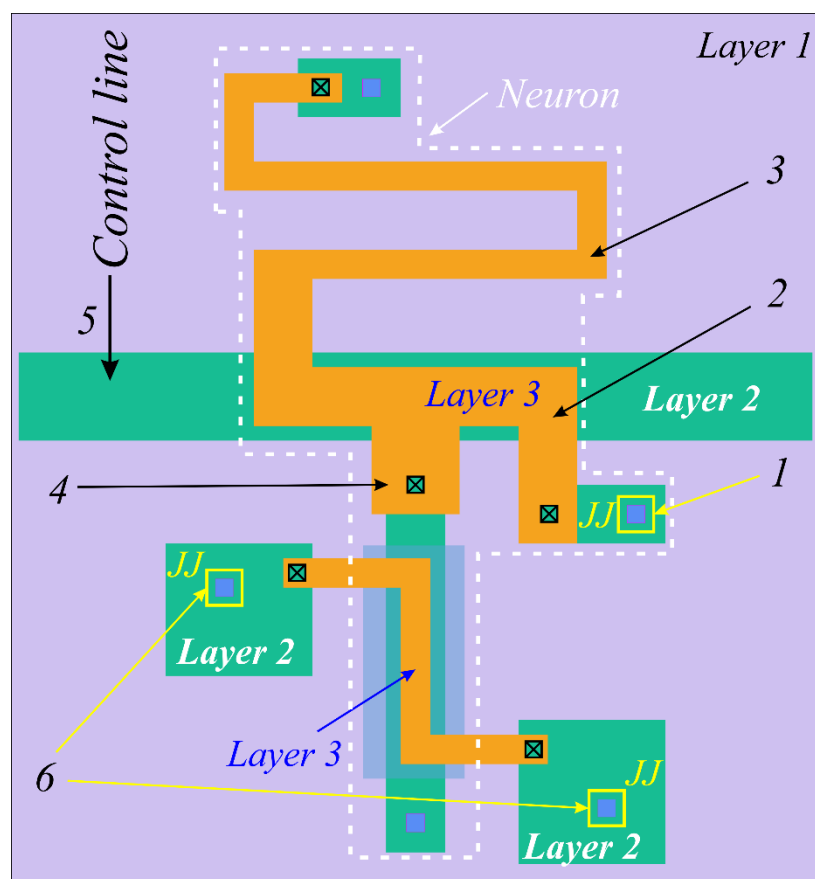


Рисунок 42 – Один из вариантов практической реализации – шаблон S-нейрон (вид сверху) [П1]

§3 Гаусс-нейрон (G-neuron)

В области телекоммуникаций существует ряд задач¹³, где требуется вероятностная идентификации различных источников сигнала в системах когнитивного радио (радиосистемы, способной получать сведения об особенностях собственной эксплуатации и на основе этих данных корректировать свои параметры работы). Использование искусственной нейронной сети на базе персептрона для этих целей сопряжено с определенными трудностями: для формирования конечного импульса на выходе сети требуется участие почти всех нейронов ИНС, т.н. глобальная аппроксимация входного сигнала [128], [129]. Кроме того, персептрон является полносвязной сетью, что означает обилие синаптических связей между нейронами. Данное обстоятельство в купе с решаемой задачей определения типа сигнала предполагает весьма ресурсоёмкое обучение сети.

Однако существует другой подход, который заключается в отражении входного множества импульсов во множество выходных значений посредством использования только отдельных групп одиночных нейронов. Каждый из этих нейронов отвечает за свою область пространства входящих импульсов. Подобный подход носит название вероятностного подхода, где в качестве функций активации нейронов используются функции Гаусса.

Самыми распространёнными сетями, работающими на данном принципе, являются сети на радиально-базисных функциях (РБФ-сети). Радиально-базисными функциями называются функции вида $f(x) = \chi\left(\frac{x^2}{\sigma^2}\right)$, где x – вектор столбец данных, поступающих на вход нейрона, σ – ширина окна функции.

При использовании такой сети объекты классифицируются на основе оценок их близости к соседним образцам. В основу классификации в РБФ-сети положено использование методов Байеса, т.е. методов, основанных на его известной формуле:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)},$$

где $P(A)$ – априорная вероятность предположения A , $P(A|B)$ – вероятность предположения A при наступлении события B , $P(B|A)$ – вероятность наступления события B при истинности предположения A , $P(B)$ – полная вероятность наступления события B .

Идея состоит в следующем: относительно каждого образца можно принять решение, основанное на выборе наиболее вероятного класса из тех, к которым мог бы принадлежать этот образец. Такое решение требует оценки функции плотности вероятностей для каждого класса.

¹³ Заметим, что задачи, требующие вероятностной классификации, существуют не только в области телекоммуникаций.

Эта оценка получается в результате рассмотрения учебных данных. Формальным правилом является то, что класс с наиболее плотным распределением в области неизвестного экземпляра будет иметь преимущество по сравнению с другими классами. Традиционный подход к оценке плотности вероятности для каждого класса состоит в предположении о том, что плотность имеет некоторый определенный вид – чаще всего используется нормальное распределение, поскольку оно позволяет оценить такие параметры модели, как среднее и стандартное отклонение, аналитически.

Таким образом, вторым разработанным нейроном стала ячейка для сверхпроводниковых РБФ-сетей, получившая название *Гаусс-нейрона* (или *G-neuron*) [A2]. Ячейка реализует гауссоидную функцию активации и представлена на рисунке 43а).

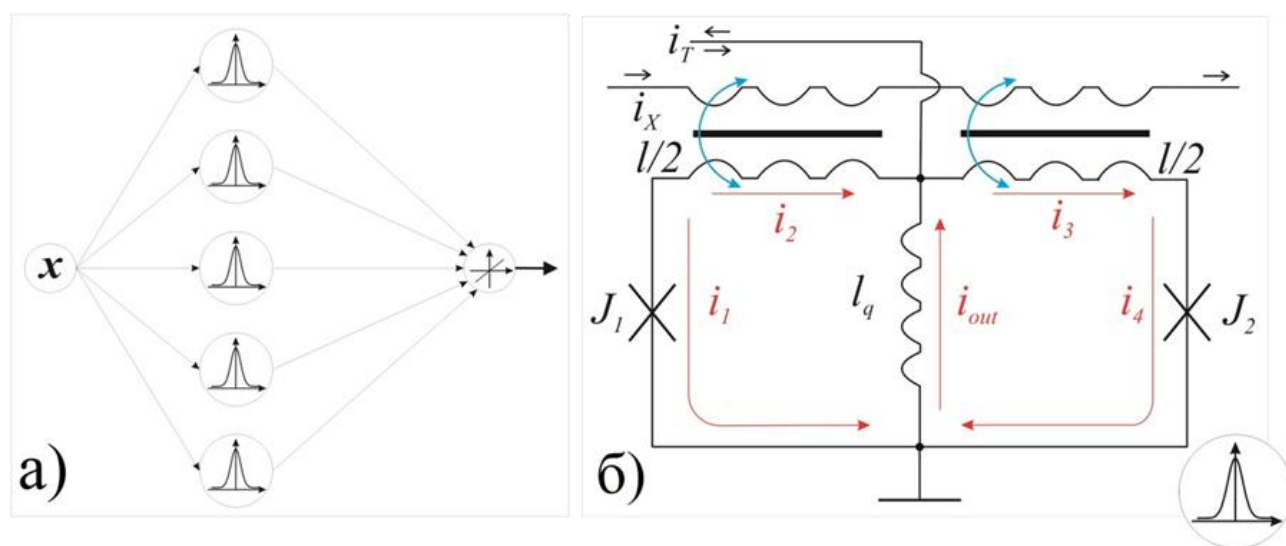


Рисунок 43 - а) Схематическое изображение организации сети на радиально-базисных функциях (РБФ сети).

б) Схематическое изображение *Gauss-neuron* [A2]

Схема *Гаусс-нейрона* имеет в своей основе хорошо известный адиабатический квантовый параметрон (АКП), возможность реализации которого не вызывает сомнений [144]–[147], и по сути, является двухконтактным интерферометром с шунтирующей индуктивностью l_q . Так на рисунке 44 изображена микрофотография 5 ГГц резонатора, связанного с АКП магнитным образом. Авторы работы [146], смогли также организовать связь между тремя идентичными АКП так, чтобы появилась возможность передачи тактовых импульсов через подобную схему и возможность создания логического элемента NOT [145] (см. рисунок 45). Важно отметить, что именно на данных схемах удалось достичь энерговыделения на одну логическую операцию в 10 зДж при рабочей частоте 5 ГГц.

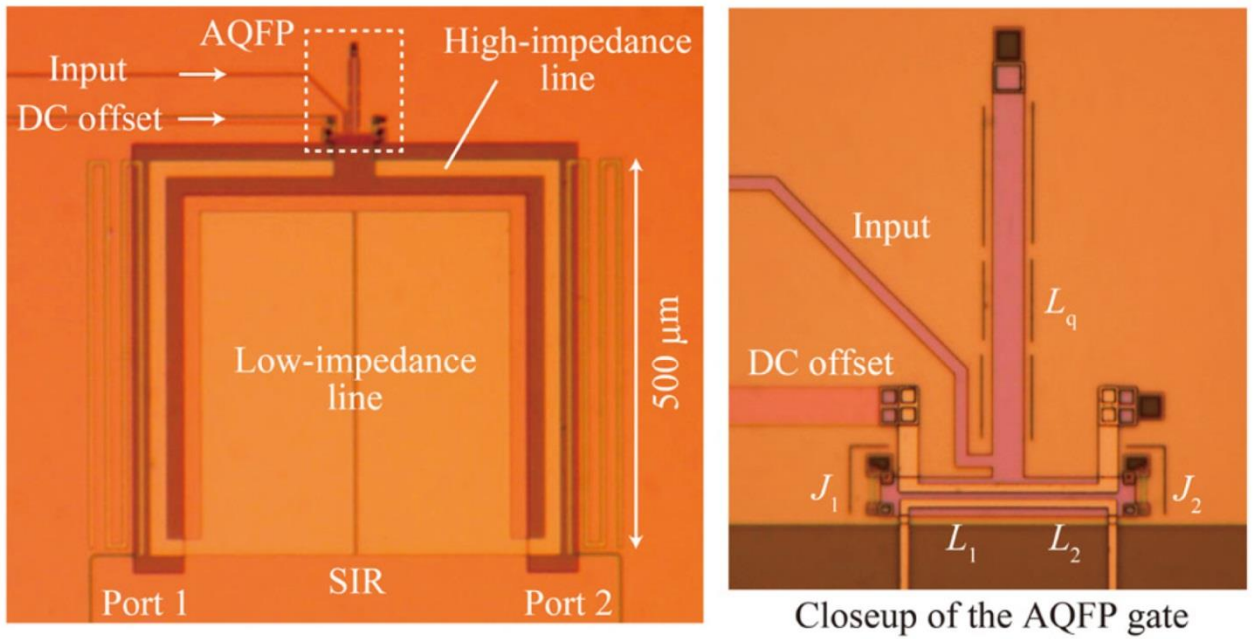


Рисунок 44 – Микрофотография адиабатического квантового параметрона, связанного магнитным способом с резонатором. Фотография позаимствована из работы [146]

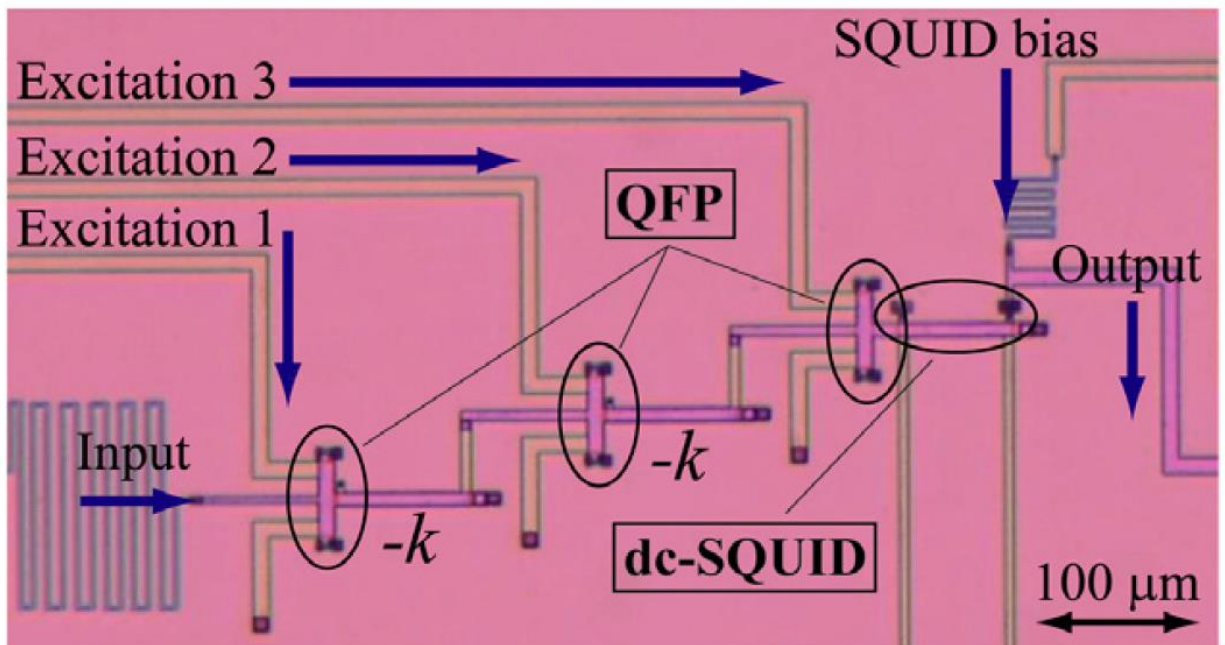


Рисунок 45 – Микрофотография логического элемента NOT, организованного с помощью трёх АКП [145]

Как и в случае с *S-neuron* (см. рисунок 32) внешний ток i_x прикладывается к управляющей (тактирующей) линии, связанной с симметричными плечами интерферометра ($l/2$ и $l/2$) магнитным образом (см. рисунок 43б).

Аналитически *G-neuron* описывается следующими уравнениями для суммарной и разностной фаз, где $\theta = (\varphi_1 + \varphi_2)/2$ – суммарная фаза, а $\psi = (\varphi_1 - \varphi_2)/2$ – разностная фаза:

$$\theta + \sin \theta \cdot \cos \psi \cdot \left(2l_q + l/2\right) = i_X \cdot \frac{k_1 - k_2}{2} + i_T \cdot l_q, \quad (9)$$

$$\psi + l/2 \cdot \cos \theta \cdot \sin \psi = i_X \cdot \frac{k_1 + k_2}{2}. \quad (10)$$

Передаточные характеристики *Гаусс-нейрона* представлены на *рисунке 46*. Выбор значения индуктивности в системе определяется балансом между амплитудой отклика и его среднеквадратичным отклонением от математической функции Гаусса. Как видно из приведенных ниже зависимостей, при увеличении индуктивности l или l_q амплитуда отклика возрастает, снижая схожесть с функцией Гаусса. Рассмотрение данного вопроса является отдельной задачей оптимизации параметров ячейки под требования конкретной РБФ-сети.

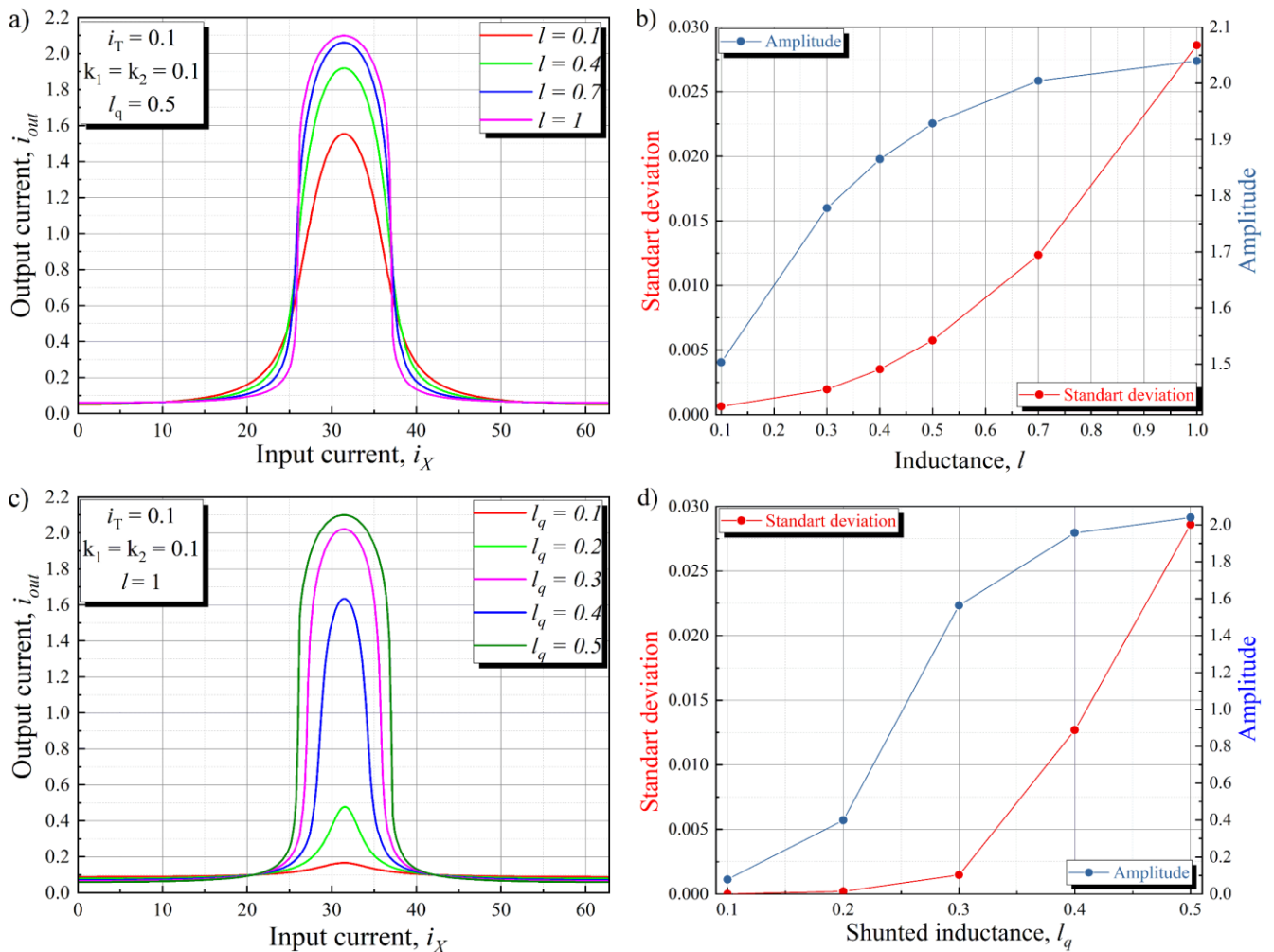


Рисунок 46 - Переходные характеристики G-нейрон (для различных значений параметров l и l_q а) и с) соответственно) и графики зависимостей стандартного отклонения и амплитуды б) и d) [A2].

Величины представлены в нормированных единицах

Полученные результаты моделирования были использованы для моделирования работы искусственной РБФ-сети на примере устойчивости распознавания зашумленного сигнала (см. рисунок 47) и получили свое отражение в работе [A2]. Моделирование с использованием выходных характеристик *G-neuron* (с параметрами $l=1$ и $l_q=0.5$, которые дают относительно

большой выходной сигнал) проводилось в сравнении с идеальным случаем работы нейронов ИНС с математическими Гауссовыми функциями активации, которые определены на всей действительной числовой оси.

Стоит отметить, что полученные в рамках работы передаточные характеристики *S-neuron* и *G-neuron* являются периодическими функциями, в силу синусоидальной ТФЗ джозефсоновских контактов и квантования поступающего извне магнитного потока. Данная особенность накладывает ограничения на динамический диапазон ИНС – появляется необходимость работать в пределах одного периода по входному магнитному потоку. Ввиду чего для корректной работы сети проводилась нормировка входных данных для того, чтобы каждый класс имел свою область определения на кривой передаточной характеристики. Нормировка заключается в коррекции весов отсчетов, на которые эта кривая разбивается.

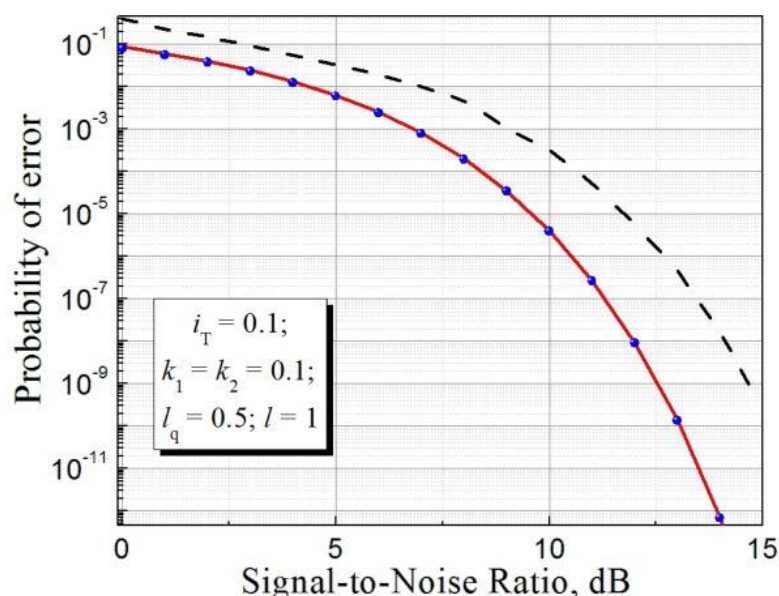


Рисунок 47 - Результаты моделирования искусственной РБФ-сети, элементом которой выступила структура *G-neuron*, на устойчивость распознавания под воздействием шума. Сплошная линия – входные данные нормированы, штриховая линия – входные данные не нормированы. Синие точки представляют результаты моделирования искусственной РБФ-сети с идеальными активационными Гауссовыми функциями [A2]

На *рисунке 47* изображены три зависимости: штриховой линией обозначена кривая, обозначающая способность к распознаванию зашумленного сигнала РБФ-сетью, использующей *ненормированные* переходные характеристики *G-neuron*; красная линия отвечает за моделирование с использованием уже нормированных данных и сравнивается с результатами, полученными при моделировании работы РБФ-сети, активационные функции которой представляют собой идеальные математические функции Гаусса.

По результатам моделирования ИНС (см. рисунок 47) можно сделать вывод, что периодичность передаточной характеристики оказывает существенное влияние на способность верной классификации объектов. Эту проблему решает нормировка входных данных на

выбранном периоде функции. Способность к распознаванию объектов снижается при приближении отношения сигнал/шум 5 дБ.

Величина стандартного отклонения для ячейки *Гаусс-нейрона* высчитывалась таким же образом, как и для *Сигма-нейрона*, только в качестве аппроксимирующей кривой выбиралась математическая функция Гаусса вида:

$$g(x) = A + B \cdot \exp\left(-\left(x - \bar{x}\right)^2 / 2\sigma\right),$$

где величины A , B , $\bar{x}$ и σ точно так же высчитывались средствами библиотеки *Origin*.

§4 Экспериментальная реализация G-нейрона

По аналогии с тем, как это было сделано для практической реализации *S-neuron*, с использованием той же технологии, был реализован *G-neuron*, шаблон схемы которого изображён ниже на *рисунке 48*. Здесь обозначены сверхпроводящие слои (*Layers 1, 2, 3*), 1 – туннельные джозефсоновские контакты *Гаусс-нейрона*, 2 – индуктивности l , через которые заходит магнитный поток, 3 – выходная индуктивность l_{out} (шунтирующая), 4 – контрольная линия задания сигнала, 5 – индуктивная линия СКВИДа считывания сигнала с нейрона, 6 – джозефсоновские контакты считывающего СКВИДа.

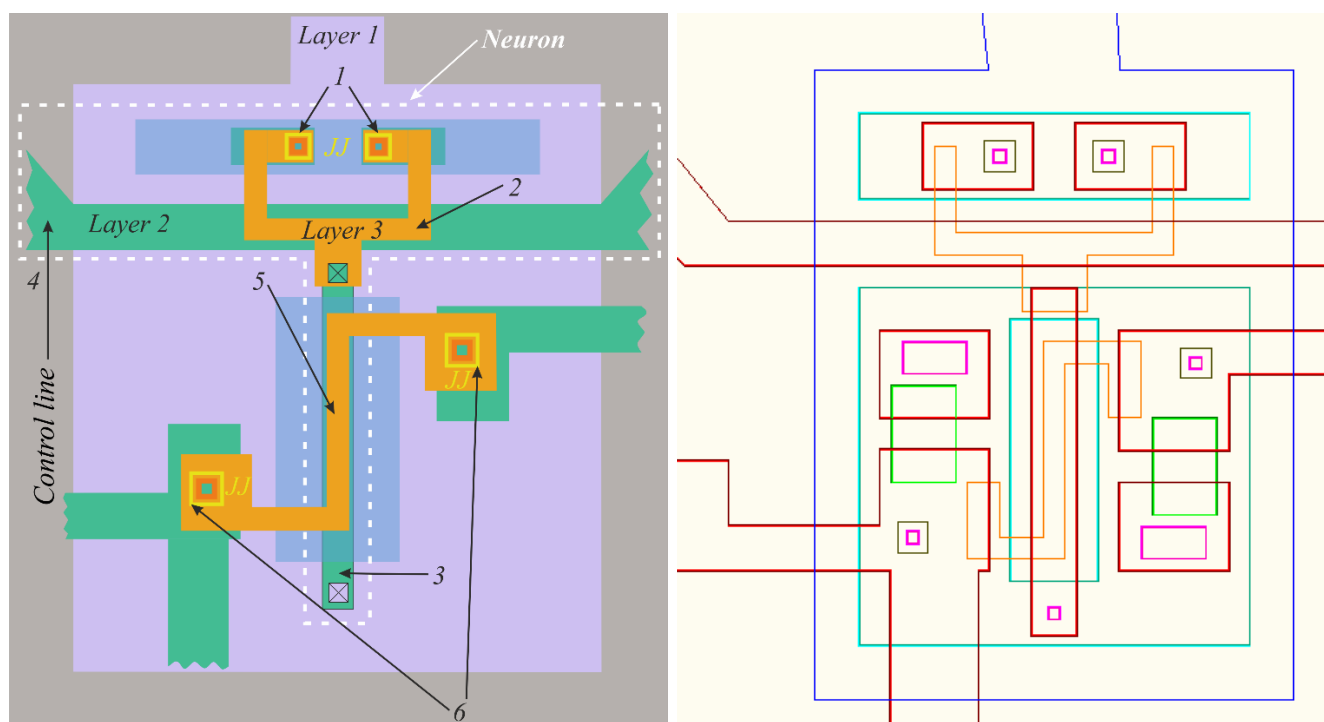


Рисунок 48 – Поясняющий рисунок к шаблону G-neuron (слева) и непосредственно сам шаблон схемы (справа)

При тестировании разработанной концепции в группе В.В. Рязанова и В.В. Больгинова в ИФТТ РАН (г. Черноголовка) была получена экспериментальная зависимость критического тока джозефсоновских контактов СКВИДа от температуры окружающей среды, по которой можно судить так же и о величине критического тока джозефсоновских контактов

непосредственно самого Гаусс-нейрона (см. рисунок 49). При интересующей нас температуре в 4.2 К, критический ток джозефсоновского контакта составил примерно 270 мА. Так же была получена передаточная характеристика Гаусс-нейрона, изображенная на *рисунке 50*, и проведена её аппроксимация функцией гаусса. Надо признать, что первая практическая реализация Гаусс-нейрона оставляет желать лучшего и предстоит долгий процесс отладки технологии. Однако, полученные результаты уже позволяют сделать вывод о принципиальной реализуемости, разработанной в рамках данной работы нейронной ячейки, передаточная характеристика которой имеет форму гауссовой функции и пригодна для создания РБФ-сетей.

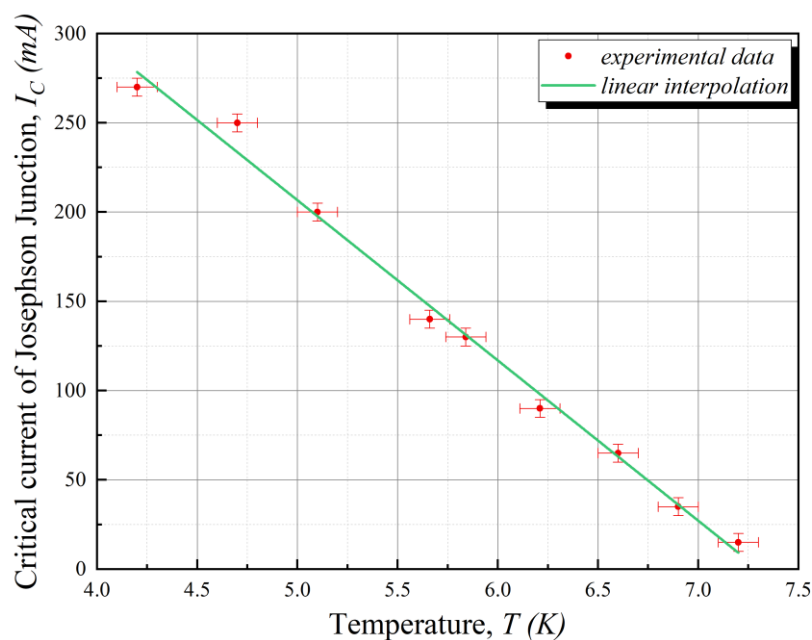


Рисунок 49 – Экспериментальная кривая температурной зависимости критического тока джозефсоновского контакта в СКВИДе

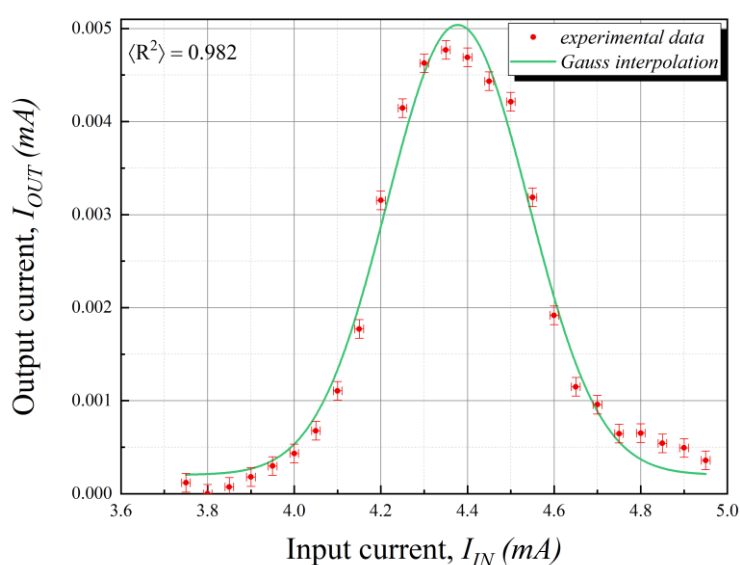


Рисунок 50 – Экспериментальная передаточная характеристика Гаусс-нейрона (красные точки), аппроксимируемая гаусс-функцией (зелёная линия). Коэффициент детерминации составил 0.982

§5 Влияние технологического разброса характеристик джозефсоновских контактов в ячейках на основе Гаусс-нейрона на его функционирование

Несмотря на то, что технология создания джозефсоновских контактов известна уже давно, она, тем ни менее, постоянно совершенствуется и отрабатывается. При использовании современного технологического процесса, созданные джозефсоновские контакты в одной ячейке могут иметь незначительные отличия критического тока [132]. Здесь, на примере схемы Гаусс-нейрона (так как данная архитектура оказалась крайне удачной и универсальной, и используется в большинстве представленных в данной работе элементов), мы рассмотрим влияние разброса в абсолютных значениях критических токов джозефсоновских переходов.

В первую очередь, нас будет интересовать то, каким образом разность критических токов двух джозефсоновских контактов Δi_C будет влиять на передаточную характеристику *G-neuron*. Отличная от нуля Δi_C будет изменять некоторую эффективную фазу ячейки, что, в свою очередь, приведет к изменению вида зависимости $\varphi_{out}(\varphi_{in})$. Для более полного понимания ситуации, запишем уравнения движения. Ток-фазовые зависимости джозефсоновских контактов таковы, что:

$$i_1 = \varphi_1 + i_{C1} \cdot \sin \varphi_1,$$

$$i_2 = \varphi_2 + i_{C2} \cdot \sin \varphi_2.$$

Далее нам понадобятся сумма и разность токов, текущих через джозефсоновские контакты, которые мы запишем в виде:

$$i_1 + i_2 = 2\dot{\theta} + \Sigma i_C \cdot \sin \theta \cos \psi + \Delta i_C \cdot \sin \psi \cos \theta,$$

$$i_1 - i_2 = 2\dot{\psi} + \Delta i_C \cdot \sin \theta \cos \psi + \Sigma i_C \cdot \sin \psi \cos \theta,$$

где $\Delta i_C = i_{C1} - i_{C2}$, а $\Sigma i_C = i_{C1} + i_{C2}$. Тогда уравнения движения будут выглядеть следующим образом:

$$\dot{\theta} = \frac{\varphi_{shift} - \theta}{l + 2l_{out}} - \frac{\Sigma i_C \cdot \sin \theta \cos \psi + \Delta i_C \cdot \sin \psi \cos \theta}{2},$$

$$\dot{\psi} = -\frac{\varphi_{in}/2 + \psi}{l} - \frac{\Delta i_C \cdot \sin \theta \cos \psi + \Sigma i_C \cdot \sin \psi \cos \theta}{2}.$$

В случае, когда $\Delta i_C = 0$ и $\Sigma i_C = 2$ (с той поправкой, что коэффициенты магнитной связи k_1 и k_2 равны, а $\varphi_{shift} = i_T \cdot l_q$) уравнения сильно упрощаются и совпадают с тем, что получилось для Гаусс-нейрона выше. Результаты моделирования ячейки, обладающей ненулевой разницей критических токов джозефсоновских контактов, изображены на *рисунке 51*.

Моделировалась ситуация, когда к ячейке с определенными значениями параметров индуктивностей прикладывается некоторый поток смещения φ_{shift} для того, чтобы скомпенсировать отличную от нуля разность критических токов джозефсоновских переходов. При изменении Δi_C , как и ожидалось, вид передаточной характеристики изменяется так, что та теряет форму гауссоиды (см. рисунок 51b), однако, если увеличить прикладываемый к ячейке поток смещения φ_{shift} , передаточную характеристику можно «исправить» (см. рисунок 51d), и она вновь начинает напоминать функцию нормального распределения, как на рисунке 51c). Не смотря на данные манипуляции, форма кривой всё же отличается от начального варианта (см. рисунок 51a). Поток φ_{shift} был подобран таким образом, чтобы наглядно показать, как его изменение восстанавливает симметрию передаточной характеристики, искаженной отличной от нуля разностью критических токов переходов.

Кроме того, было рассмотрено воздействие постоянной компоненты φ_C во входном магнитном потоке φ_{IN} на передаточную характеристику ячейки. Оказалось, что данная компонента отвечает за изменения математического ожидания отклика Гаусс-нейрона, смещая центр пика в ту или иную сторону по входному потоку (см. рисунок 52).

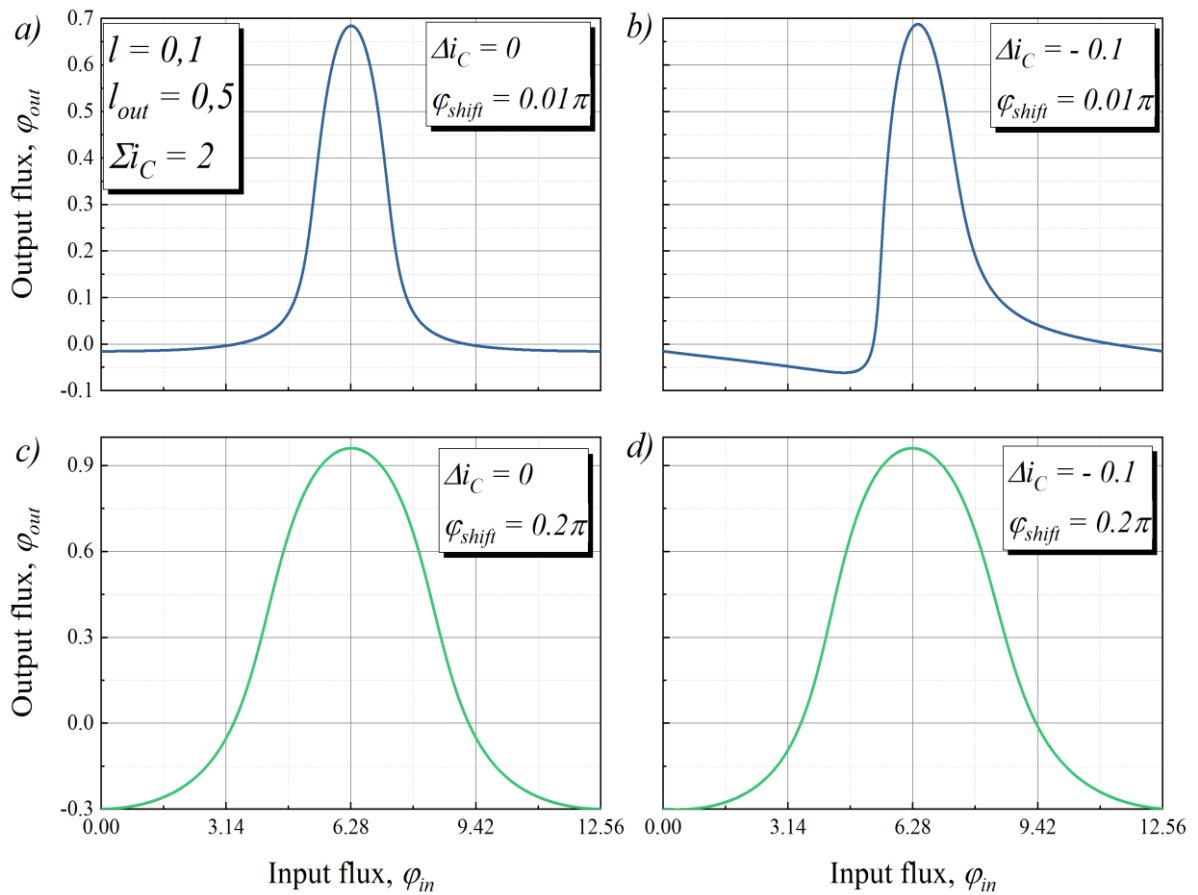


Рисунок 51 – Моделирование ячейки искусственного Гаусс-нейрона с неидеальными джозефсоновскими контактами при $l=0.1$, $l_q=0.5$, $\Sigma i_C = 2$ при а) $\Delta i_C=0$ и $\varphi_{shift} = 0.01\pi$; б) $\Delta i_C=-0.1$ и $\varphi_{shift} = 0.01\pi$; в) $\Delta i_C = 0$ и $\varphi_{shift} = 0.2\pi$; д) $\Delta i_C = -0.1$ и $\varphi_{shift} = 0.2\pi$. Величины представлены в нормированных единицах

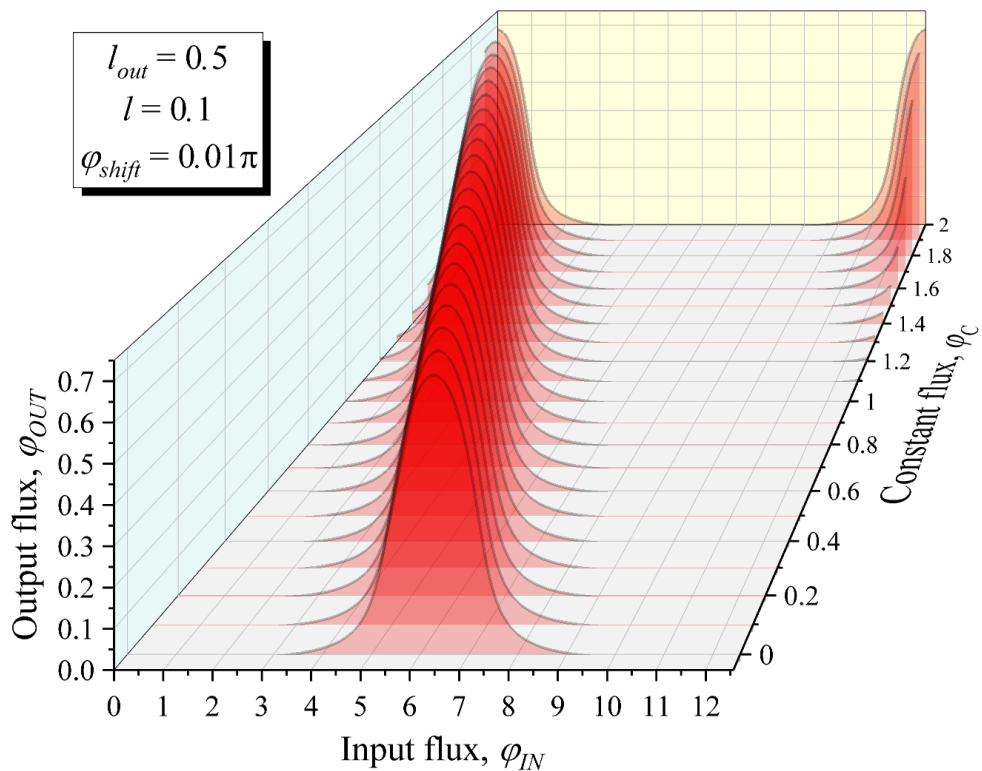


Рисунок 52 – Привнесение постоянной компоненты φ_C во входящий поток для изменения математического ожидания выходного сигнала Gauss-нейрона. Величины представлены в нормированных единицах

§6 Нейрон на основе одного потокового кубита

Проблемой современных квантовых нейронных сетей, где специфические возможности квантовой обработки информации, представленной в виде комплексных векторов и матриц большой размерности, органично дополнили достоинства ИНС-вычислений, является малое внимание к анализу активационных функций нейронов. А ведь в классических сетях именно эта характеристика крайне важна, как при обучении, так и при работе уже обученных нейросетей. Использование возможностей сверхпроводниковой энергоэффективной одноквантовой логики [132], [137] в данном случае выглядит разумным в виду того, что возможности БОК технологии (быстрая одноквантовая логика) уже были продемонстрированы при моделировании динамики отдельных классических нейронов и синапсов [116]. Борьба за уменьшение энергопотребления в таких вычислительных системах привела к тому, что для 8-битного сумматора был экспериментально продемонстрирован уровень энергоснабжения до 80 аДж на такт [88]–[91], [116], [145].

В 1992 г. была предложена концепция сверхпроводниковой нейронной ячейки для спайковых нейросетей, в которых импульсы токов и напряжений в нелинейных сверхпроводящих цепях (связанные с движением специфических квазичастиц — флаксонов, переносящих квант магнитного потока) играли роль нейроимпульсов. В этой схеме, близкой по

духу к устройствам быстрой одноквантовой логики, нейрон состоял из двух джозефсоновских передающих линий (см. рисунок 12), соединенных через резисторы, величина проводимости которых выполняла роль синаптических весов. С помощью такого устройства удалось создать двухбитный аналогово-цифровой преобразователь (АЦП) по схеме сетей Хопфилда для решения отдельных задач оптимизации. Дальнейшее развитие дизайна ячейки, включавшее и использование джозефсоновского компаратора в качестве нейрона с псевдосигмоидальной активационной функцией, не устранило основной недостаток структуры такого типа – заметное падение напряжения на сопротивлении, ведущее к дополнительной диссипации энергии и снижению уровня энергоэффективности [46], [92], [93]. Даже после замены в синаптических (связующих) элементах резисторов на перестраиваемые джозефсоновские контакты [94]–[96] остается вопрос о минимизации энергии, выделяемой в ячейках джозефсоновской передающей линии (как распределенной, так и составленной из сосредоточенных элементов) при движении флаксона. Неизбежное возникновение/уничтожение флаксона в ходе функционирования нейросети, сопровождаемое диссипацией энергии вихря, представляет собой фундаментальное ограничение на энергоэффективность таких схем. Решением указанной проблемы стал переход к работе с информацией, представляемой не в виде наличия или отсутствия кванта, как это принято в обычной одноквантовой логике, а в виде величины и направления, циркулирующих в сверхпроводящих контурах токов [A2], [97], [145].

Так, в рамках работы [A7], был предложен новый подход в организации активационных функций нейронов квантовых нейросетей, основанный на использовании потоковых кубитов. Отличительной особенностью подобных устройств является нелинейное преобразование поступающего извне магнитного потока. В перспективе новая аппаратная реализация ИНС с быстрым вычислением активационных функций, пригодная для работы с квантовой информацией, позволит радикально повысить эффективность систем интеллектуальной обработки данных. Схематическое изображение потоковых кубитов представлено на *рисунке 53*. Важной особенностью таких кубитов является меняющийся под действием внешнего магнитного потока Φ_{in} вид потенциальной энергии, при определённых параметрах системы. В качестве основных параметров выступают отношение джозефсоновской энергии к кулоновской используемых гетероструктур (E_{JOS}/E_C) и отношение джозефсоновских энергий двух контактов (α_{JOS}). Примеры потенциалов представлены ниже на *рисунке 54*. Изменение вида потенциала влияет на вероятность обнаружения системы в одном из её состояний – левом или правом минимуме потенциальной энергии. Данная вероятность будет определяться наблюдаемой величиной – потоком на выходе кубита Φ_{out} . Таким образом, требуемая для создания квантовых ИНС «нелинейность» будет вноситься за счёт специальным образом подготовленной схемы измерения [A7].

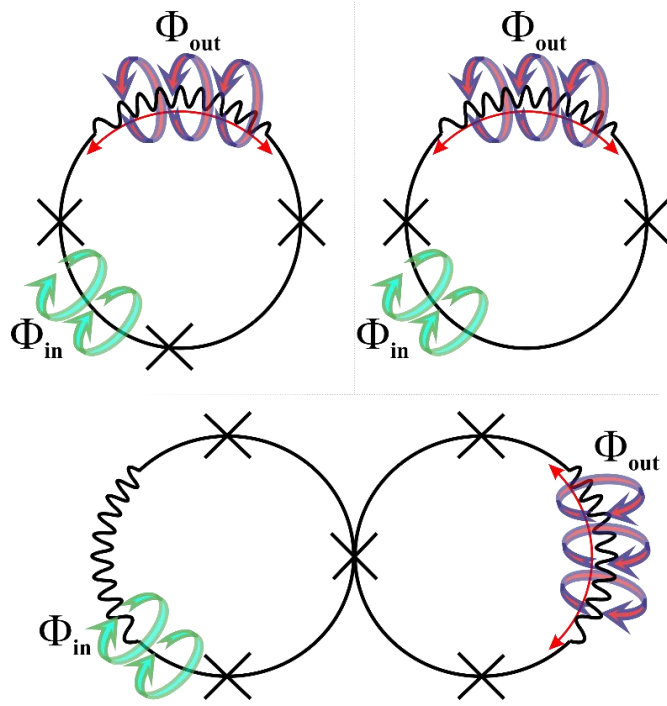


Рисунок 53 – Схематическое изображение различных типов потокового кубита (трёх-, двух-, и пятиконтактные схемы). Поток на выходе такого нейрона Φ_{out} , определяется средним циркулирующим током в ячейке, который индуцирован внешним потоком Φ_{in} [A7]. Иллюстрации к физической реализации таких кубитов представлены в §12 Глава 1 на рисунках 25 и 26

Для сетей типа персептрон, как мы уже выяснили выше, требуется, чтобы форма активационной функции была логистической. Это означает, что наблюдаемая величина на выходе квантового нейрона для вероятности обнаружить систему в определённом, например, левом локальном минимуме потенциальной энергии (p_L) должна иметь следующий вид:

$$F(x) = \frac{F_0}{1 + \exp\{-k(x - x_0)\}},$$

где F_0 , k , x_0 – константы, характеризующие вид конкретной логистической функции, F – наблюдаемая величина, x – входной сигнал, в качестве которого фигурирует входной поток Φ_{in} . В работе [98] впервые было показано, что получить требуемый вид преобразования «входной поток – вероятность (выходной поток)» можно, используя следующие соотношения для динамики населённости базисных состояний в потоковом кубите:

$$\begin{aligned} \frac{dp_L}{dt} &= -\Gamma_{LR} p_L + \Gamma_{RL} p_R, \\ p_L &= \frac{\Gamma_{RL}}{\Gamma_{RL} + \Gamma_{LR}} = \frac{1}{1 + \frac{\Gamma_{LR}}{\Gamma_{RL}}} \xrightarrow{\Gamma \propto \exp\{-\Delta U / k_B T\}} \frac{1}{1 + \exp\{-\Delta E / k_B T\}}. \end{aligned} \quad (11)$$

Здесь Γ_{RL} , Γ_{LR} – скорости ухода населённости из правого минимума в левый и обратно соответственно. Значение величины ΔE должно меняться по линейному закону, чтобы потоковый кубит выполнял роль нейрона. В виду того, что величины Γ_{RL} , Γ_{LR} определяются

высотой потенциального барьера, разделяющего два минимума, под величиной ΔE можно понимать разницу энергий состояний, локализованных в левом и правом минимумах конкретного потенциала. Кроме того, заметим, что в случае достаточно высокого потенциального барьера, вероятность покинуть локальный минимум потенциальной энергии всегда экспоненциально мала – $\Gamma_{LR} \propto \exp(-A)$. При этом в «квантовом» пределе, когда температура меньше характерного значения T_0 , показатель экспоненты A – плавная функция, выходящая на константу при нулевых температурах [99]. Данная особенность позволяет в (11) подставить упомянутую эмпирическую константу, зависящую от формы барьера и полученную для ряда важных для нас случаев из экспериментов по определению специфики туннелирования фазы в рассматриваемых кубитных системах [100].

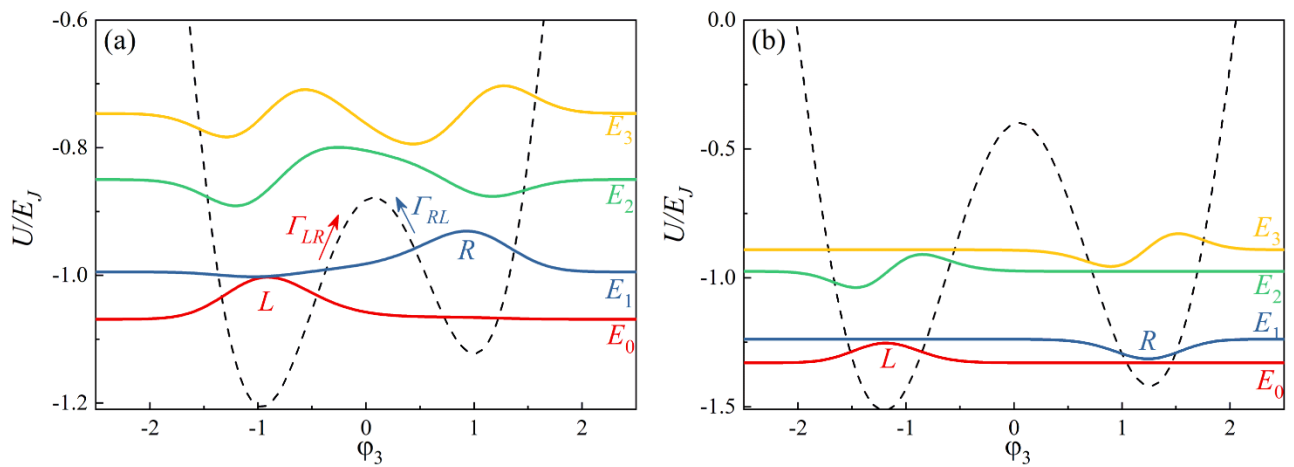


Рисунок 54 – Зависимости потенциальной энергии и волновых функций стационарных состояний трехконтактного потокового кубита [101] от обобщенной координаты Φ_3 в присутствии внешнего магнитного потока.

а) и б) отличаются величиной потенциального барьера [А7]. Величины представлены в нормированных единицах

Выбор оптимальной топологии и параметров потокового кубита должен базироваться на анализе изменений спектра системы под действием приложенного магнитного потока Φ_{in} . Для этого использовалось квазианалитическое рассмотрение, которое естественным образом берет за основу использование спинового базиса, элементы которого в пространстве волновых функций хорошо локализованы в одном из минимумов потенциальной энергии (см. рисунок 54б) [102]. В данном случае волновая функция, локализованная в левом (правом) минимуме, соответствует определенному направлению течения тока в «выходном» контуре сверхпроводящего нейрона (эти токи отличаются направлением циркуляции для разных минимумов). Обычно волновая функция стационарного состояния с определенной энергией является суперпозицией функций спинового базиса, причем оказалось, что адекватные результаты, хорошо совпадающие с выводами, полученными из численного решения уравнения Шредингера, можно получить, представив элементы спинового базиса через собственные функции для оператора Гамильтона линейного гармонического осциллятора [А7].

Этот подход позволил нам рассчитать спектры (а именно: энергии основного и трех первых возбужденных состояний E_0, E_1, E_2, E_3) для разных типов кубитов, включая три варианта, изображённых на *рисунке 53*. Важным элементом анализа являлся выбор обобщённых координат (в виде линейных комбинаций из джозефсоновских фаз, включенных в кубит контактов $\varphi_2, \varphi_3, \varphi_5$ соответственно), зависящий от специфики конкретно рассматриваемой схемы, и получению выражений для обобщенных масс и потенциальных энергий. Полученные результаты расчетов для величин E_0, E_1, E_2, E_3 и разниц между ними (ΔE_{01} и ΔE_{23}) в графической форме представлены на *рисунках 55a) и 55c)*.

Важно заметить, что спектр обычного потокового кубита, используемого в квантовых вычислениях, не позволяет построить на его основе обсуждаемый здесь нейрон. Например, в трёхконтактном кубите, который активно исследуется с 1999 г. [9], величины ΔE_{01} и ΔE_{23} , при стандартном для этого типа кубитов наборе параметров, зависят от приложенного магнитного потока квазилинейно лишь вдали от «точки вырождения» (когда величина приложенного потока равна половине кванта Φ_0) – см. *рисунок 55a)*. Однако вид преобразования «поток-вероятность» (см. *рисунок 55b)*) для данного кубита имеет схожесть с активационной функцией нейронов РБФ-сети, и при относительно большой щели в спектре возбуждений после определённой модификации может работать в качестве «Гаусс-нейрона» [A2].

Чтобы реализовать «логистическое» преобразование и таким образом получить нейрон для сетей типа персептрон, необходимо добиться ситуации, когда потенциальный барьер, разделяющий минимумы, велик, туннелирование фазы подавлено, но одновременно с этим квантование энергетических уровней в ямах всё ещё актуально (см. *рисунок 54b)*. Для этой цели должен подойти недавно апробированный «*twi*n» кубит [103] – пятиконтактный интерферометр (см. *рисунок 53 – схема снизу*)), что связано с меньшей чувствительностью к флуктуациям потока, чем обычная трёхконтактная схема [104]. Если критический ток джозефсоновского контакта (центрального) в такой схеме в полтора раза больше, чем у любого другого джозефсоновского контакта в данной схеме, то расстояние между минимумами потенциальной энергии как функции обобщённой координаты будет достаточно велико ($\sim \pi$). В этом случае вероятность квантового туннелирования $(\tau_q)^{-1}$ через барьер будет, как и требуется, весьма малой. Когда подобный элемент используется в качестве нейрона, приложение импульса магнитного поля ко входу делает вероятность туннелирования Ландау–Зинера между энергетическими уровнями много больше $(\tau_q)^{-1}$, что качественно изменяет поведение спектра под действием приложенного к нейрону сигнала [A7], [231].

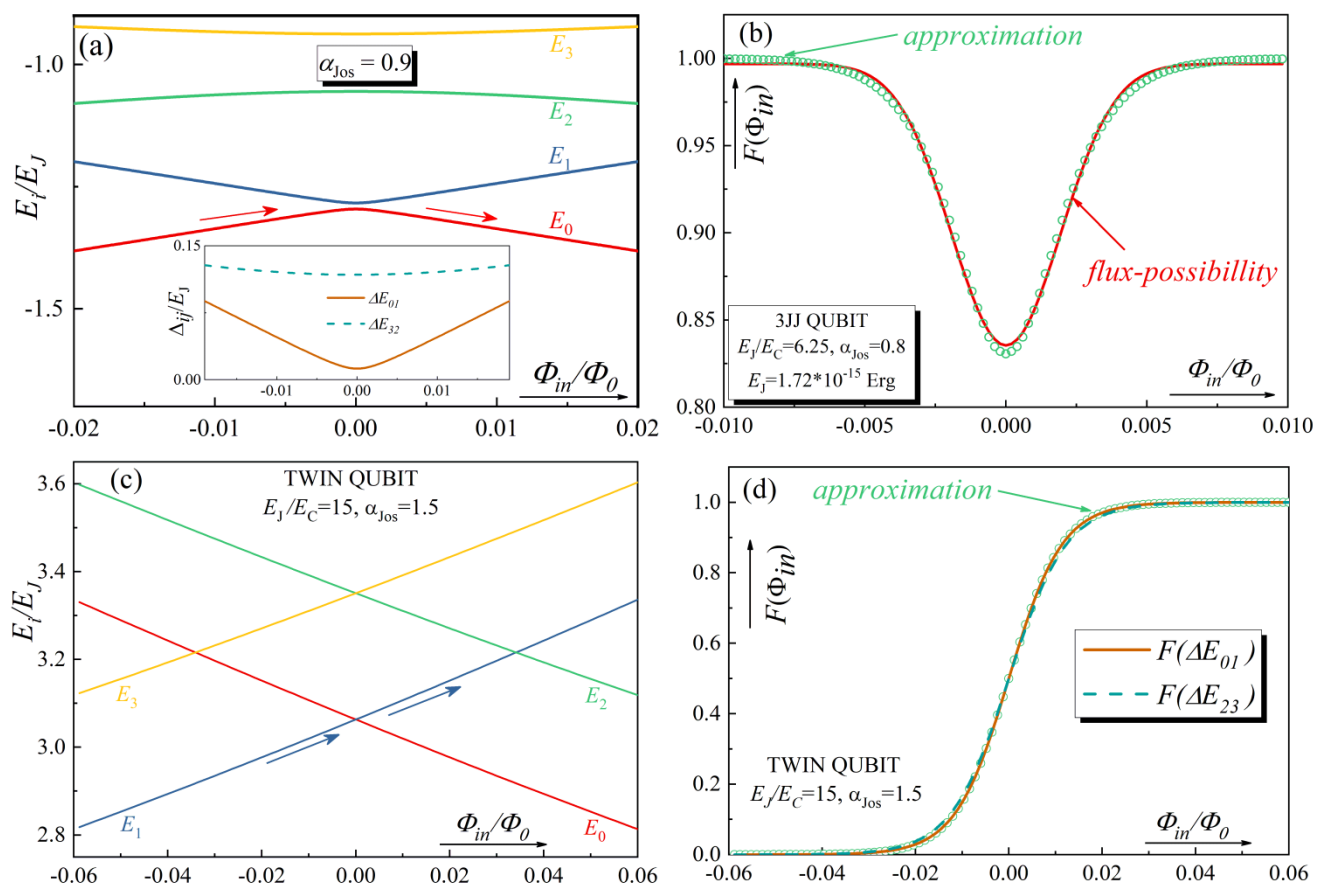


Рисунок 55 – Характерное поведение собственных значений оператора Гамильтона, а также величин ΔE_{01} и ΔE_{23} как функций приложенного сигнала для трёхконтактного потокового кубита (а) и вытекающий из такого поведения вид преобразования «поток-вероятность» для нейрона, на основе потокового кубита (б). Стрелки иллюстрируют эволюцию основного состояния системы под действием импульса магнитного поля, меняющего асимметрию двухъямного потенциала. На (б) сплошной кривой представлен расчёт, выполненный по формуле (11), а точками – его аппроксимация функцией Гаусса. Характерный вид спектра пятиконтактного кубита при оптимальном наборе параметров изображен на (в). Преобразование «поток-вероятность» для пятиконтактного кубита – (г). Сплошной линией и штриховой показаны ситуации, когда в качестве базиса использовались основное и первое, второе и третье возбужденные состояния соответственно [A7]

Специфика поведения, с точки зрения концепции, такого «плохого» потокового кубита с пренебрежимо малой щелью в спектре позволяет переопределить величины E_0 , E_1 , E_2 , E_3 , а также и расстояния между уровнями, ΔE_{01} и ΔE_{23} , так, чтобы зависимость последних от нормированной величины приложенного магнитного потока являлась линейной с хорошей точностью. Это и позволяет построить базовый нелинейный элемент нейросети типа персептрона, что подтверждается приведенными на *рисунке 55d*) результатами расчёта активационной функции по формуле (11): преобразование «поток–вероятность» имеет вид сигмоиды с хорошей точностью.

Выводы к Главе 2

Глава 2 настоящей работы посвящена разработке базового элемента нейронных сетей – *нейрона*, с привлечением технологии сверхпроводниковых квантовых интерферометров на базе квантрона. Были представлены схемы нейронов для сетей типа персептрон (*S-neuron*) и РБФ-сеть (*G-neuron*), являющиеся самостоятельными базовыми единицами, реализующие соответствующие функции активации без привлечения дополнительных устройств. Вычисление активационных функций в данных устройствах происходит за один тактовый импульс. Основное отличие от существующих аналогов – оперирование в сверхпроводящем режиме, гибкое влияние на вид передаточной характеристики (активационной функции) с помощью параметров ячейки и вычисление активационных функций за один такт.

Для Сигма-нейрона (реализующего сигмоидную функцию активации для сетей типа персептрон) была найдена пара оптимальных значений индуктивностей $l = 0.22$ и $l_{out} = 0.1$ для максимального совпадения активационной функции нейрона с математическим аналогом – сигмоидой. Было показано, что разработанный *S-neuron* способен реализовывать как сигмоидную функцию активации, так и функцию, имеющей вид гиперболического тангенса (материалы работы [A5], [A6]). Проведенный динамический анализ Сигма-нейрона доказывает, что при продолжительном внешнем воздействии, при котором происходит изменение уровня сигнала T_{RF} на временах, превышающих $100t_C$, режим функционирования нейрона становится адиабатическим, позволяя снизить уровень выделяемой энергии. Так, при $T_{RF} = 3.3 \text{ мкс}$ энергия диссипации при прохождении одного тактового импульса составляет $E_{dis} \approx 2.6 \times 10^{-21} \text{ Дж}$.

Рассмотрен вопрос практической реализации Сигма-нейрона, получивший свое отображение в патенте [П1]. Разработан шаблон для создания нейрона методом литографии с использованием ниобиевой технологии.

Стоит также отметить, что приведённые в данной главе уравнения ток-поточковых преобразований для *Сигма*- и *Гаусс*- нейронов могут быть решены при помощи аналитического подхода, разработанного в работе [A1] и представленного на конференции ISEC-2017 (16th International Superconductive Electronics Conference).

Передаточные характеристики разработанного *G-neuron* были использованы в качестве активационных функций нейронов при моделировании искусственной РБФ-сети. Моделирование показало, что передаточные характеристики разработанной ячейки пригодны для использования в РБФ-сетях, однако нужно учитывать, что в силу физических особенностей функционирования джозефсоновских структур, данная передаточная характеристика имеет период 2π , точно также, как и у *S-neuron*. Это означает, что при работе с подобными структурами мы должны находиться строго в определённом динамическом диапазоне, не

превышающем область определения, равной 2π . Моделирование «сверхпроводниковой» РБФ-сети показала успешную работу разработанной ячейки в сравнении с её математическим аналогом.

Рассмотрена ситуация наличия в схеме неидентичных джозефсоновских контактов с разными значениями критического тока. Моделирование показало, что отличная от нуля разность критических токов переходов влияет на симметрию передаточной характеристики *G-neuron*, которую можно вернуть в начальное состояние, прикладывая к ячейке соответствующий поток смещения φ_{shift} .

Продемонстрирована возможность использования единственного потокового кубита для реализации функций нейрона квантовых нейронных сетей. Для этого необходимо особым образом подобрать параметры системы так, чтобы поведение энергетических уровней под действием внешнего магнитного поля было корректно. Реализация подобной системы позволила получить квантовую ячейку, которая способна обеспечить сигмоидальный закон преобразования приложенного магнитного потока в ток (или магнитный поток) в «выходном» контуре. Разработанный квантовый нейрон открывает возможность для создания сверхпроводникового квантового персептрона.

Результаты, изложенные в данной главе, нашли своё отражение в работах [A1], [A2], [A5]–[A7], [C1], [C2].

Глава 3. Сверхпроводниковый синапс¹⁴

Важным элементом практически любой нейронной сети, будь то искусственная или биологическая сеть, является синапс – элемент, способный линейно преобразовывать входящий сигнал (в случае биологических нейронных сетей речь идет о нервном импульсе), меняя уровень этого сигнала. Применительно к искусственным нейронным сетям, каждому искусственному синапсу присваивается некоторый весовой коэффициент w_i , значение которого может изменяться в процессе обучения сети.

В большинстве случаев возможность настраивать весовые коэффициенты ИНС «на лету» является весьма удобной, хотя бы для того, чтобы использовать одну и ту же архитектуру нейронной сети для решения различных задач. В случае реализации ИНС программными средствами такой проблемы не стоит, и совсем по-другому дело обстоит с сетями, реализация которых является аппаратной и основывается на некоторых физических объектах и схемах.

§1 Джозефсоновская реализация синапса

Начальной схемой для реализации функций синапса в сверхпроводниковых ИНС стала уже продемонстрированная выше (см. рисунок 43б) схема Гаусс-нейрона с той лишь разницей, что местами были заменены источники питания и добавлена дополнительная индуктивность l_T (см. рисунок 56). В качестве входного сигнала для такой конфигурации синапса будет выступать ток i_T , протекающий через добавленную индуктивность l_T (или поток $\varphi_T = i_T l_T$), а ток i_X будет выполнять роль параметра.

Уравнения движения, описывающие физические процессы, протекающие в представленной схеме, в точности повторяют те, что были записаны для *G-neuron* (за исключением того, что не учитывают появившуюся индуктивность l_T). По передаточным характеристикам, изображенным на рисунке 57 [A5], видно, что, меняя параметры системы, такие как ток i_X или индуктивности l_q и l_T , можно менять наклон передаточной характеристики, говоря другими словами – менять *вес синапса*. Стоит отметить, что при работе с такой топологией синапса не удастся получить нулевой и отрицательный веса, что, конечно, сильно ограничивает область применения данной схемы и вызывает сомнения в её реализации.

Однако, остается возможность замещения обычных джозефсоновских контактов на магнитные – т.н. Magnetic Josephson Junction или MJJ. Такие контакты позволяют фиксировать свой критический ток с помощью внешнего магнитного поля [133], [232]. В таком случае схема

¹⁴ Данная Глава написана на основе следующих публикаций: Soloviev, I. I., Schegolev, A. E., et al. "Adiabatic superconducting artificial neural network: Basic cells." *J. Appl. Physics* 124.15 (2018); Bakurskiy, S., Schegolev, A. E., et al. "Controlling the proximity in a Co/Nb multilayer: the properties of electronic transport." *Beilstein journal of nanotechnology*, vol. 11, p. 1336-1345 (2020).

существенно преобразуется, и мы получаем возможность регулировать, помимо прочего, еще и критические токи MJJ (см. рисунок 58).

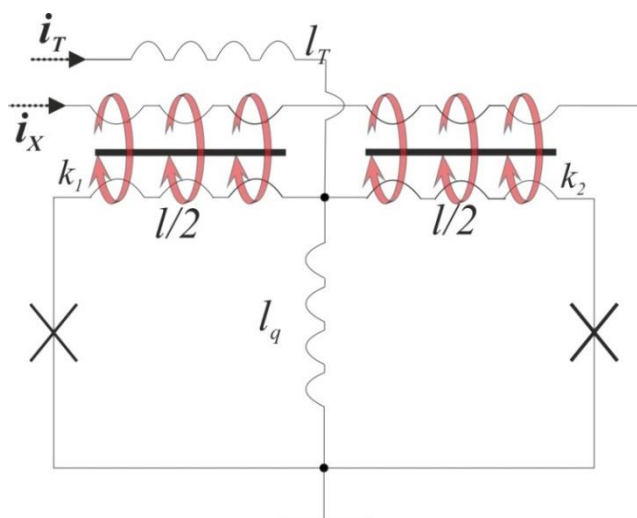
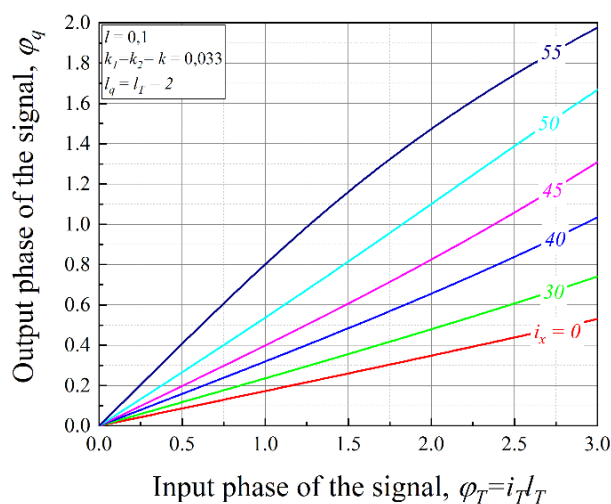
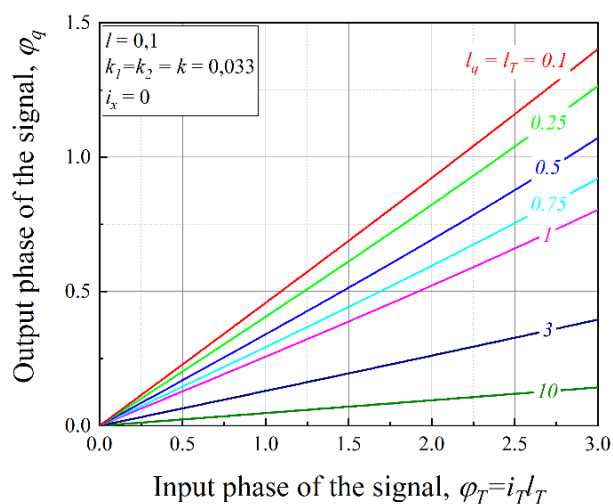


Рисунок 56 – Схематическое изображение синапса на базе АКП [A5]



а)



б)

Рисунок 57 – Передаточные характеристики синапса при а) изменении тока i_X ; б) изменении индуктивностей l_q и l_T .

Величины представлены в нормированных единицах

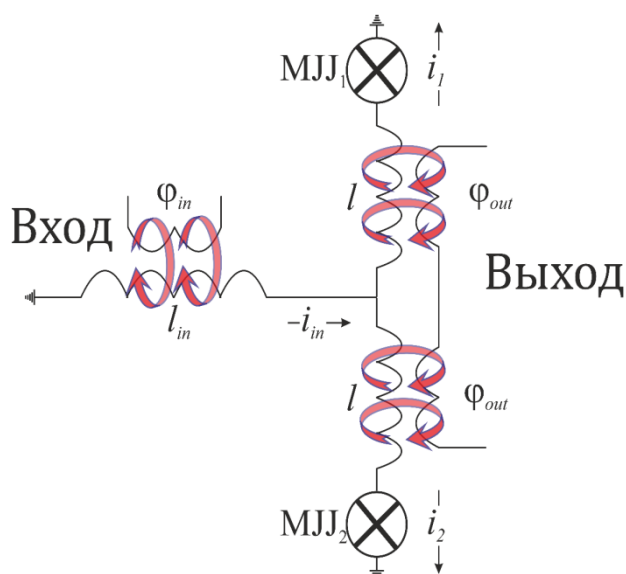


Рисунок 58 – Схематическое представление синапса на основе магнитных джозефсоновских контактов

Уравнения движения для такой модели синапса выглядят следующим образом:

$$\begin{cases} \dot{\theta} = -\frac{1}{l+2l_{in}} \cdot \left\{ \theta + \left(\frac{l}{2} + l_{in} \right) (\Sigma i_C \sin \theta \cos \psi + \Delta i_C \sin \psi \cos \theta) + \varphi_{in} \right\}, \\ \dot{\psi} = -\frac{1}{l} \cdot \left\{ \psi + \frac{l}{2} (\Sigma i_C \sin \psi \cos \theta + \Delta i_C \sin \theta \cos \psi) \right\} \end{cases}, \quad (12)$$

где θ и ψ – суммарная и разностная фазы соответственно, Σi_C и Δi_C – сумма и разность критических токов двух магнитных джозефсоновских контактов. Достаточно просто убедиться, что выходной сигнал выражается аналитически следующим образом $\varphi_{out} = -2\psi = (i_1 - i_2)l$. Входной поток φ_{in} индуцирует в индуктивности l_{in} ток i_{in} , который растекается в направлении двух МДЖ, тем самым делясь на токи i_1 и i_2 , амплитуды которых соответствуют критическим токам i_{C1}, i_{C2} этих двух контактов. Знак циркулирующего в синапсе тока $i_{cir} = (i_1 - i_2)/2$ определяет направление выходного магнитного потока φ_{out} и определяется разностью критических токов Δi_C . Появление дополнительной «регулировки» кардинально изменило ситуацию – меняя соотношение (баланс) критических токов Δi_C двух МДЖ, удастся изменять весовой коэффициент синапса гораздо в более широких пределах, достигая как положительных, так отрицательных и нулевого значений (см. рисунок 59). Максимальная разница в величинах критических токов i_{C1}, i_{C2} позволяет добиться максимального значения выходного сигнала, и наоборот, их полное совпадение дает нулевое значение весового коэффициента.

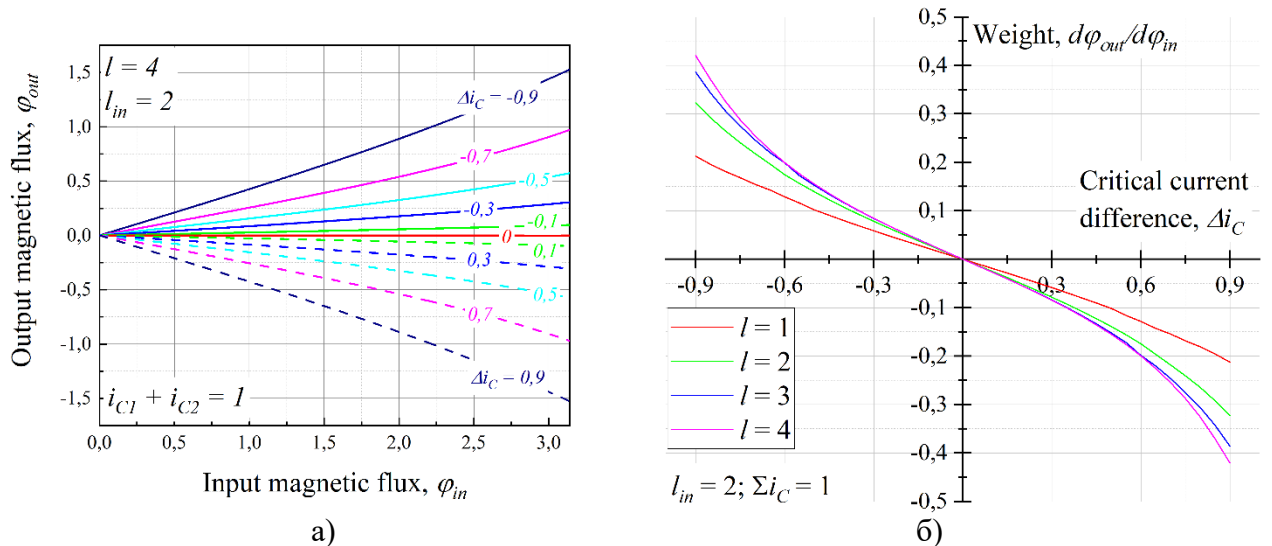


Рисунок 59 – а) Передаточные характеристики синапса для различных значений разности критических токов магнитных джозефсоновских контактов; б) Зависимость коэффициента передачи (веса) от разности критических токов магнитных джозефсоновских контактов для различных значений индуктивности плеч. Величины представлены в нормированных единицах

Из первого уравнения системы (12) можно заметить, что при увеличении индуктивности l_{in} увеличивается нелинейность преобразования входного потока φ_{in} в ток i_{in} , сильно меняя

общий наклон кривой (по аналогии с параметрическим квантроном (5)). Наклон линейной части передаточной функции соответственно уменьшается. Кроме того, увеличение I_{in} дает не только растяжение линейной части данной зависимости, которая нам в дальнейшем пригодится, но и вызывает сжатие нелинейной части.

Увеличение индуктивности плеч l дает похожий эффект (см. первой уравнение в системе (12)): одновременно увеличивает степень нелинейности зависимости выходного потока от суммарной фазы и увеличивает наклон линейной части, уменьшая тем самым ее линейность. Таким образом задача оптимизации передаточной характеристики синапса $\varphi_{out}(\varphi_{in})$ состоит в выборе максимально возможного наклона одновременно с сохранением высокой степени линейности, с целью достижения наиболее широкого диапазона значений внешнего входящего магнитного потока.

Для анализа линейности полученных передаточных характеристик на вход синапса подавался гармонический сигнал $s(t) = A \cdot \sin(2\pi \cdot f \cdot t)$ (см. рисунок 60а). В случае идеального линейного преобразования на выходе синапса должен получаться тот же гармонический сигнал с модулированной амплитудой, зависящей от веса синапса. Фурье спектр такого сигнала будет содержать только гармоники, изначально присутствующие в сигнале $s(t)$.

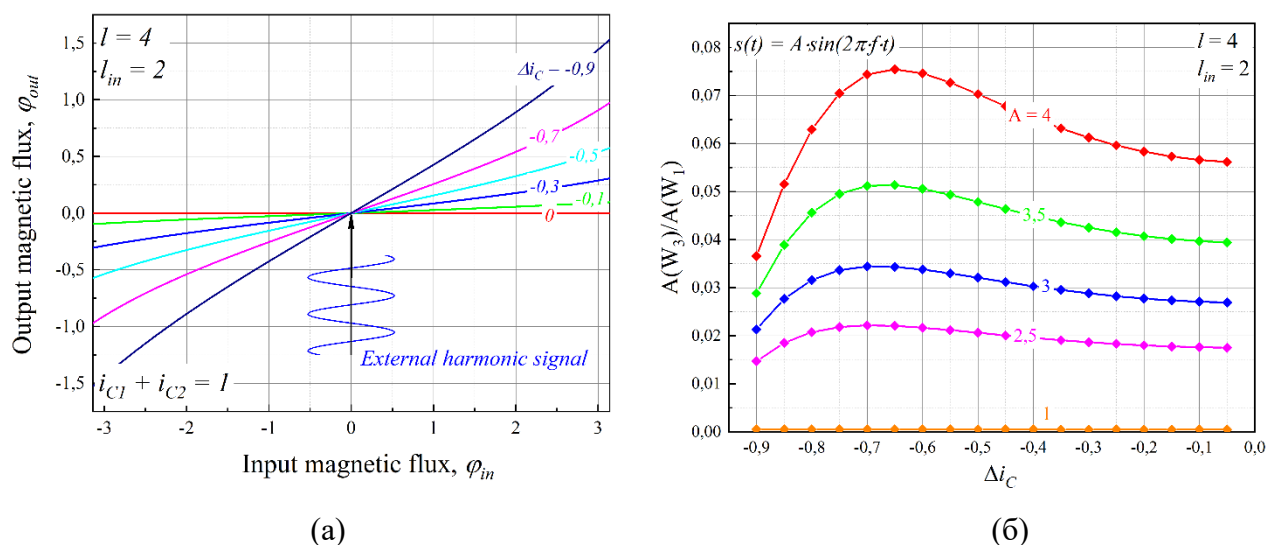


Рисунок 60 – а) Иллюстрация подачи на вход синапса гармонического сигнала и б) Зависимость отношения амплитуд основных гармоник спектра выходного сигнала от разности критических токов джозефсоновских контактов для различных значений амплитуды входного сигнала. Величины представлены в нормированных единицах

Важным этапом Фурье анализа является оценка КГИ (коэффициента гармонических искажений), однако так как в рассматриваемом случае основной «паразитной» гармоникой является третья (см. рисунок 61), достаточно будет рассмотреть как меняется соотношение амплитуд третьей и первой гармоник в зависимости от разницы критических токов

джозефсоновских контактов (другими словами – в зависимости от веса синапса). В рабочем диапазоне изменения внешнего магнитного потока $\varphi_{in} \sim (-\pi; +\pi)$ передаточная характеристика синапса сохраняет высокую степень линейности – амплитуда основной гармоники на два порядка превышает «паразитную».

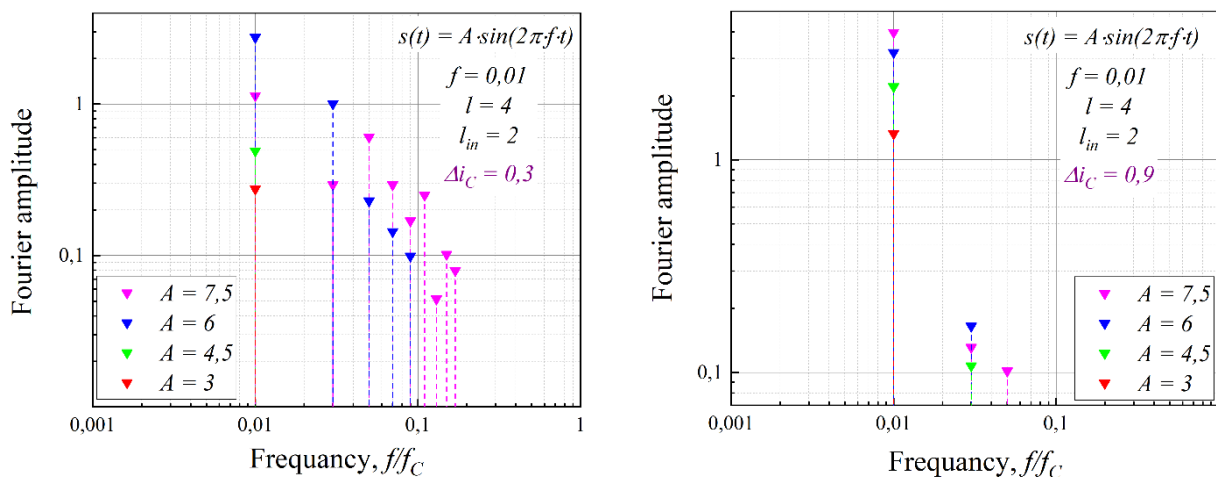


Рисунок 61 – Фурье спектр гармоник выходного сигнала синапса при $\Delta i_C = 0.3$ (слева) и $\Delta i_C = 0.9$ (справа).

Величины представлены в нормированных единицах

§2 Индуктивная реализация синапса

Легко заметить, что сама идея, лежащая в основе представленной схемы джозефсоновского синапса довольно проста – чтобы получить линейное преобразование входного потока/сигнала, необходимо так организовать схему, чтобы суперпозиция двух токов, текущих в разнонаправленных контурах и обладающих некоторой общей настраиваемой связью, обладала линейной зависимостью от данного входного потока/сигнала. В представленном выше случае эту связь выполняет разность критических токов двух джозефсоновских контактов. По такому же принципу можно создать аналогичную ячейку, где вместо джозефсоновских контактов будут фигурировать настраиваемые индуктивности. Схема становится элементарной и легко аналитически описываемой (см. рисунок 62).

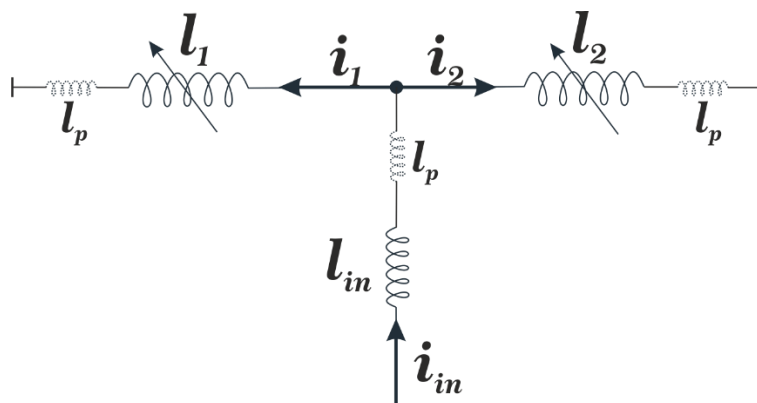


Рисунок 62 – Схематическое изображение индуктивного синапса

Обсудим вопрос о реализации такого элемента, как управляемая или настраиваемая индуктивность. Гетероструктуры, такие как мультислойные структуры сверхпроводник/ферромагнетик (англ. *superconductor/ferromagnet*, *S/F*), могут быть использованы для создания туннельных криоэлектронных элементов, таких как переключатели (англ. *switches*), джозефсоновские контакты, индуктивности и т.д. [134]–[141]. Главной особенностью данных гетероструктур является возможность управления эффектом близости. «Многослойка» устроена следующим образом: ферромагнитные слои (F) разделены тонкими сверхпроводниковыми слоями (s), в которых сверхпроводящий параметр порядка поддерживается за счёт близости к толстому слою сверхпроводника (S). Переключение с антипараллельного (AP) на параллельное (P) ориентирование намагниченности соседних ферромагнитных слоёв F_1 и F_2 ведёт к значительному увеличению эффективного обменного поля в таком искусственном ферромагнетике. Возможность переключения между данными состояниями была подтверждена экспериментально в работе [142], где исследовались свойства гетероструктуры $[\text{Co} (1.5 \text{ nm}) / \text{Nb} (8 \text{ nm}) / \text{Co} (2.5 \text{ nm}) / \text{Nb} (8 \text{ nm})]_6$ для использования в качестве устройств памяти в криогенных приложениях. В отличие от базовых полупроводниковых элементов (транзисторов), перестраиваемые кинетические индуктивности (ТКИ), также, как и нелинейные элементы (джозефсоновские контакты), не привязаны к подложке изготавливаемой структуры. Это позволяет воспользоваться преимуществом трёхмерной топологии, что особенно актуально при реализации глубоких ИНН.

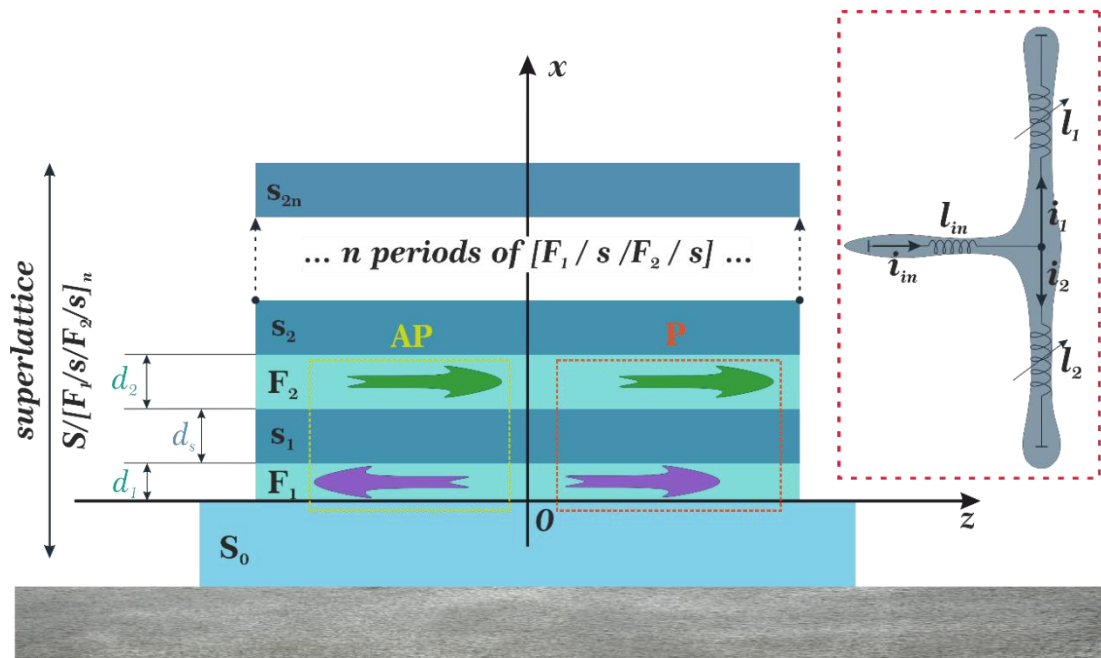


Рисунок 63 – Схематическое изображение «многослойки» $S[F_1/s/F_2/s]_n$, выступающей в качестве настраиваемой индуктивности в составе сверхпроводникового синапса [A10]

Суперрешётка $[F_1/s/F_2/s]_n$, в которой толстый слой сверхпроводника располагается на подложке и является источником индуцированной сверхпроводимости, выступает простейшим

примером трёхмерной структуры. Пример такой структуры изображён на *рисунке 63*, где стрелочками показаны варианты ориентирования вектора намагниченности.

Приступим к рассмотрению схемы, изображенной на *рисунке 62*. Здесь, входной ток (i_{in}) или магнитный поток поступает через входную индуктивность l_{in} , после чего растекается по плечам синапса через индуктивности l_1 и l_2 . Основная идея, лежащая в концепции данной схемы – это управление *кинетической* индуктивностью. При этом, необходимо максимально уменьшить геометрическую индуктивность. Именно для учёта наличия ненулевой геометрической индуктивности и введены элементы l_p , которые играют роль паразитных, нежелательных индуктивностей в данной схеме. Как хорошо известно, индуктивность какого-либо участка электрической цепи определяется энергией магнитного поля, возникающего на этом участке при протекании через него электрического тока. Но при создании этого тока, часть энергии переходит ещё и в кинетическую энергию носителей заряда (электронов). И если при рассмотрении электрических цепей из нормального металла, можно пренебречь вкладом кинетической индуктивности, по сравнению с активным сопротивлением, то в сверхпроводниках она может играть существенную роль [143].

Аналитическое описание данной схемы сводится к записи уравнений Кирхгофа:

$$\begin{cases} i_1 + i_2 = i_{in} \\ i_1 \cdot (l_1 + l_p) - i_2 \cdot (l_2 + l_p) = 0. \\ i_{out} = i_2 - i_1 \end{cases}$$

Пусть $\Sigma l = l_1 + l_2$, $\Delta l = l_1 - l_2$. Тогда, применяя метод Крамера для решения СЛАУ, получим:

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ (l_1 + l_p) & -(l_2 + l_p) \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} i_{in} \\ 0 \end{pmatrix},$$

$$\Delta A = -(\Sigma l + 2l_p).$$

Токи i_1 и i_2 отсюда находятся следующим образом:

$$\Delta D_1 = \begin{vmatrix} i_{in} & 1 \\ 0 & -(l_2 + l_p) \end{vmatrix} = -i_{in} \cdot (l_2 + l_p) \Rightarrow i_1 = \frac{\Delta D_1}{\Delta A} = i_{in} \cdot \frac{(l_2 + l_p)}{\Sigma l + 2l_p},$$

$$\Delta D_2 = \begin{vmatrix} 1 & i_{in} \\ (l_1 + l_p) & 0 \end{vmatrix} = -i_{in} \cdot (l_1 + l_p) \Rightarrow i_2 = \frac{\Delta D_2}{\Delta A} = i_{in} \cdot \frac{(l_1 + l_p)}{\Sigma l + 2l_p}.$$

Далее следует, что выходной ток i_{out} описывается следующим выражением:

$$i_{out} = i_{in} \cdot \frac{(l_1 + l_p)}{\Sigma l + 2l_p} - i_{in} \cdot \frac{(l_2 + l_p)}{\Sigma l + 2l_p} = i_{in} \cdot \frac{\Delta l}{\Sigma l + 2l_p}$$

в случае гальванической подачи тока/сигнала в индуктивный синапс или

$$i_{out} = \varphi_{in} \cdot \frac{\Delta l}{l_{in} (\Sigma l + 2l_p)}$$

если ток задаётся в структуру магнитным образом. Выходной ток является линейной функцией тока на входе и в случае, когда паразитная индуктивность отсутствует, может достигать весового коэффициента равного 1 (разность индуктивностей не может быть больше их суммы). Большой интерес представляет зависимость тока на выходе синапса от суммы индуктивностей и от паразитной индуктивности. Для этого была построена область параметров, изображённая на *рисунке 64*. Как и ожидалось, при минимальном значении паразитной индуктивности 0.001 в нормированных единицах ($l_p = 2\pi L_p I_C / \Phi_0$. При токе $I_C = 100\mu A$, $L_p \sim 1$ фГн), выходной ток достигает максимального значения, близкого к 1. Кроме того, была изучена динамика выходного тока синапса при тактировании трапециевидным импульсом, по аналогии с тем, как динамика рассматривалась выше. Как и следовало ожидать, поведение предлагаемого решения сугубо линейно (см. рисунок 65).

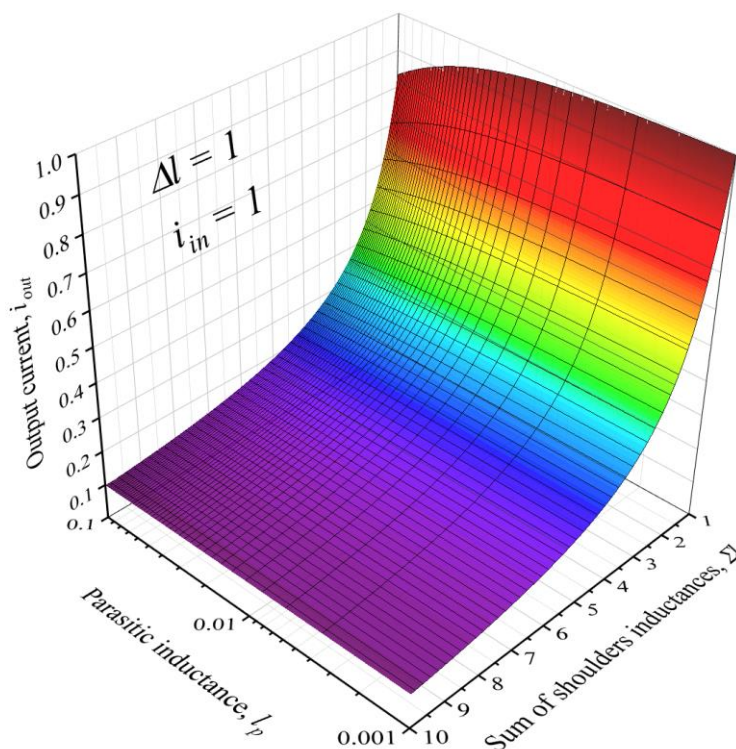


Рисунок 64 – Область параметров для выходного тока i_{out} индуктивного синапса в осях суммарной индуктивности Σl и паразитной индуктивности l_p . Разность индуктивностей Δl оставалась равной 1, так же, как и входной ток i_{in} .

Величины представлены в нормированных единицах

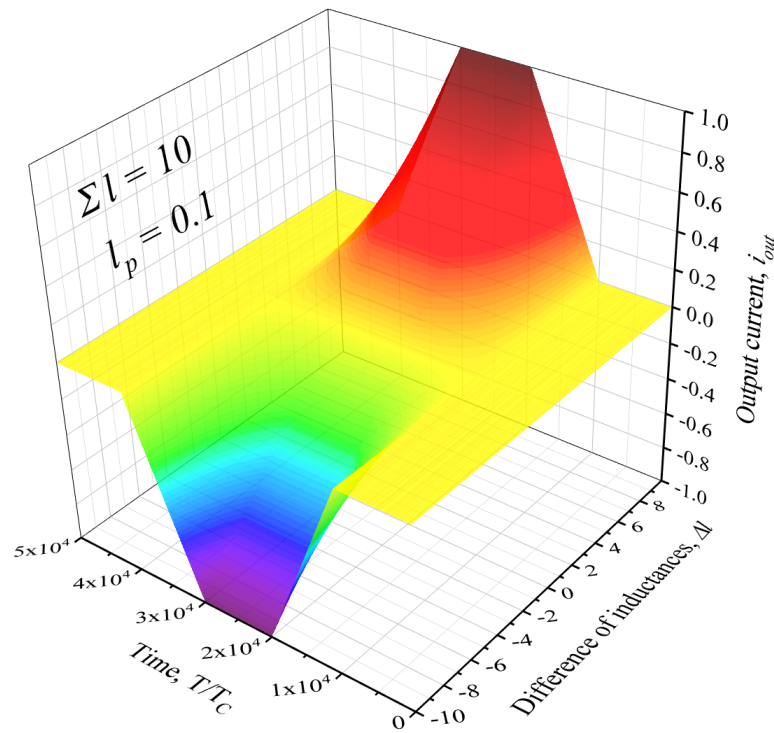


Рисунок 65 – Динамика поведения выходного тока индуктивного синапса в зависимости от входного трапецевидного импульса с временем $t_{RF} = 1000$ и от разности индуктивностей Δl . $\Sigma l = 10$, $l_p = 0.1$.

Величины представлены в нормированных единицах

Важным шагом на пути подтверждения теоретических изысканий стало нахождение подтверждения значительных изменений в парном потенциале в тонких сверхпроводящих *s*-слоях в [Co (1.5 nm) / Nb (8 nm) / Co (2.5 nm) / Nb (8 nm)]₃ искусственного ферромагнитного материала. Для таких суперрешёток возможность переключения между Р и АР состояниями, используя магнитные поля с напряжённостью ~ 30 Э уже была продемонстрирована в работе [142]. Образцы были подготовлены при помощи системы магнетронного распыления Leybold Heraeus Z-400 в течении одного цикла работы без разгерметизации камеры. Использовались три мишени: ниобий (чистота 99.95%) – сверхпроводниковый генератор Куперовских пар и разделительный слой между двумя соседними плёнками ферромагнитного материала, напыляемого с помощью мишени кобальта (чистота 99.95%); мишень чистого кремния (чистота 99.999%) – создание пассивируемого слоя для предотвращения окисления структуры.

Процедура травления для организации схемы исследования токового транспорта происходила в атмосфере чистого аргона в установке CRYO RIE Alba Nova (Университет Стокгольма, Швеция). Шаблон схемы измерения был спроектирован Романом Морари из Московского Физико-Технического Института таким образом, чтобы можно было реализовать четырёх-точечную схему измерения шести сегментов образца в одном цикле охлаждения (см. рисунок 66): одна пара контактов использовалась для задания тока, а другая пара микропроводов – для проверки индуцированной разности потенциалов.

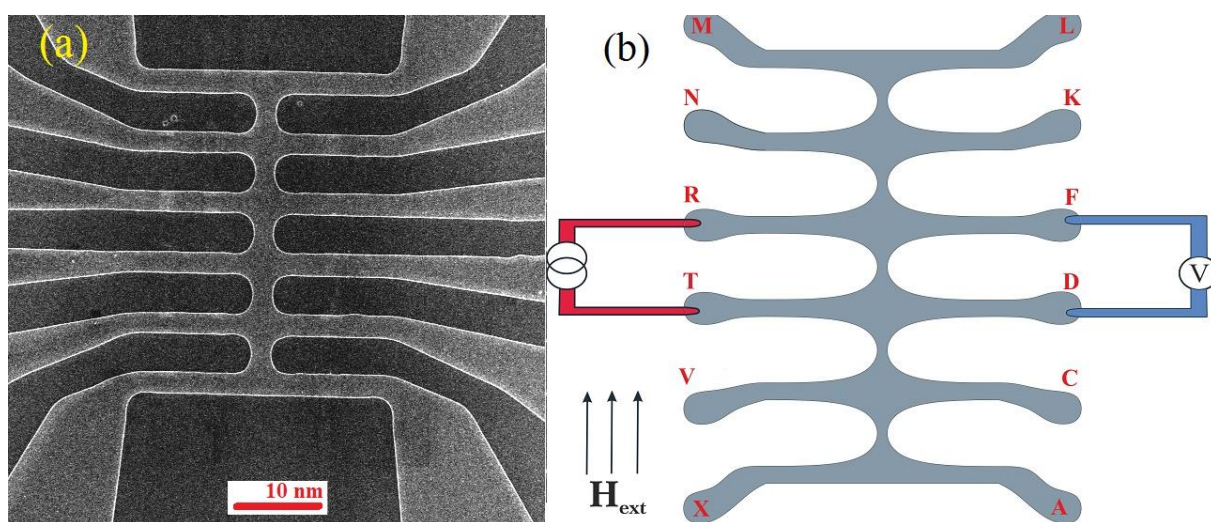


Рисунок 66 – Микрофотография (a) и принципиальная схема (b) структуры для измерения критической температуры в структурах с управляемой кинетической индуктивностью [A10]

Экспериментально была получена зависимость сопротивления (R) как функции температуры (T) при отсутствии внешнего магнитного поля для всех округлых сегментов образца сразу после окончания цикла охлаждения. На *рисунке 67a*) представлены кривые $R(T)$ для начального варианта в отсутствии внешнего магнитного поля, что соответствует обычным однородным сверхпроводникам, измеряемых при условиях: небольшое изменение сопротивления при температурах близких к критической и резкое характерное падение до нуля при критической температуре 7.3 K. Ниобий переходит в сверхпроводящее состояние по всему объёму образца. Большими буквами на графике обозначены подключения вольтметра к противоположным ножкам «многоножки», обозначенных выше на принципиальной схеме измерения (см. рисунок 66). Отметим, что при таком начальном состоянии со случайным распределением небольших доменов в слоях Co , резистивные переходы $R(T)$ на различных участках – RT (черные кружки), TV (синяя штриховая линия) и VX (зеленая штриховая кривая) – имеют схожую форму. Различия в значениях сопротивления может быть объяснена геометрическими факторами (ширина и особые формы сегментов).

Следующая серия измерений проводилась при схожих условиях, но после того, как образец подвергался воздействию внешнего магнитного поля: образец подвергался переменному намагничиванию в поле, приложенном параллельно слоям образца при температуре 10 K. Магнитное поле изменялось в пределах от -200 Э до +200 Э. После данного воздействия, поведения образца значительно изменилось. Для всех сегментов сверхпроводниковые переходы начинаются при более низкой температуре $T = 7.2$ K и сопротивление постепенно спадает до момента, как температура не будет равняться 6.7 K, после чего сопротивление равно нулю.

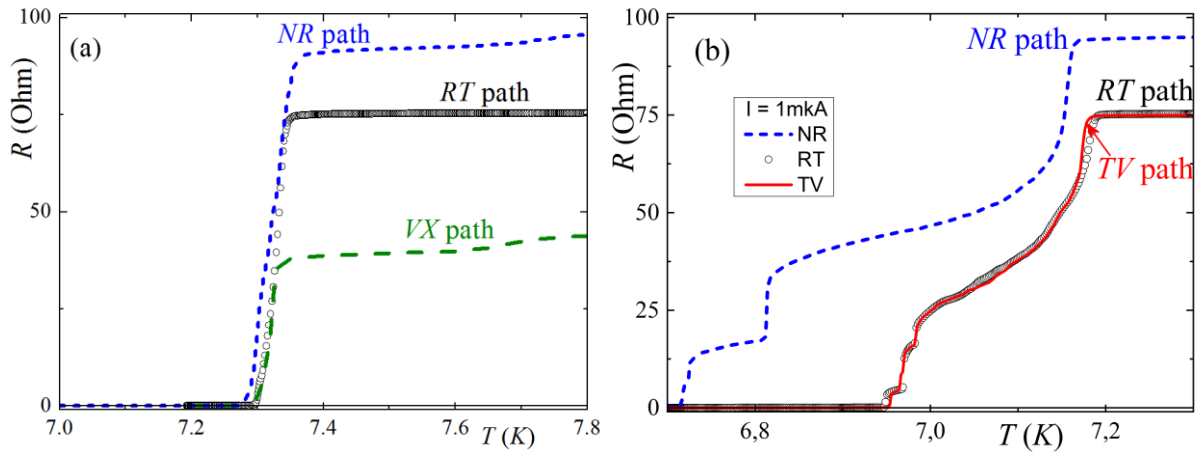


Рисунок 67 – Зависимость сопротивления от температуры (a) без начального намагничивания образца при токе $I = 20 \mu A$ и (b) после намагничивания в продольном направлении при токе $I = 1 \mu A$ [A10]

Приведённые экспериментальные данные подтверждают, что найденные в многослойных структурах $S[F_1/s/F_2/s]_n$ свойства электронного транспорта, могут быть использованы для создания различных триггерных электронных элементов, включая и синапсы. Процессы подавления сверхпроводимости в тонких *s*-слоях, окружённых магнитными материалами могут быть использованы для изменения коэффициента передачи в простой схеме синапса, изображённой на рисунке 63.

Выводы к Главе 3

Глава 3 настоящей работы посвящена разработке важного элемента нейронных сетей – синапса. Данный элемент обладает характеристикой, называемой *весом синапса*, которая может изменяться во время обучения сети и тем самым корректировать ее способность решать те или иные задачи, часть которых обсуждались в Главе 1. В данной главе были разработаны две различные схемы сверхпроводникового синапса: первая основана на использовании магнитных джозефсоновских контактов (англ. *Magnetic Josephson Junction*), которые позволяют влиять на величину своего критического тока; вторая схема основана на использовании взамен нелинейных джозефсоновских контактов перестраиваемых кинетических индуктивностей.

Для первого варианта схемы проведён анализ передаточных характеристик и оценена степень линейности преобразования входного сигнала с использованием Фурье анализа. Рассчитана линейность как для небольшой величины разности критических токов джозефсоновских переходов ($\Delta i_C = 0.3$), так и для граничной ($\Delta i_C = 0.9$). Результаты моделирования свидетельствуют о том, что при работе в рамках диапазона $(-\pi; +\pi)$ по входному потоку – период продемонстрированной ранее нейронной ячейки – синапс обладает высокой линейностью преобразования (наличествует единственная гармоника, основная).

Использование в схеме синапса магнитных джозефсоновских контактов позволило увеличить динамический диапазон по входному магнитному потоку по сравнению с начальным вариантом (изображен на рисунке 56), при этом варьируя разность критических токов джозефсоновских контактов, можно менять вес синапса в широких пределах, обеспечивая как положительные, так и отрицательные и нулевые значения. Таким образом, динамический диапазон джозефсоновского синапса составляет 2π , что соответствует периодам активационных функций нейронов, продемонстрированных в **Главе 2**.

Доказана возможность реализации синапса на основе управляемых индуктивностей в отсутствие джозефсоновских контактов. Управление такими индуктивностями осуществляется через влияние внешним магнитным полем на намагниченность ферромагнитных слоёв «многослойки» и основано на эффекте близости в сверхпроводниках. Главной особенностью в таком представлении синапса является максимальное уменьшение значений геометрических (магнитных) индуктивностей в структуре в целом, для более явного вклада кинетических индуктивностей, которыми планируется манипулировать. Одним из преимуществ индуктивной реализации выступает тот факт, что преобразование входного сигнала является заведомо линейным. Продemonстрирована возможность получения весовых коэффициентов близких к единице даже при значениях паразитных (геометрических) индуктивностей в несколько сотен фГн. Возможность создания предложенной схемы основана на ряде работ, в которых не раз демонстрировались и изучались слоистые структуры типа $S[F_1/s / F_2/s]_n$, играющие роль управляемых *кинетических* индуктивностей. Кроме того, возможность реализации подобных переключателей, с подавлением сверхпроводимости в тонких слоях, подтверждена экспериментальными данными, где на основании зависимостей сопротивления образца от температуры, можно сделать вывод о влиянии эффектов намагничивания на проводимость структуры в целом.

Таким образом, разработанные структуры по принципу своего функционирования напоминают клапан, управление которым позволяет подавлять в большей или меньшей степени, текущий через него ток, тем самым смещая баланс циркулирующих в связанных контурах сверхпроводниковой схемы токов. Сравнение двух вариантов разработанных схем позволяет заключить, что индуктивный синапс является более эффективным устройством из-за простоты конструкции и большей компактности. Кроме того, такой вариант схемы позволяет получать значения весов близких к единице, а строгая линейность отклика исключает наличия петли гистерезиса при динамическом воздействии на синапс.

Результаты, изложенные в данной главе, нашли свое отражение в работах [A4] (метод оценки паразитных геометрических индуктивностей), [A6] и [A10].

Глава 4. Сверхпроводниковые нейронные сети¹⁵

Следующим важным шагом стало изучение проблем объединения разработанных базовых элементов в функционирующие нейронные сети. В частности, помимо основных, базовых элементов искусственных нейронных сетей, сверхпроводниковые реализации которых были рассмотрены выше (Глава 2 и Глава 3), потребовалась разработка важных вспомогательных структурных элементов для обеспечения полноценного функционирования ИНС. Ниже речь пойдет об аппаратной реализации процесса обучения в сверхпроводниковых нейронных сетях и о таком элементе, как ReLU – фильтре отрицательных значений, используемом в сверточных нейронных сетях, которые активно развиваются в настоящее время.

§1 Обучающая ячейка Learning cell

Как уже отмечалось, ИНС способны решать широкий круг задач. Однако из-за трудности физической реализации, нейронные сети, как правило, создаются средствами программного обеспечения. Тем не менее, как бы ни была реализована нейронная сеть, она требует процесса обучения (коррекции синаптических весов) для эффективного решения тех или иных задач. На сегодняшний день существует большое число алгоритмов обучения, ориентированных на определенную архитектуру нейронной сети и особенности их синаптических связей. Однако нет ни одной известной достаточно разработанной процедуры обучения цифро-аналоговых сверхпроводниковых нейронных сетей (СНН).

Из первой главы данной работы известно, что в общем случае существует три пути для проведения обучения нейронной сети, реализованных аппаратным способом (см. Глава 1). Для полноценного использования преимуществ сверхпроводниковой электроники, таких как быстродействие и энергоэффективность, нас будет интересовать последний – *on-chip learning*.

Для реализации процесса обучения на чипе необходимо использовать только аппаратную часть нейронной сети. Несмотря на то, что данный тип обучения имеет меньшую точность и меньшую скорость (в случае классических НС), чем два других метода, он позволяет проводить обучение нейронной сети внутри устройства без внешних вмешательств и автоматически учитывать физические особенности производства. Такой подход представляется более реалистичным в случае аппаратного обеспечения, встроенного внутри большого вычислительного комплекса, и сеть, проектируемая с использованием подобного метода,

¹⁵ Данная Глава написана на основе следующих публикаций: Bakurskiy, S., **Schegolev, A. E.**, et al. "Controlling the proximity in a Co/Nb multilayer: the properties of electronic transport." Beilstein Archives 2020.1 (2020); **Schegolev, A. E.**, et al. "Elements of Hybrid Opto-superconducting Convolutional Neural Networks." PHOTOPTICS. 2020.

должна иметь возможность со временем интеллектуально обновлять свои веса. Кроме того, физические особенности сверхпроводимости, наблюдаемые в такого рода устройствах, позволит избежать меньшей скорости обучения и ошибок в коррекции весов.

Наиболее распространённым эффективным алгоритмом обучения нейронной сети является метод обратного распространения ошибки (МОР), использующий принцип градиентного спуска. В общем случае применение данного алгоритма сводится к коррекции весов синаптических связей:

$$\Delta\omega_i = E \cdot \text{grad}\omega_i + \alpha \cdot \Delta\omega_{i-1},$$

где E – параметр скорости обучения, α – параметр момента (отвечает за градиентный спуск), а $\Delta\omega_{i-1}$ – изменение синаптического веса на предыдущей итерации. В основе МОР лежит использование производной активационной функции, которая в случае логистической или сигмоидной функций, выражается через саму функцию:

$$f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1} \rightarrow f'(x) = f(x)(1 - f(x)). \quad (13)$$

В случае программной реализации нейронной сети, проблем с использованием такого алгоритма обучения нет, но как реализовать производную активационной функции средствами сверхпроводниковой технологии, особенно, если данная реализация должна быть аналоговой?

На рисунке 68 изображена схема обучающей ячейки (*learning cell* – *LC*), передаточная функция которой аппроксимирует производную сигмоидной функции активации, реализуемой посредством Сигма-нейрона. *LC* представляет собой по сути Гаусс-нейрон, но с параметрами, обеспечивающими наиболее близкую к производной сигмоиды характеристику. Дополнительный поток φ_{shift} необходим для подстройки математического ожидания передаточной функции ячейки в соответствии с передаточной функцией *S-neuron*.

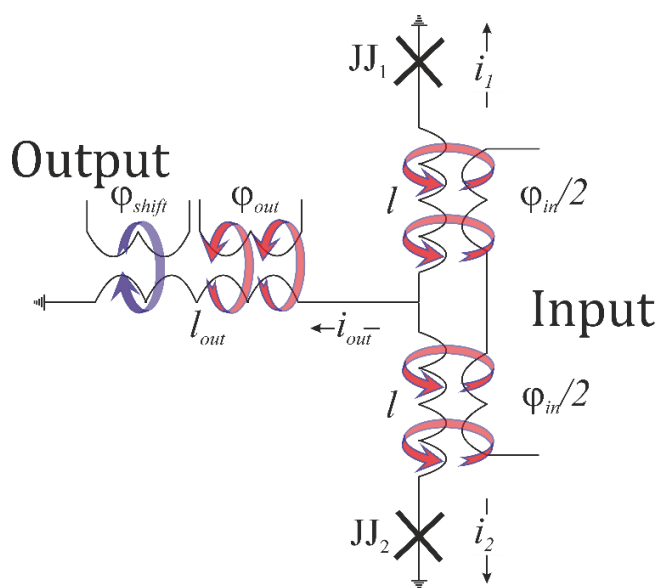


Рисунок 68 – Принципиальная схема обучающей ячейки

Уравнения для LC можно переписать следующим образом:

$$\begin{aligned}\dot{\theta} &= \frac{\varphi_{shift} - \theta}{l + 2l_{out}} - \sin \theta \cos \psi, \\ \dot{\psi} &= \frac{\varphi_{in}/2 + \psi}{l} - \sin \psi \cos \theta, \\ \varphi_{out} &= \frac{2l_{out}}{l + 2l_{out}} \cdot (\theta - \varphi_{shift}).\end{aligned}\tag{14}$$

Ниже на *рисунке 69* изображено семейство «обучающих» кривых и производная сигмоидной функции активации (13). Стоит отметить гибкость в управлении формой передаточной характеристики *Learning cell*, дающей возможность подбора производной сигмоидной функции активации для различных коэффициентов наклона.

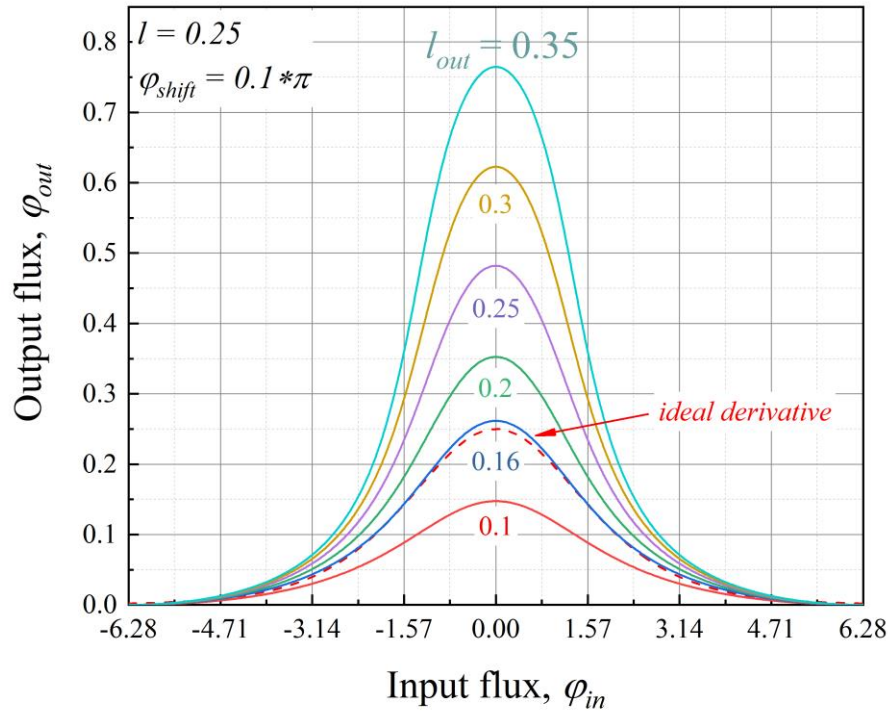


Рисунок 69 – Передаточные характеристики обучающей ячейки для различных значений параметра выходной индуктивности l_{out} . Для сравнения на графике приведен вид производной сигмоидной функции активации.

Величины представлены в нормированных единицах

Как и раньше, в качестве меры сравнения получаемых характеристик и кривой, соответствующей производной сигмоиды, будем использовать функционал среднеквадратичного отклонения:

$$SD = \frac{\sum_{n=1}^N \left[f'_x(\varphi_{in}^{(n)}) - \varphi_{out}(\varphi_{in}^{(n)}) \right]^2}{N},$$

где $f'_x(\varphi_{in}^{(n)})$ – производная сигмоиды, взятая в области определения передаточной функции обучающей ячейки $\varphi_{out}(\varphi_{in}^{(n)})$. Кроме того, передаточную характеристику всегда будем переносить на нулевой уровень по выходному потоку (так, чтобы в выбранном диапазоне не было отрицательных значений функции). Сделать это достаточно легко – нужно приложить к выходному потоку дополнительный поток смещения, что позволит добиться более корректного сравнения форм изучаемых кривых. Для данного функционала построена область параметров $\{l, l_{out}\}$, изображенная на *рисунке 70*, где красной кривой обозначены пары значений $\{l, l_{out}\}$, позволяющие добиться минимального стандартного отклонения и тем самым расширить производственный диапазон параметров при физической реализации ячейки. Анализ области параметров показал, что наименьшего значения функционала можно добиться при $l=0.25$, $l_{out}=0.16$ и, в частности, в области выделенной зеленой окружностью на *рисунке 70*. Дальнейшую динамику протекающих в обучающей ячейке процессов будем рассматривать с найденной парой параметров. Вопрос о том, сколь пригодна данная ячейка в качестве элемента обучения сети будет рассмотрен ниже, в рамках компьютерного моделирования её работы в составе ИНС.

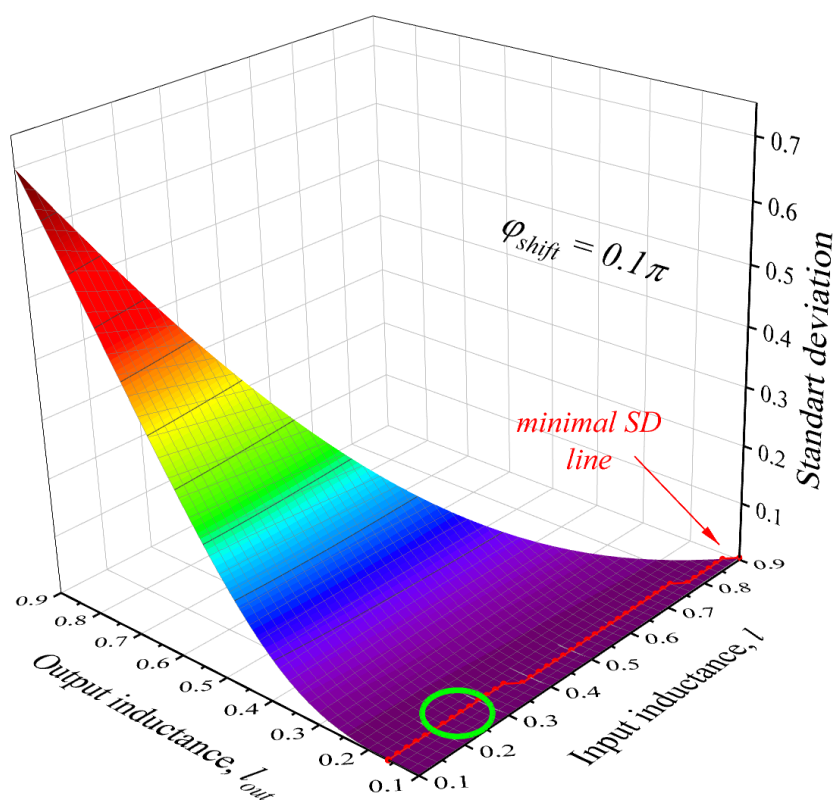


Рисунок 70 – Область параметров $\{l, l_{out}\}$ для стандартного отклонения передаточной характеристики обучающей ячейки (установленной по нулевому уровню выходного сигнала) от производной активационной функции. Красная линия визуализирует долину пар индуктивностей, соответствующих минимальному отклонению. Минимальное значение стандартного отклонения соответствует значениям индуктивностей $l=0.25$, $l_{out}=0.16$.

Величины представлены в нормированных единицах

Как уже отмечалось, типичная ИНС трансформирует некоторый набор признаков, подаваемых на её вход и соответствующих (или не соответствующих) распознаваемому объекту, в выходной сигнал, коррелирующий с объектом, который сеть должна распознать. Ниже на вставке к рисунку 71 изображена элементарная схема нейронной сети, демонстрирующая подобную трансформацию. Здесь (x_1, x_2) является вектором-столбцом признаков. Каждый из нейронов I_1, I_2 (нейроны входного слоя) и O_1 (нейрон выходного слоя) обладает нелинейной функцией трансформации сигнала – активационной функцией. Для простоты, у каждого нейрона функция имеет один и тот же вид и задаётся следующим выражением (данная форма активационной функции обсуждалась в Главе 1 «Функция активации нейрона» данной работы): $f(x) = (1 + \exp(-x))^{-1}$. Таким образом, на вход нейрона O_1 передается от нейронов I_1, I_2 следующий сигнал: $x_{in} = f(x_1) \cdot w_1 + f(x_2) \cdot w_2$. В свою очередь, нейрон выходного слоя также трансформирует сигнал, так что сигнал на выходе сети оказывается функцией $O_1 = O_1(x_1, x_2, w_1, w_2)$. Мы приходим к вполне ожидаемому выводу: на способность ИНС к распознаванию влияют значения синаптических весов. Именно поэтому целью обучения ИНС является настройка и поиск корректных значений этих величин.

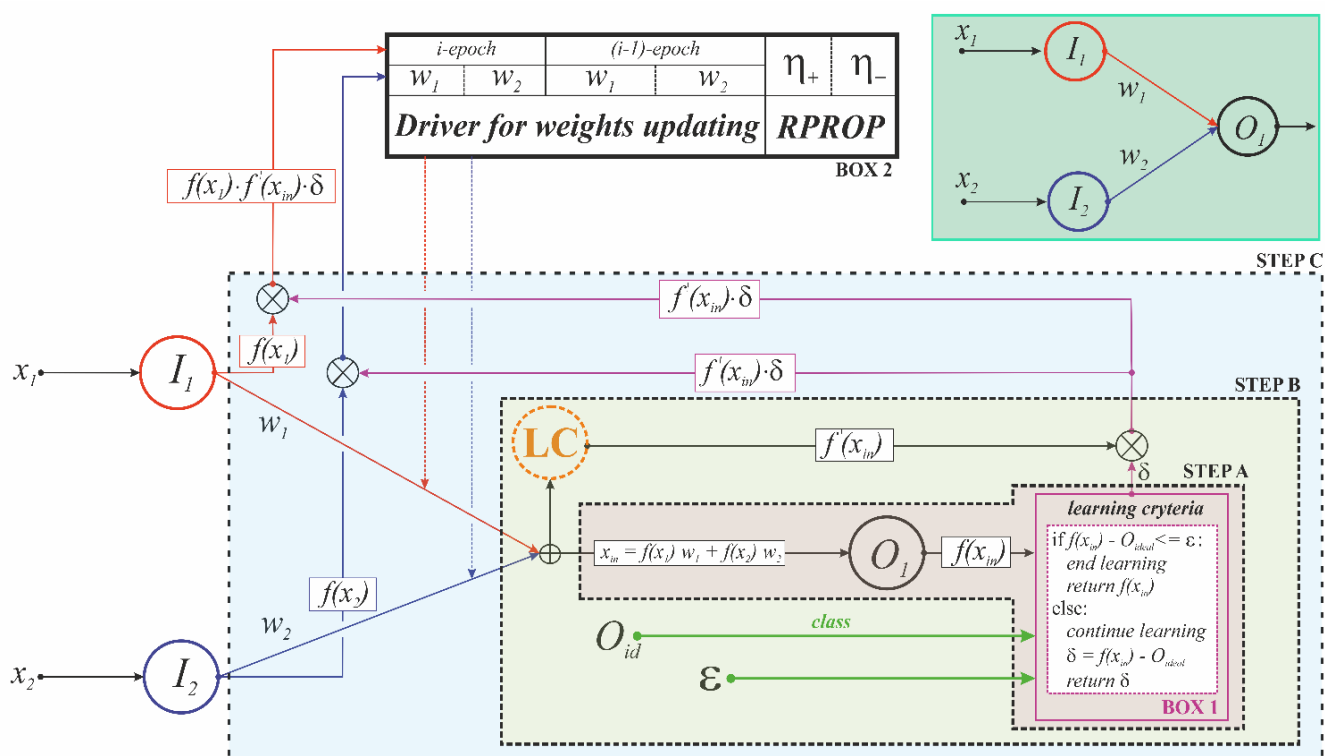


Рисунок 71 – Схема обучения элементарной сверхпроводниковой нейронной сети (СНС), где на вставке в правом верхнем углу представлены её основные элементы. Кружками на схеме обозначены основные элементы сети, стрелки соответствуют передающимся в сети данным и показывают направление их передачи. Знаки «+» и «×», заключённые в кружки, обозначают операции сложения и умножения соответственно. Боксы 1 и 2 соответствуют на схеме некоторому цифровому компаратору и блоку реализации алгоритма RPROP

Функция ошибки (или функция потерь) для многослойной ИНС $E(\vec{w})$:

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (O_{id} - O_i(\vec{w}))^2,$$

где N – число нейронов в выходном слое, i – номер нейрона, O_{id} – желаемое (или идеальное) значение i -го нейрона, O_i – текущее значение на выходе i -го нейрона, $\vec{w}$ – вектор, содержащий все значения весов, присутствующие в ИНС. Функцию ошибки можно интерпретировать в качестве квадрата Евклидова расстояния между желаемым значением на выходе сети и действительным. Таким образом, функция ошибки так же зависит от значений весов, поэтому в общем случае целью процедуры обучения является нахождение такого вектора $\vec{w}_{opt}$, который бы минимизировал функцию ошибки – $E(\vec{w}_{opt}) = E_{min}$.

Наиболее действенным способом нахождения минимума данного функционала является градиентный спуск в пространстве весов. Популярным методом выступает метод обратного распространения ошибки (МОР) [131]. МОР позволяет модифицировать веса между каждой парой нейронов в сети в зависимости только от желаемого значения на выходе сети, формы активационной функции и её производной. Основной формулой градиентного спуска является формула вычисления частной производной функции ошибки по соответствующему весу:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial s_i} \frac{\partial s_i}{\partial net_i} \frac{\partial net_i}{\partial w_{ij}},$$

где w_{ij} – вес синапса между j -нейроном и i -нейроном, s_i – выходное значение i -нейрона, net_i – суммарный сигнал, подаваемый на вход i -нейрона.

На *рисунке 71* схематически изображено обучение ИНС модифицированным методом обратного распространения RPROP [130]. На рисунке кружками обозначены основные элементы сети, стрелки соответствуют передающимся в сети данным и показывают направление их передачи. Знаки «+» и «×», заключённые в кружки, обозначают операции сложения и умножения соответственно. Боксы 1 и 2 (**BOX 1** и **BOX 2**) соответствуют на схеме некоторому цифровому компаратору и блоку реализации алгоритма RPROP. Для наглядности, на схеме выделено три этапа обучения сети, предшествующих вычислению и обновлению весов: *Step A*, *Step B* и *Step C*, и заключающиеся в последовательном вычислении дельт. Действительно, если расписать записанную выше формулу для частной производной функции ошибки, получим, что для успешного вычисления поправок к весам нам понадобятся:

$$\delta = f(x_{in}) - O_{id}; \delta_{O1} = \delta \times f'(x_{in}); \delta_n = \delta_{O1} \times f(x_n).$$

Таким образом, *Step A* подразумевает, во-первых, вычисление выходного значения ИНС. Во-вторых, выполнение первого условия. В-третьих, *Step A* подразумевает сравнение

получившегося результата с некоторым параметром ϵ , по итогам которого процесс обучения либо останавливается (в случае, когда $\delta \leq \epsilon$), либо продолжается ($\delta > \epsilon$). Следующий шаг, *Step B*, состоит в выполнении предыдущего шага (*Step A*), вычислении значения производной активационной функции выходного нейрона (работа *Learning cell*) и выполнении пункта 2). Последний шаг – *Step C* – включает в себя предыдущие шаги и состоит в выполнении пункта 3) и передачи получившегося значения на вход цифрового блока BOX 2. В данном блоке должны храниться значения весов на текущей и предыдущей эпохах, значения частной производной функции ошибки по определённому весу для текущей эпохи и предыдущей, и параметры обучения – параметры алгоритма RPROP (коэффициенты η_+ и η_-). Стоит отметить, что выбор данного алгоритма неслучаен: RPROP показал наилучшую производительность и эффективность работы, по сравнению с другими алгоритмами обучения.

Примерный шаблон схемы, реализующей представленную обучающую ячейку, изображен на рисунке 72. Современная технология изготовления сверхпроводниковых устройств позволяет создавать структуры с довольно небольшими планарными размерами. Так, характерная площадь джозефсоновского контакта составляет порядка 0.2 мкм^2 . Большую часть площади чипа (порядка 90%) занимают остальные элементы структуры: шунты джозефсоновских контактов, индуктивности, трансформаторы [132]. Таким образом, представленная *Learning cell (LC)* может быть реализована на площадях размером $10 \times 10 \text{ мкм}^2$.

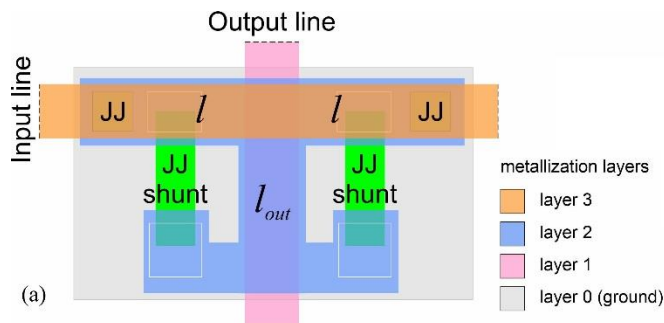


Рисунок 72 – Изображение шаблона *Learning cell*

Для оценки энергоэффективности и производительности разработанной обучающей ячейки, был проведен анализ её динамических особенностей. Так, было построено семейство динамических передаточных функций в виде отклика *LC* на внешний трапециевидный сигнал, амплитуда которого подобрана таким образом, чтобы покрывать весь период передаточной функции *learning cell* (в нашем случае, период передаточной функции равен 4π , так как поток в ячейку делится пополам, см. уравнение (14)). В качестве характеристики данного сигнала, как и раньше, будем использовать параметр t_{RF} - rise/fall time. Подобный анализ важен с точки зрения понимания поведения разрабатываемой обучающей ячейки при её работе в составе сложной структуры сети, где все сигналы и процессы имеют некоторую протяжённость во времени. Более того, необходимо оценить характерные времена, соответствующие адиабатическому

режиму работы и, как следствие, минимальной диссипации энергии при внешнем воздействии на систему импульсом магнитного потока. На *рисунке 73* изображено две серии семейств динамических характеристик для разных значений потока смещения φ_{shift} и t_{RF} . Верхний рисунок соответствует сильно неоднозначной динамике, которую удаётся стабилизировать только на временах порядка $10^4 t_C$, что на порядок медленней, чем для *Sigma-cell* (см. *рисунк 39*). Кроме того, это означает, что чем больше скорость такта (чем быстрее будет отрабатывать *Learning cell*), тем сильнее будет «разрушаться» передаточная характеристика данного элемента. Одновременно с этим, *рисунк 73b*) демонстрирует ситуацию, когда такого разрушения можно избежать, увеличив поток смещения и подобрав оптимальные значения индуктивностей, соответствующие минимальному SD. Так, для потока $\varphi_{shift} = 0.1\pi$, уже при $T_{RF}=300t_C$ можно добиться около однозначной динамики при высоком быстродействии (при $I_C=0.1$ мА и $V_C=0.1$ мВ, характерное время будет составлять около 3.3 пс, что дает $T_{RF} \approx 1$ нс).

В рамках резистивной модели были рассчитаны скорости изменения фаз джозефсоновских контактов, на основании которых можно получить информацию об энергии, диссипируемой в LC на одну операцию (за один такт). На *рисунке 74* изображена диссипация энергии в обучающей ячейке как функция t_{RF} (времени нарастания/спадания сигнала) для разных значений потока смещения φ_{shift} , при прохождении внешнего импульса (см. вставку на *рисунке 74*). Пик диссипации энергии в ячейке приходится на момент времени, соответствующий половине периода, поступающего внешнего магнитного сигнала/потока. На временах порядка 3×10^4 нс ($10^4 t_C$) диссипация достигает величин порядка $(0.06-0.4) \times 10^{-20}$ Дж (~ 1 зДж). При этом, интересно отметить, что искривление кривой диссипации напрямую связано с динамической передаточной характеристикой – чем меньше поток смещения (чем больше линейность в логарифмическом масштабе), тем на больших временах пропадает неоднозначность передаточной характеристики. Дело в том, что больший поток смещения приводит к большей разности фаз на джозефсоновских контактах ячейки и, как следствие, большему циркулирующему току в контурах. Из-за этого токи, текущие через джозефсоновские контакты, быстрее достигают критического значения, сопровождающееся возникновением на контактах напряжения.

Для оптимальных параметров LC возможны адиабатические режимы работы, когда диссипация энергии за такт экспоненциально уменьшается с увеличением длительности такта (длительности t_{RF}). Также в этом энергоэффективном адиабатическом режиме, значение диссипации практически не зависит от выходной индуктивности ячейки (см. *рисунк 75*). На данном рисунке показана зависимость диссипации энергии в *Learning cell* от выходной индуктивности ячейки l_{out} для различных значений t_{RF} . Различия в рассеивании энергии становятся заметными при $l_{out} \geq 0.2$.

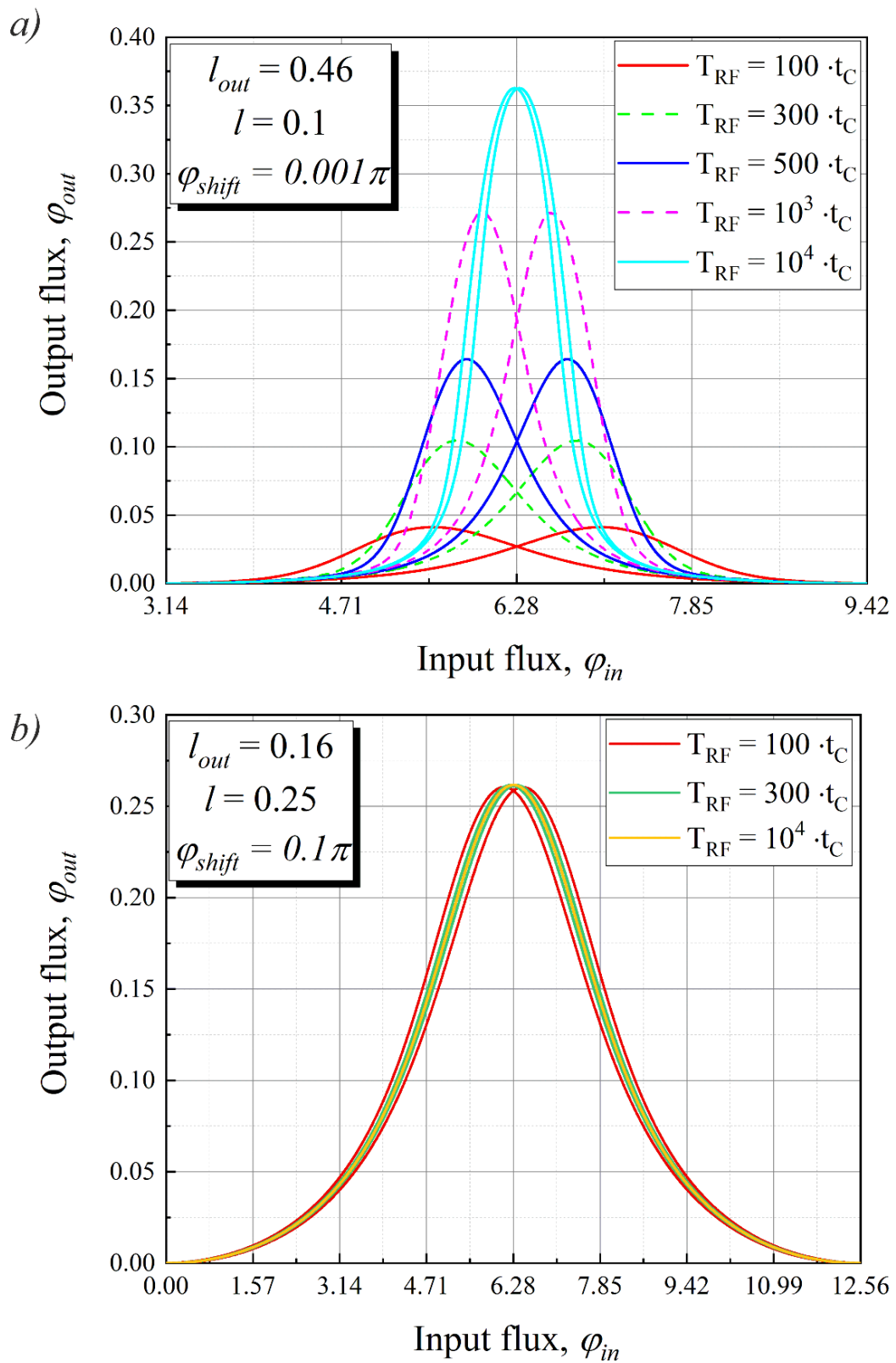


Рисунок 73 – Семейство динамических характеристик LC для различных значений t_{RF} тактирующего импульса паре

а) $l = 0.46$, $l_{out} = 0.1$ и $\varphi_T = 0.001\pi$; б) $l = 0.25$, $l_{out} = 0.16$ и $\varphi_T = 0.1\pi$

Величины представлены в нормированных единицах

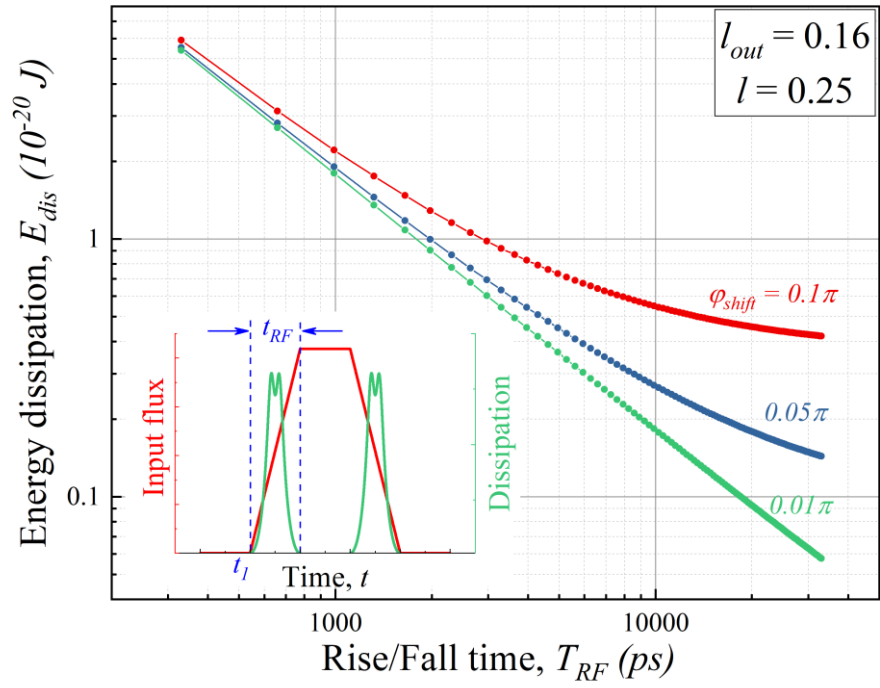


Рисунок 74 – Диссипация энергии в обучающей ячейке как функция времени нарастания/спадания сигнала t_{RF} при прохождении внешнего трапециевидного сигнала (величина диссипации рассчитывалась для $I_C = 100 \mu A$).

Поток смещения $\varphi_{shift} = 0.1\pi$

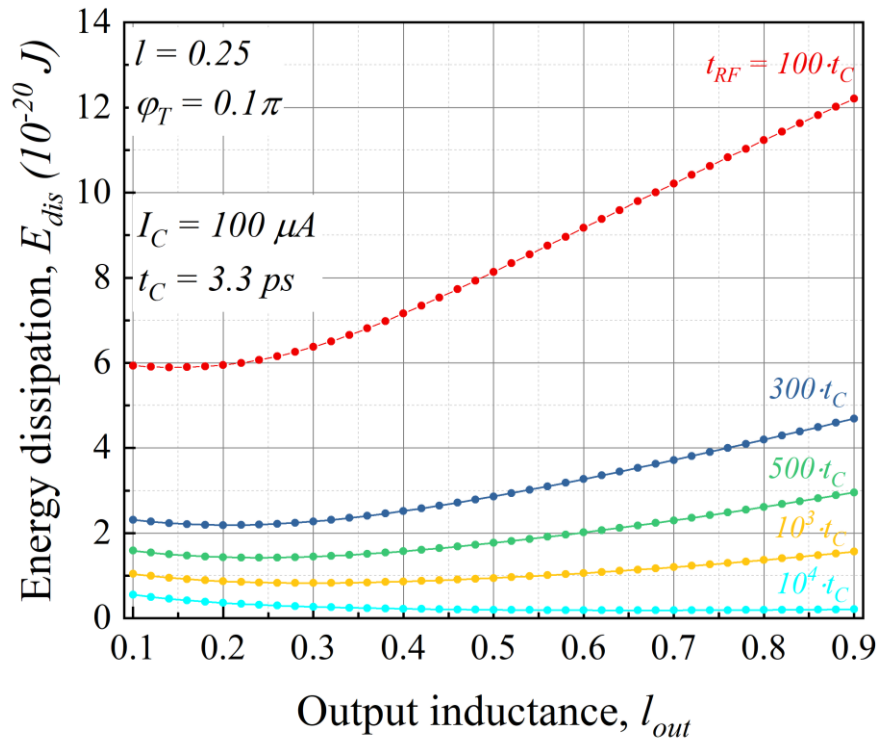


Рисунок 75 – Диссипация энергии как функция выходной индуктивности l_{out} для различных значений t_{RF} . Энергия диссипации рассчитана для значения критического тока джозефсоновского перехода $I_C = 100 \mu A$

Величины представлены в нормированных единицах

Так, для приведённых выше оценок на характерную длительность адиабатического режима работы, получаем, что выделяется энергия порядка 4 – 60 зДж.

§2 Моделирование работы сверхпроводниковой нейронной сети

Для верификации полученных передаточных характеристик *S-neuron* и *Learning cell*, было проведено моделирование программной нейронной сети, основанной на схеме персептрона и состоящей из 16 нейронов (4 нейрона во входном слое, 9 нейронов в скрытом слое и 3 нейрона в выходном слое). Активационные функции нейронов были заменены передаточной характеристикой *S-neuron* с параметрами $l = 0.22$ и $l_{out} = 0.1$, а процесс обучения проводился методом обратного распространения ошибки, модифицированным Ридмиллером-Брауном (алгоритм RPROP – модифицированный алгоритм обратного распространения ошибки) [130] на выборке ирисов Фишера (*Fisher's Iris set*) с понижающим и повышающим параметрами обучения, равными 0.5 и 1.2 соответственно. Кроме того, взамен производной активационной функции была использована передаточная характеристика *Learning cell* с $l = 0.25$ и $l_{out} = 0.16$ (см. рисунок 76). Из рисунка так же хорошо видно, что разработанные ячейки позволяют аппроксимировать сигмоиду и её производную. Заметим, что из-за периодической зависимости выходного сигнала от внешнего, из передаточных характеристик разработанных ячеек вырезался интересующий нас диапазон значений, после чего проводилась интерполяция сплайном. Интерполяция необходима для определения данных функций на всей числовой оси, и, кроме того, чтобы обучение проводилось корректней – без дополнительной нормировки выборки, подаваемой на вход нейронной сети.

Для сравнения процессов обучения нейронной сети, использующей как математические функции, так и «сверхпроводниковые», обучение проводилось на 5000 эпохах. На рисунках 77 и 78 показаны кривые обучения при различных параметрах обучающей ячейки для 1100 эпох в сравнении с кривой обучения «математической» ИНС («software realization»). Каждая кривая есть результат усреднения 30 тестов, проводимых при различных начальных значениях весовых коэффициентов синапсов. Предлагаемая сверхпроводниковая нейронная сеть (СНН) показывает довольно хорошие результаты, уменьшая ошибку распознавания практически до нуля, и что ещё более важно – стабильность поведения обучающей кривой.

При небольших вариациях параметров ячейки (индуктивности и поток смещения) эффективность обучения особо не изменяется и остаётся в районе 1, близким к значению ошибки обучения «математической» сети.

Таким образом, изменение величины дополнительного потока на 50% по сравнению с оптимальным значением, не исключает эффективного распознавания образцов выборки. Так же, на основе моделирования открылась возможность провести оценку реальных физических параметров *LC*, для которых возможно функционирование сверхпроводниковой нейронной сети (зеленый кружок на рисунке 70).

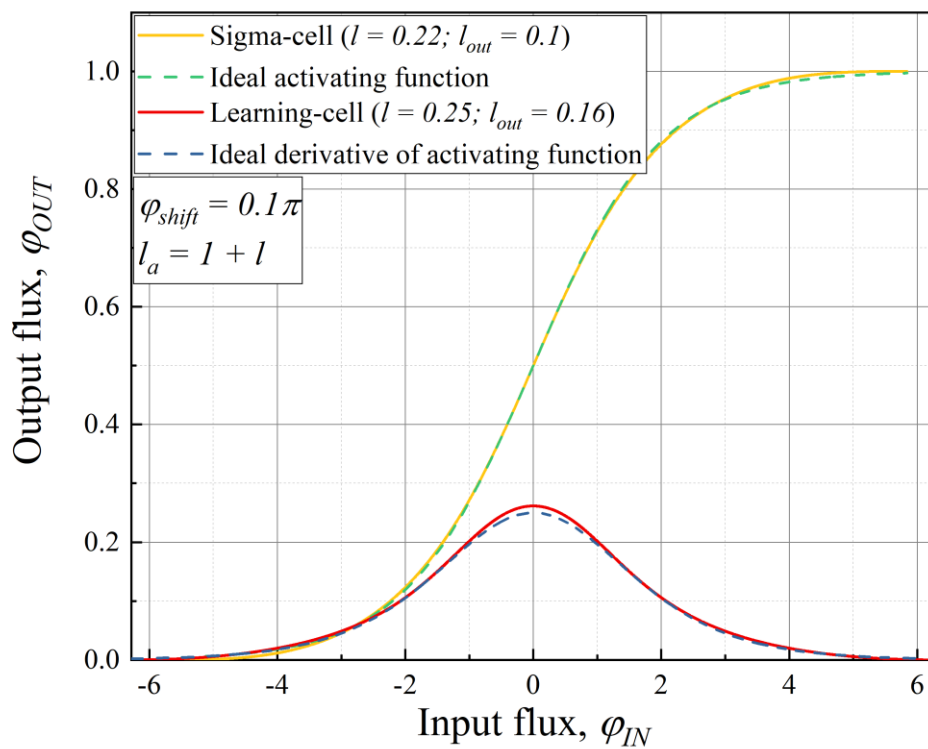


Рисунок 76 – Используемые в моделировании программной нейронной сети передаточные характеристики сверхпроводниковых *S-neuron* и *Learning cell*. Величины представлены в нормированных единицах

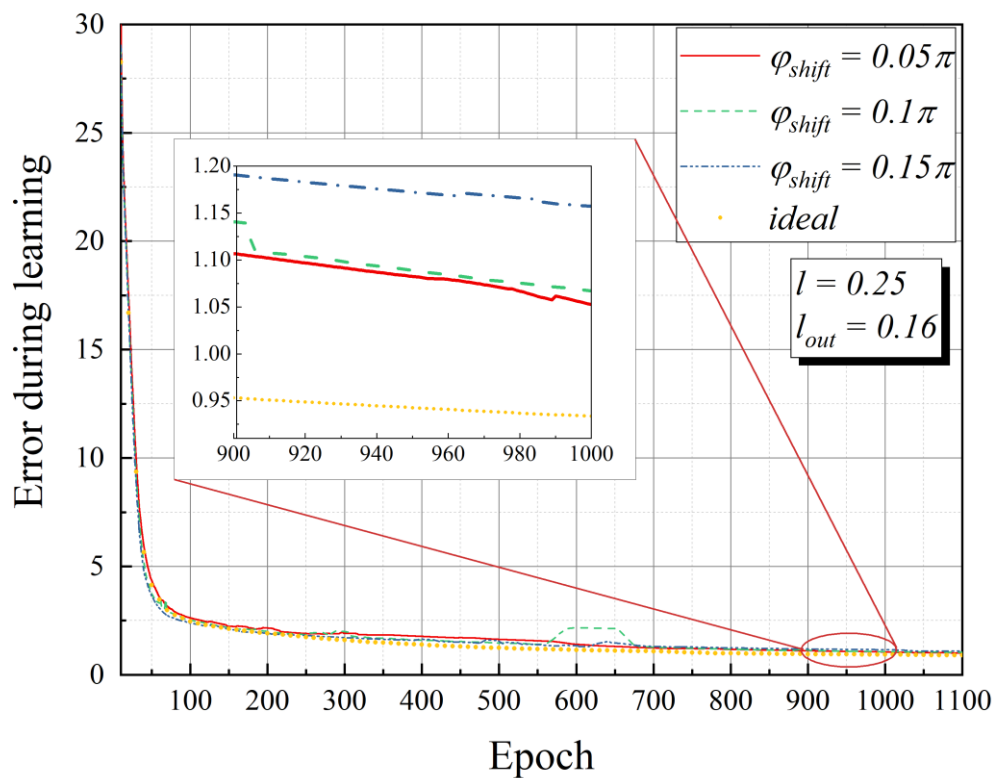


Рисунок 77 – Сравнение кривых обучения программной нейронной сети с «сверхпроводниковыми» элементами при разных значениях потока смещения φ_{shift} с обыкновенной ИНС

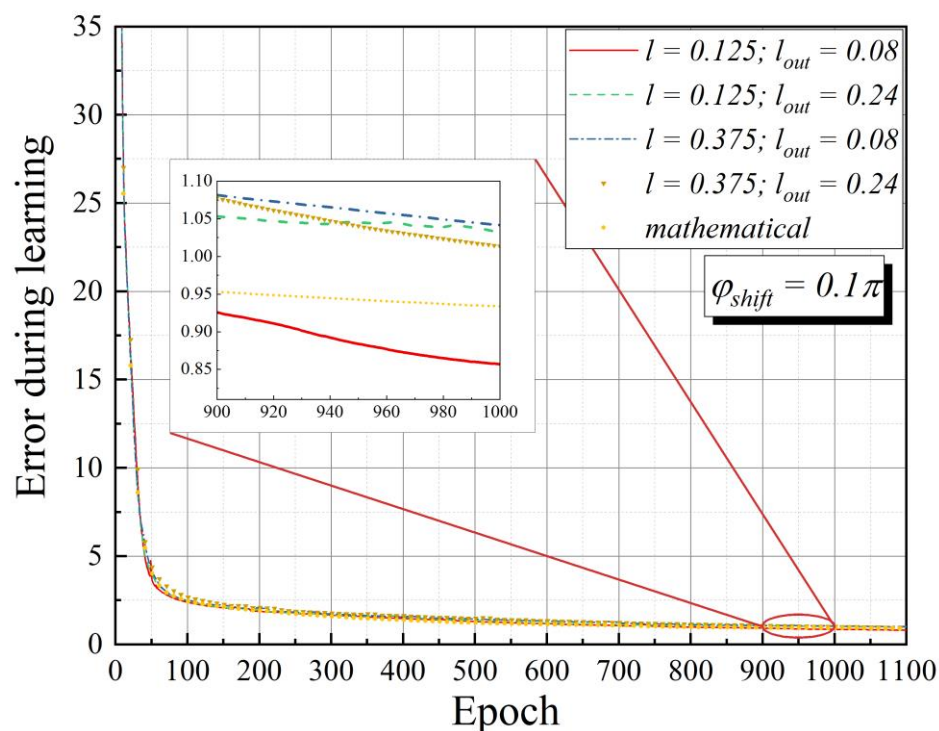


Рисунок 78 – Сравнение кривых обучения программной нейронной сети с «сверхпроводниковыми» элементами при разных значениях индуктивностей обучающей ячейки с обыкновенной ИНС

Анализ полученных данных позволяет сделать вывод, что форма производной активационной функции имеет значительное влияние на обучаемость нейронной сети и на динамику самого обучения. Чем ближе сверхпроводниковая функция обучения к математической производной активационной функции, тем лучше проходит обучение.

§3 Фильтрующий элемент Rectifier Linear Unit (ReLU)

Широко используемой, ещё подробно не обсуждавшейся в данной работе, архитектурой искусственных нейронных сетей являются свёрточные нейронные сети (англ. *Convolutional Neural Network, CNN*). Они были впервые предложены Яном ЛеКуном в 1989 году [148]. Главной задачей данных сетей является распознавание и анализ изображений с помощью выделения важных, ключевых признаков и отсеивания малозначащих, что снижает обрабатываемый объем данных. Идея свёрточных сетей, так же, как и обычных ИНС, сформировалась благодаря анализу строения зрительной коры головного мозга животных. Отдельные нейроны коры реагируют на раздражители только в ограниченной области поля зрения, известной как рецептивное поле. Рецептивные поля разных нейронов частично перекрываются таким образом, что они покрывают всё поле зрения. Данную особенность попытались реализовать в искусственных свёрточных нейронных сетях (СНС).

Преимущество СНС перед традиционными ИНС заключается в том, что они используют относительно небольшую предварительную обработку данных, по сравнению с другими алгоритмами классификации изображений. Данное преимущество достигается за счет процесса обучения сети, при котором она учится использовать некоторый набор фильтров, в то время как обычные сети этой возможностью не обладают. Использование подобной работы с фильтрами и является главным достижением свёрточных нейронных сетей.

Архитектура СНС (см. рисунок 79) строится на следующих ключевых элементах: свёрточные слои, слой активации, слой дискретизации (пулинг, англ. *pooling*) и слой полносвязной нейронной сети, в роли которого выступает, как правило, персептрон.

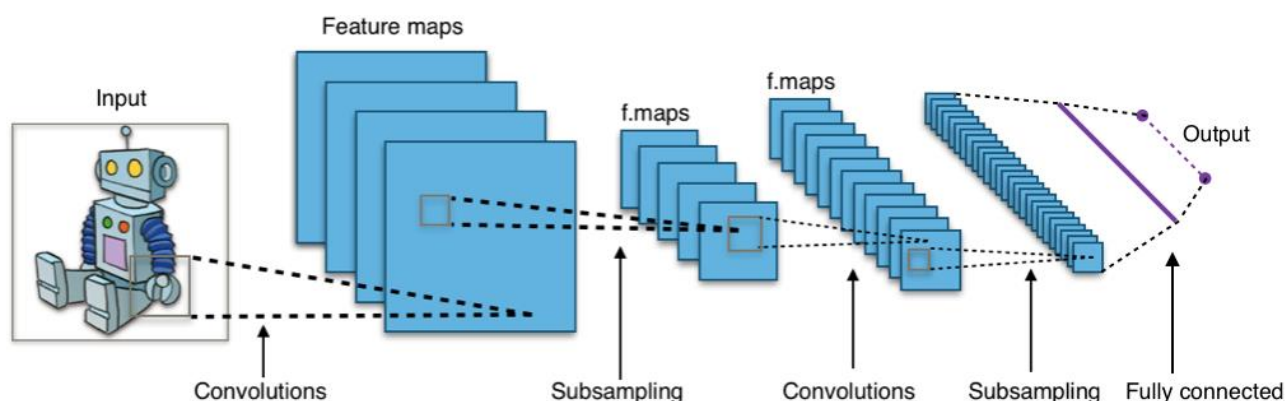


Рисунок 79 – Типовая архитектура свёрточной нейронной сети (изображение взято с ресурса «Википедия»)

Слой свёртки представляет собой матрицу, каждый элемент которой является результатом сканирования фильтром (или маской) определённой области входного изображения. Входное изображение представляется в виде матрицы пикселей с некоторым набором параметров (яркость, цвет и т.п.). Фильтр, являющийся квадратной матрицей, чаще всего выбирают с размерностью 3×3 , «скользит» по входному изображению и передает каждому элементу свёрточного слоя матричную сумму той области, которую он накрывает так, как показано на *рисунке 80*. Важно то, что для отдельно взятого свёрточного слоя используется один и тот же фильтр (иногда его еще называют ядром свертки). Фильтр нужен для того, чтобы выявить какой-то определенный признак входного изображения, например, линию, изогнутую определённым образом (см. рисунок 81). Тогда слой, получившийся в результате операции свёртки таким фильтром, будет показывать наличие данного признака в обрабатываемом слое и её координаты, формируя так называемую карту признаков (англ. *feature map*). Приятным довеском к операции свёртки идёт уменьшение размерности последующих свёрточных слоёв.

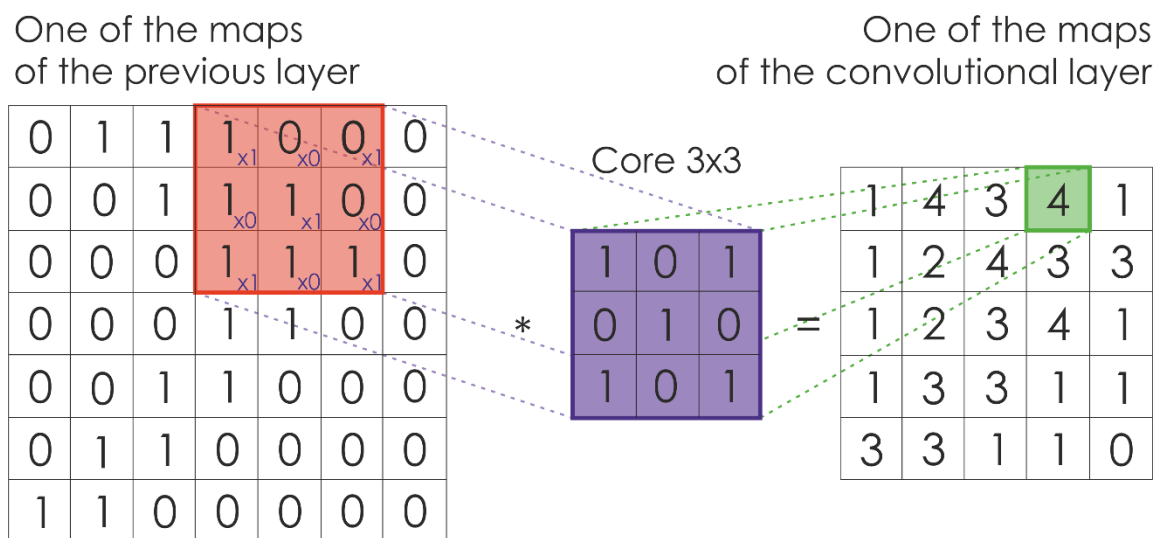


Рисунок 80 – Пример работы фильтра (маски) при образовании свёрточного слоя

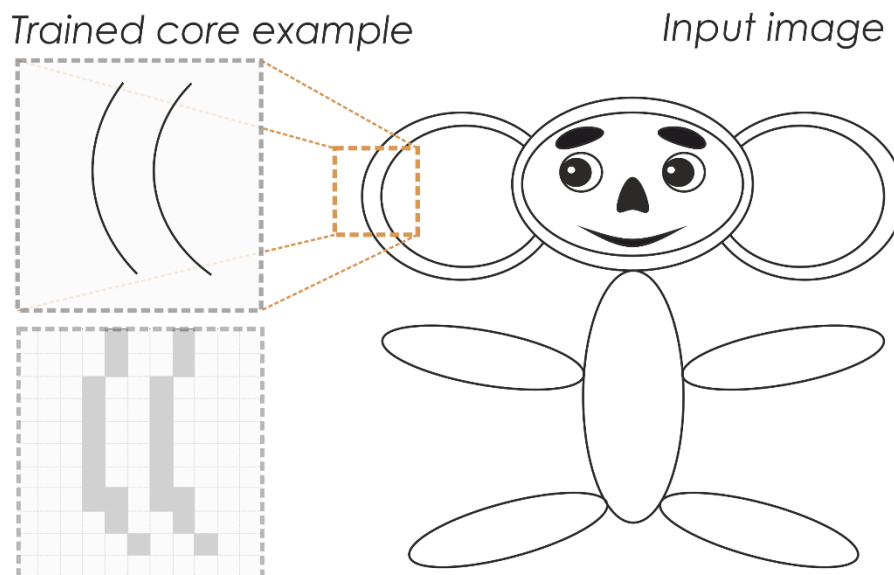


Рисунок 81 – Пример выделения фильтром признака изображения

Слой активации обычно совмещается вместе со свёрточным слоем и представляет собой некоторую функцию, через которую скалярно поэлементно проходят коэффициенты свёрточного слоя. В качестве элемента, выполняющего роль такой функции в СНС используется ReLU (англ. *rectifier linear unit*), который математически можно выразить как $f(x) = \{0, x\}$. ReLU является фильтром отрицательных значений, который позволяет увеличить нелинейные свойства функции принятия решений и сети в целом, при этом не влияя на сами рецептивные поля свёрточного слоя. Кроме того, ReLU позволяет проводить обучение свёрточной сети в несколько раз быстрее остальных функций (функция гиперболического тангенса, сигмоидная функция) без ущерба обобщающим свойствам сети [149].

Слой дискретизации призваны для того, чтобы уменьшить размерность свёрточного слоя, производя операцию «пулинга» над фрагментами этого свёрточного слоя. Например,

функция *max pooling* выбирает максимальный элемент фрагмента и переносит его значение на один нейрон следующего слоя (см. рисунок 82). При этом происходит уплотнение карты признаков с параллельным уменьшением размерности, тем самым снижая область распознавания. Операция «пулинга» интерпретируется так: если на предыдущей операции свёртки уже были выявлены некоторые признаки, то для дальнейшей обработки настолько подробное изображение уже не нужно, и оно уплотняется до менее подробного. К тому же фильтрация уже ненужных деталей изображения помогает избежать переобучения сети.

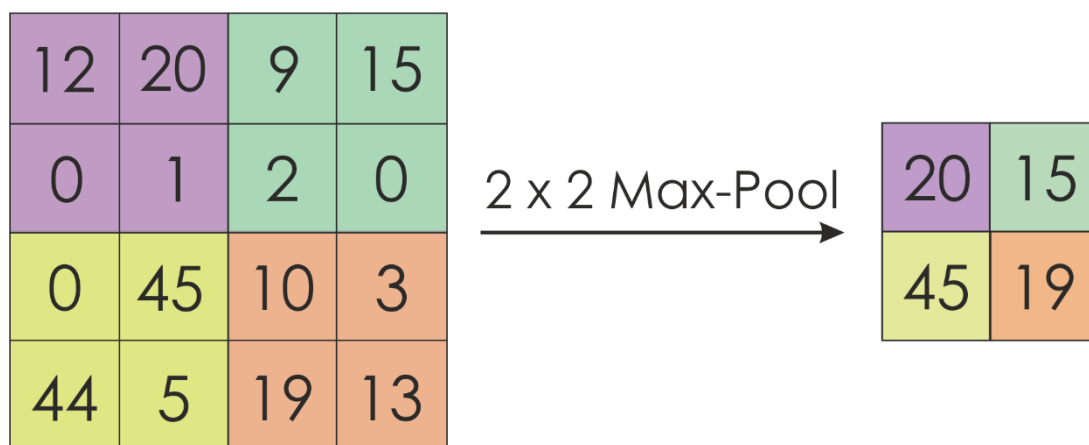


Рисунок 82 – Демонстрация работы слоя субдискретизации

После выявления всех существенных признаков распознаваемого изображения, пройдя серию свёрточных слоев и слоев дискретизации, данные подаются на вход полносвязной сети, в роли которой выступает персептрон, который уже окончательно даёт оценку распознаваемому изображению. Базовые элементы персептрона были подробно разобраны выше в данной работе (см. Глава 2 и Глава 3). До сих пор незатронутым элементом остаётся «фильтрующий» элемент ReLU.

ReLU является важным элементом слоя активации, позволяющего фильтровать поступающие на вход свёрточной нейронной сети отрицательные скалярные значения [150]. Такая фильтрация увеличивает нелинейные свойства функции принятия решений и нейронной сети в целом, не оказывая при этом воздействия на рецептивные поля самого свёрточного слоя [151]. Более того, наличие в составе свёрточной сети подобного элемента позволяет проводить процесс обучения за более короткое время, чем при использовании других функций (функция гиперболического тангенса, сигмоидная функция), не ограничивая обобщающих свойств сети [152]. Передаточная функция ReLU может быть описана следующим математическим выражением $f(x)=\{0, x\}$. Стоит отметить, что данная функция и её модификации (*Noisy ReLU*, *Leaky ReLU*) являются наиболее часто используемыми функциями активации в сетях глубокого обучения (англ. *deep learning networks*), в частности, свёрточных нейронных сетях. На практике получить чётко заданную математическую форму ReLU трудно, поэтому, как правило,

используют функцию «мягкого максимума» (англ. *softmax function*) или *leaky ReLU* (который обладает отличным от нуля градиентом в области насыщения). Подобная замена оправдывается лучшей производительностью нейронной сети [153], поэтому использование заведомо нелинейной структуры для сверхпроводниковой реализации данного элемента выглядит многообещающей.

Выше было отмечено, что математический ReLU предполагает резкий переход в нуле, попытки повторить который средствами сверхпроводниковой технологии не привели к определенным успехам. Однако на базе нейрона (*S-neuron*, Глава 2) удалось создать структуру, передаточная характеристика которой аппроксимирует ReLU и являет собой *leaky ReLU*. Для этого были специально подобраны параметры нейрона таким образом, чтобы преимущественно можно было использовать лишь часть активационной функции (см. рисунок 83). Получающаяся характеристика обладает двумя линейными участками: «нулевым» или областью насыщения (точки лежат вдоль оси абсцисс) и «линейным» (вертикально-наклоненная часть), которые между собой соединены нелинейным участком. Анализу влияния этого нелинейного участка на преобразование внешнего сигнала и будет по большей части посвящена данная часть работы.

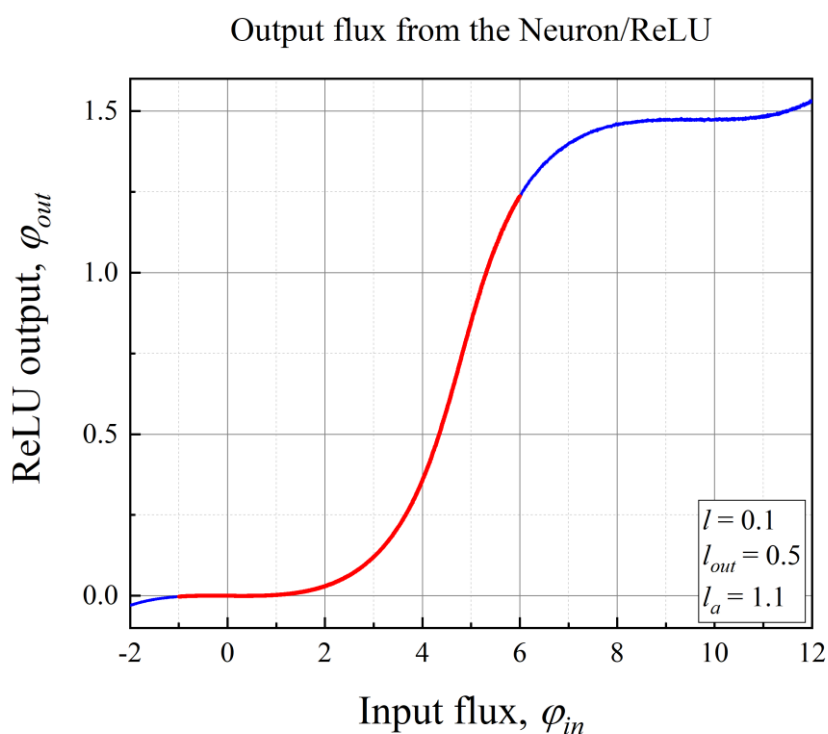


Рисунок 83 – Синей линией изображена активационная функция нейрона, смещенная дополнительным магнитным потоком так, чтобы передаточная функция softmax (красная кривая) аппроксимировала ReLU

Перед тем, как мы непосредственно приступим к анализу функционирования данного элемента, необходимо определить рабочую точку передаточной характеристики, в которой мы собираемся работать. За выбор рабочей точки (т.е. той точки, через которую будет проходить временная ось внешнего сигнала) отвечает внешний постоянный поток (*shifting flux*)

(см. рисунок 84), который прибавляется к поступающему внешнему гармоническому сигналу. В качестве внешнего сигнала будет выступать сигнал вида $s(t)=A \times \sin(\omega_0 \times t)+shift$, где A – амплитуда внешнего магнитного сигнала, а ω_0 – частота осцилляций данного сигнала (см. рисунок 85).

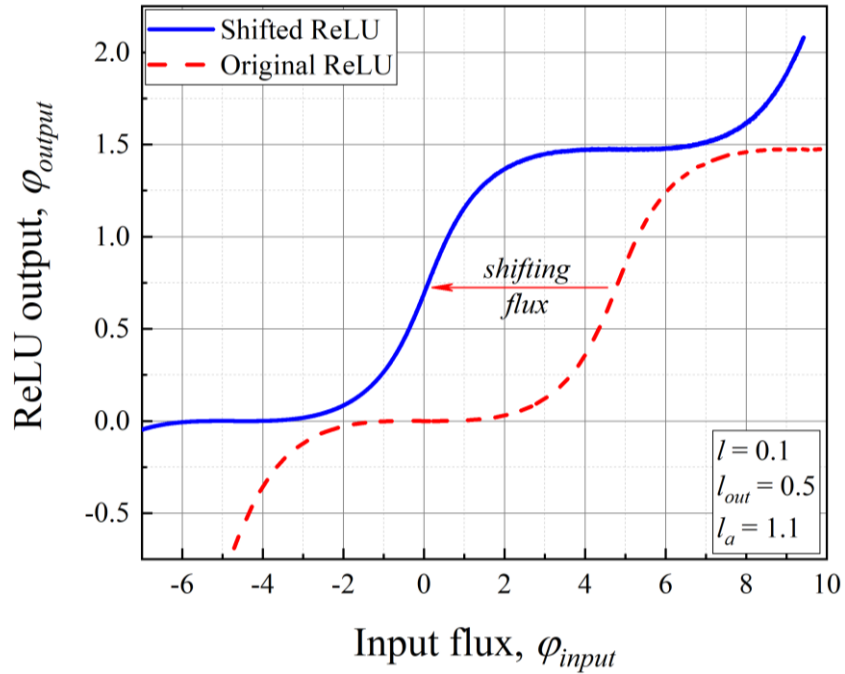


Рисунок 84 – Иллюстрация выбора рабочей точки посредством сдвига постоянным внешним потоком

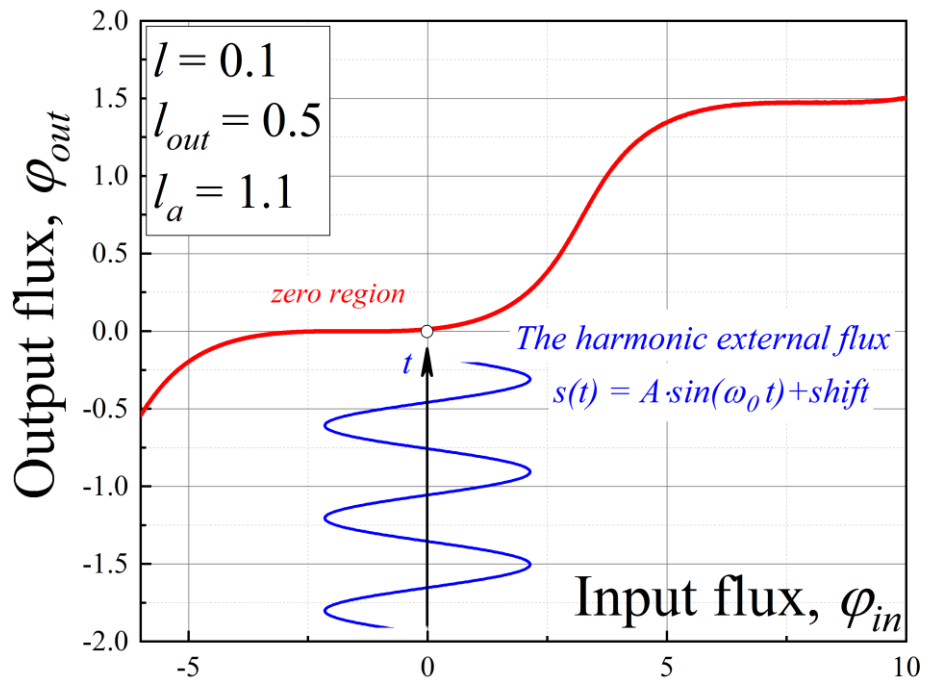


Рисунок 85 – Иллюстрация подачи на вход ReLU простого гармонического сигнала при выборе рабочей точки в конце нулевого участка (области насыщения)

Для начала необходимо понять, каким образом фильтрует сигнал математический ReLU и какой спектр у выходного сигнала. Как уже писалось выше, математическое выражение ReLU выглядит следующим образом

$$f(x) = \max\{0, x\}. \quad (15)$$

Если на вход такой системы подаётся простой гармонический сигнал $s(t) = A \cdot \sin(\omega_0 t + \varphi)$, то на выходе должна получаться функция (16), изображенная на *рисунке 86*:

$$f(s(t)) = \max(0, s(t)). \quad (16)$$

Выбор амплитуды и частоты пробного сигнала был продиктован возможностями «реального» ReLU, вид которого с конкретно взятыми параметрами схемы изображён на *рисунке 85*. Кроме того, для математически строгого ReLU нет принципиальной разницы в том, какой амплитуды сигнал фильтровать, если только эта амплитуда отлична от нуля. Поэтому для амплитуды было выбрано значение 0.5, а для частоты – 0.01 ($shift = 0$).

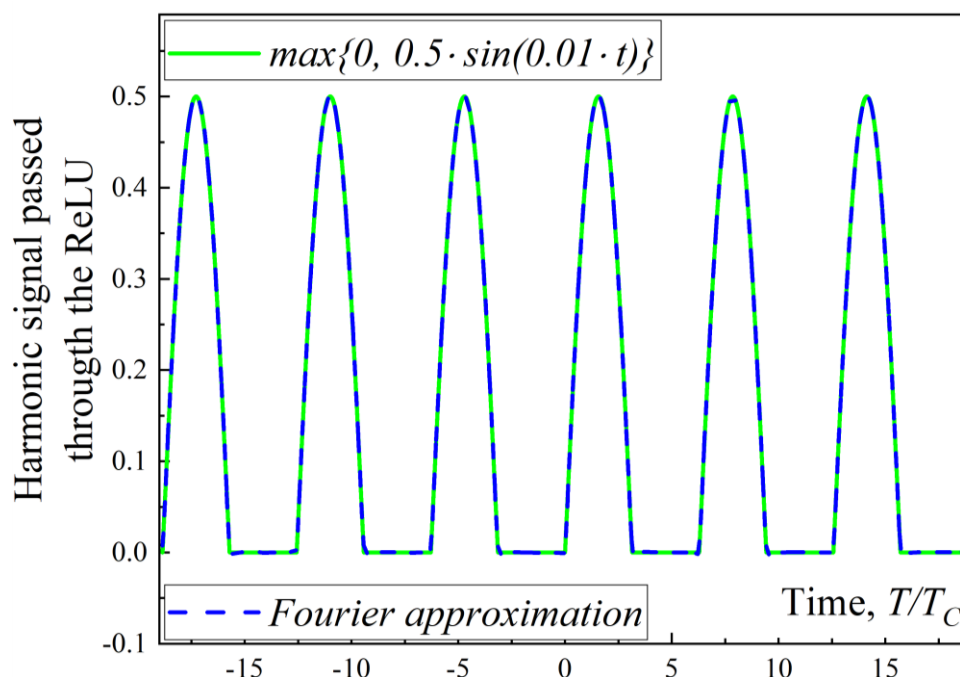


Рисунок 86 – Результат пропускания через математический ReLU простого гармонического сигнала и его представление в виде ряда Фурье

Как и следовало ожидать, ReLU пропускает половину периода гармонического сигнала. Спектр выходного сигнала можно найти следующим образом: для этого необходимо разложить входной сигнал в ряд Фурье, после чего провести Фурье преобразование. Общий вид разложения функции в ряд Фурье хорошо известен и выглядит следующим образом:

$$f(x) = \max\{0, \sin x\} = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cos nx + b_n \sin nx).$$

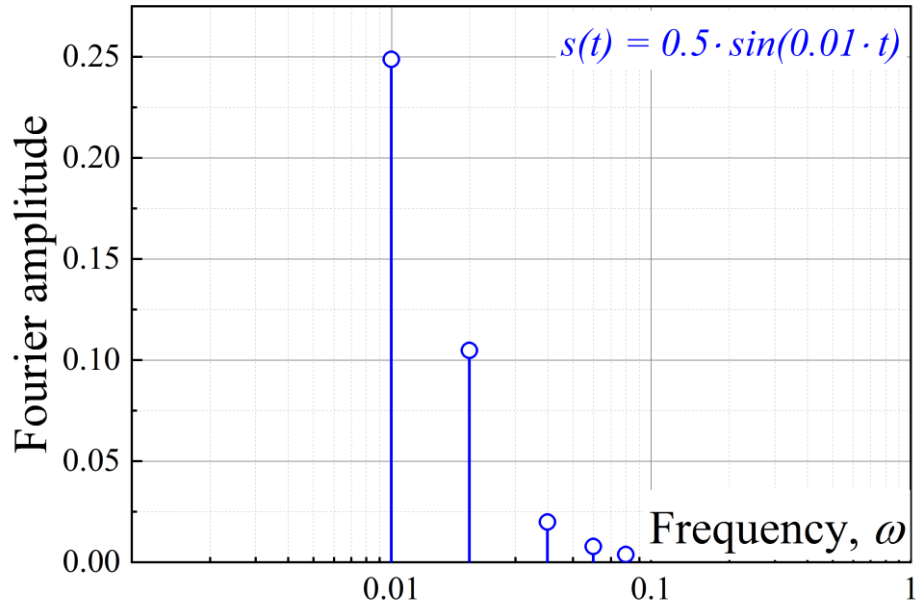


Рисунок 87 – Фурье-спектр выходного сигнала ReLU при подаче на вход гармонического сигнала

Так как фильтр отсекает только отрицательные значения, причем в рассматриваемом случае отсекается ровно половина периода гармонического сигнала, границу интегрирования можно уменьшить в 2 раза:

$$\begin{aligned}
 a_0 &= \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) dx = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi} \sin x dx = \frac{1}{\pi} \cdot \cos x \Big|_{\pi}^0 = \frac{2}{\pi}, \\
 a_n &= \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cdot \cos nx dx = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi} \sin x \cdot \cos nx dx = \\
 &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{\pi} [\sin(x+nx) + \sin(x-nx)] dx = \frac{1}{2\pi} \cdot \left\{ \frac{\cos x(n+1)}{n+1} \Big|_{\pi}^0 + \frac{\cos x(n-1)}{n-1} \Big|_0^{\pi} \right\} = , \\
 &= \frac{1}{2\pi} \cdot \left\{ -\frac{2}{n^2-1} + \frac{\overbrace{\cos(\pi n - \pi)}^{=(-1)^{n+1}}}{n-1} - \frac{\overbrace{\cos(\pi n + \pi)}^{=(-1)^{n+1}}}{n+1} \right\} = \begin{cases} 0, n = 2k+1 \\ \frac{1}{2\pi} \cdot \frac{-4}{(2k)^2-1}, n = 2k, k \in \mathbb{Z} \end{cases} \\
 b_n &= \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \cdot \sin nx dx = \frac{1}{\pi} \int_0^{\pi} \sin x \cdot \sin nx dx = -\frac{1}{2\pi} \int_0^{\pi} [\cos(x+nx) - \cos(x-nx)] dx = \\
 &= \begin{cases} -\frac{1}{2\pi} \int_0^{\pi} [\cos(2x) - 1] dx = -\frac{1}{2\pi} \cdot \left\{ \frac{\sin 2x}{2} \Big|_0^{\pi} - \pi \right\} = \frac{1}{2}, n = 1 \\ \frac{1}{2\pi} \cdot \left\{ \frac{\sin x(n+1)}{n+1} \Big|_0^{\pi} - \frac{\sin x(n-1)}{n-1} \Big|_0^{\pi} \right\} = 0, n > 1 \end{cases} .
 \end{aligned}$$

Таким образом, разложение функции (16) в ряд Фурье имеет вид:

$$f(t) = \max(0, A \cdot \sin(\omega_0 t + \varphi)) =$$

$$= \frac{A}{\pi} \cdot \left\{ 1 + \pi \cdot \frac{\sin(\omega_0 t + \varphi)}{2} - 2 \cdot \sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{4k^2 - 1} \cdot \cos(2kx) \right\}.$$

Спектр такого сигнала находится элементарно, запишем сразу конечное выражение:

$$f(\omega) = -\frac{A}{\pi} \cdot \left\{ \begin{aligned} &\delta(\omega) + i \frac{\pi}{4} \cdot [\delta(\omega_0 - \omega) + \delta(\omega_0 + \omega)] + \\ &\sum_{k=1}^{\infty} \frac{1}{4k^2 - 1} \cdot [\delta(2k\omega_0 - \omega) - \delta(2k\omega_0 + \omega)] \end{aligned} \right\}. \quad (17)$$

Из формулы (17) следует, что в спектре выходного сигнала (17) должна присутствовать основная гармоника сигнала, и последующие четные гармоники, что и наблюдается на рисунке 87. Кроме этого был проведен анализ амплитуд гармоник выходного сигнала и рассчитан коэффициент гармонических искажений (КГИ)¹⁶ по основным значащим гармоникам (1^{ая}, 2^{ая} и 4^{ая}) (см. рисунок 88). Как и следовало ожидать (см. (17)) амплитуды гармоник математического ReLU растут линейно вместе с амплитудой внешнего входящего сигнала, а КГИ постоянен (нормировка гармоник проводилась по следующей формуле

$$A_i^* = \frac{A_i}{A_1 + A_2 + A_4}, i = \{1, 2, 4\}.$$

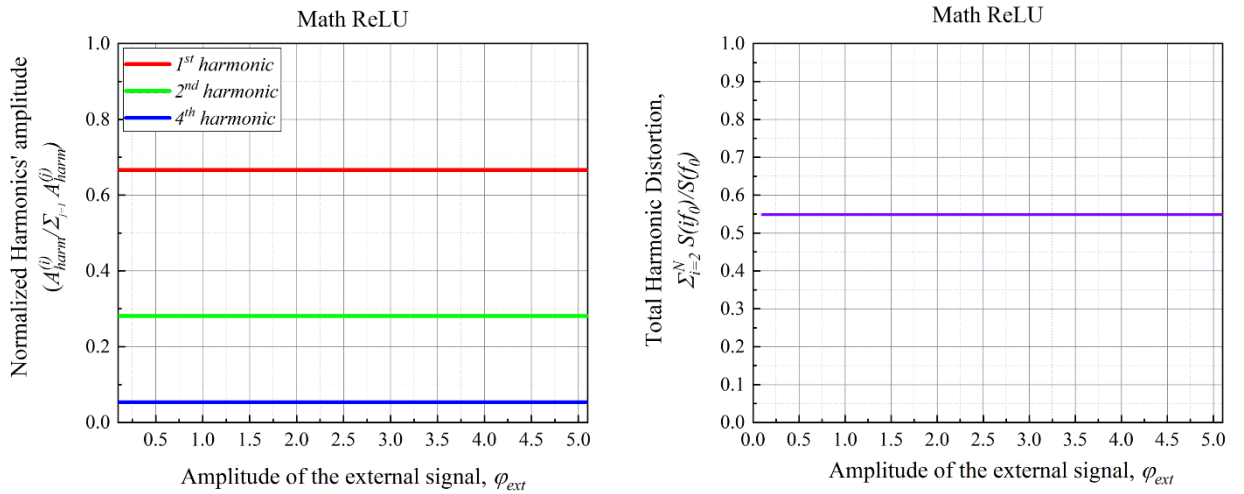


Рисунок 88 – Нормированные амплитуды гармоник выходного сигнала математического ReLU (слева) и рассчитанный по ним КГИ₃ (справа)

¹⁶ Здесь коэффициент гармонических искажений (англ. Total Harmonic Distortion) вычислялся по общей формуле

$$THD_N = \frac{\sum_{i=2}^N S_{out}(if_0)}{S_{out}(f_0)}, \text{ где } N - \text{количество гармоник в сигнале.}$$

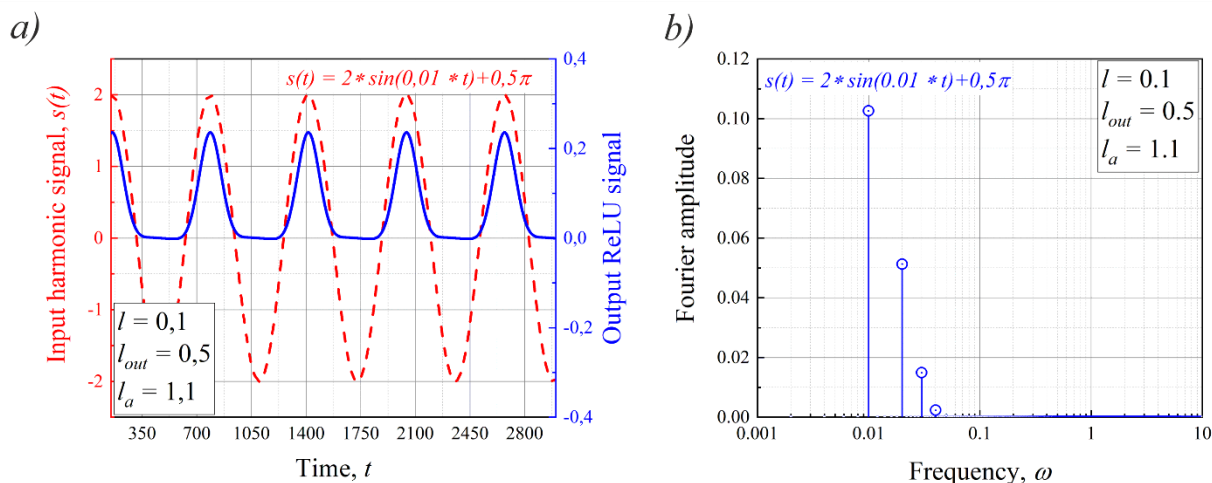


Рисунок 89 – а) Пример пропуска гармонического сигнала через реальный ReLU, при выборе рабочей точки на нулевом участке передаточной характеристики и б) Фурье спектр выходного сигнала

Для «реального» ReLU (полученного из *Sigma-нейрона* – см. рисунок 35) так же был проведен анализ гармоник и рассчитан КГИ (см. рисунок 89). Параметры схемы были выбраны следующими: $l=0.1$, $l_{out}=0.5$, $l_a=1.1$. Выбор именно таких значений параметров был продиктован требованиями к углу наклона линейной части и наиболее плавным переходом от нулевой области к линейной.

«Реальный» ReLU фильтрует внешний сигнал немногим хуже, чем его математическая версия (см. рисунок 89), однако в виду того, что «реальный» ReLU обладает нелинейной передаточной характеристикой, в спектре выходного сигнала присутствуют дополнительные нечётные гармоники. Кроме того, так как изначально характеристика «реального» ReLU взята из периодической активационной функции нейрона, накладываются ограничение на амплитуду входящего гармонического сигнала – при превышении некоторой величины, характеризующейся параметрами системы, сигнал выходит за рабочий диапазон и в выходном сигнале появляются дополнительные искажения.

Для анализа спектра «реального» ReLU (см. рисунок 89) были отобраны первые четыре гармоники, ввиду того, что их амплитуды во много раз превышают амплитуды старших гармоник, а следовательно, именно они оказывают ключевое влияние на формирование выходного сигнала. Нормированные амплитуды первых четверых гармоник (нормировка проводилась точно также, как и для математического ReLU) показаны на *рисунке 90*. В отличие от математического ReLU, здесь гармоники «включаются» последовательно вместе с увеличением амплитуды внешнего сигнала.

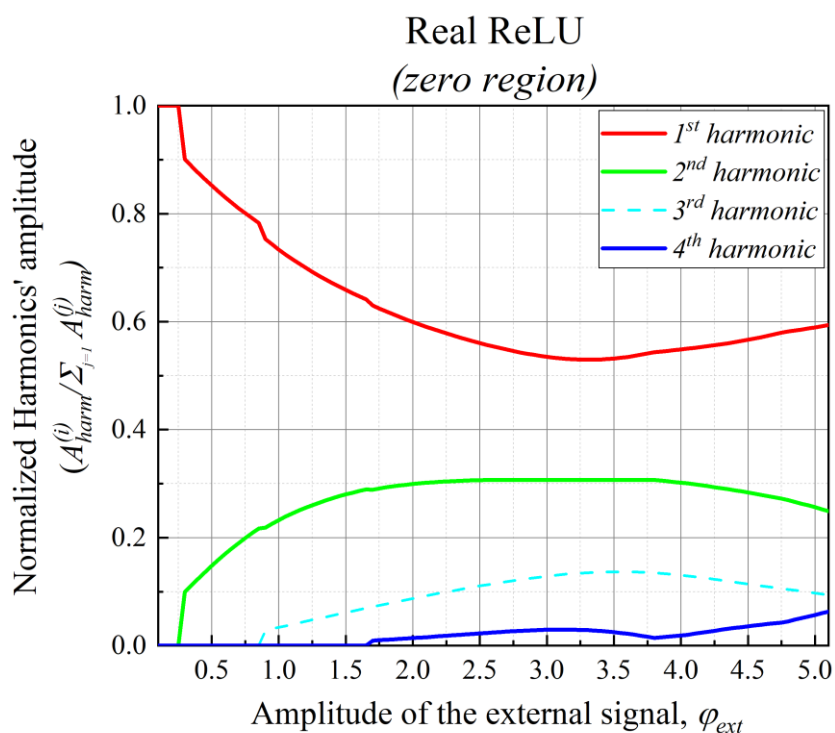


Рисунок 90 – Нормированные амплитуды гармоник выходного сигнала «реального» ReLU

Вид коэффициента нелинейных искажений для «реального» ReLU изображен на рисунке 91. На нем отчётливо видны «скачки», соответствующие «включению» соответствующих гармоник.

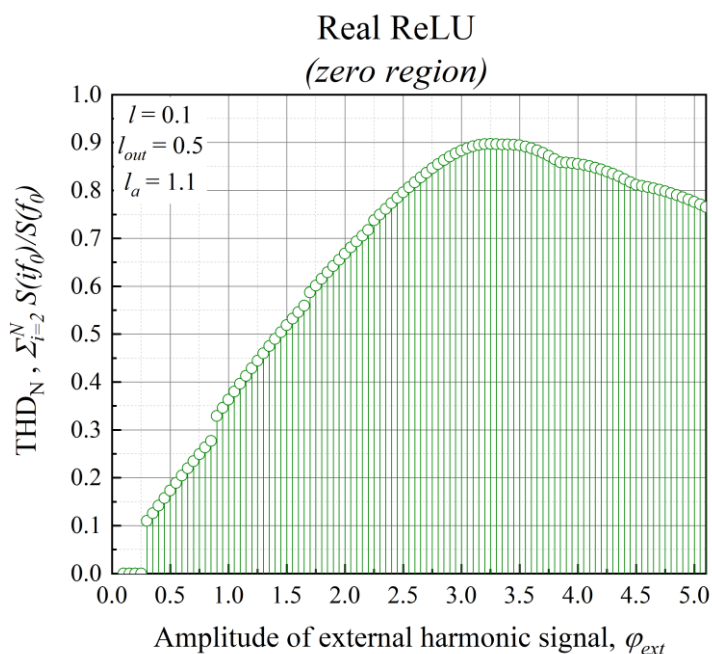


Рисунок 91 – КГИ₄ «реального» ReLU

Важно также изучить поведение реального ReLU в том случае, когда рабочей точкой является середина линейного участка (см. рисунок 92). Для идеального фильтрующего элемента конечный результат предскажем, так как все аналитические выкладки остаются точно такими

же, за тем исключением, что к входному сигналу добавляется некая постоянная составляющая, кроме того, область значений математического ReLU занимает всю числовую прямую. Соответственно, если подавать гармонический сигнал на линейный участок, то при небольшой амплитуде в спектре выходного сигнала будет наблюдаться только одна гармоника (частота внешнего сигнала), как только часть внешнего сигнала будет попадать на фильтрующую часть – в выходном спектре появятся старшие гармоники, описываемые формулой (17).

Из рисунка 93 видно, что в значительном диапазоне амплитуд входного сигнала, в спектре выходного сигнала присутствует только основная гармоника, остальные «подключаются» тогда, когда сигнал начинает фильтроваться.

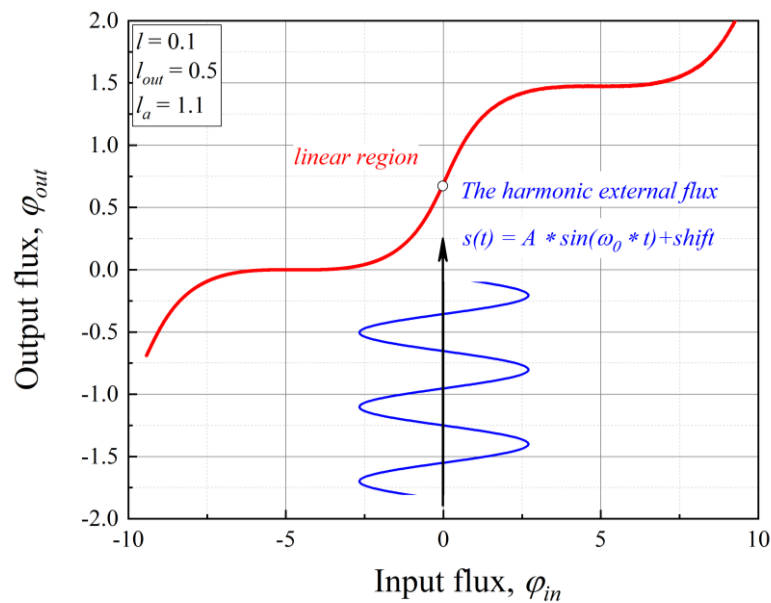


Рисунок 92 – Иллюстрация к воздействию на вход ReLU простого гармонического сигнала при выборе рабочей точки в середине линейного участка

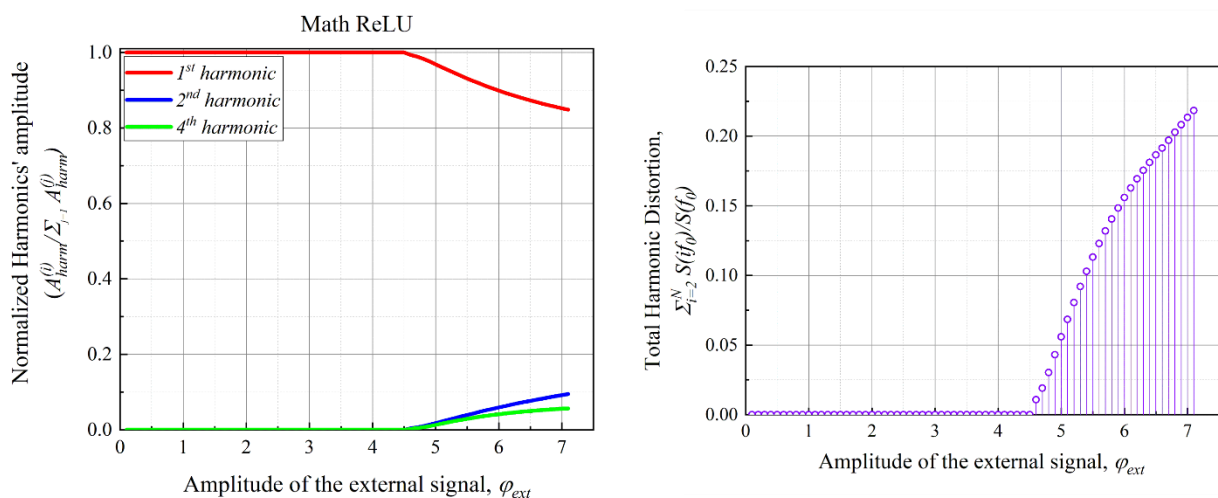


Рисунок 93 – Нормированные амплитуды гармоник выходного сигнала математического ReLU (слева) и рассчитанный по ним КГИЗ (справа) для линейного участка

Ниже на *рисунке 94* показан результат пропускания гармонического сигнала с небольшой амплитудой (в нормированных единицах потока она равна 0.5) через ReLU с рабочей точкой, лежащей на линейном участке. На первый взгляд, сигнал проходит без искажений и только домножается на соответствующий вес выпрямителя. Однако Фурье анализ показывает, что в спектре выходного сигнала, даже при небольших амплитудах внешнего сигнала, все равно присутствуют старшие гармоники и с ростом амплитуды сигнала, их общий вклад в нелинейность выходящего сигнала увеличивается (см. рисунок 95).

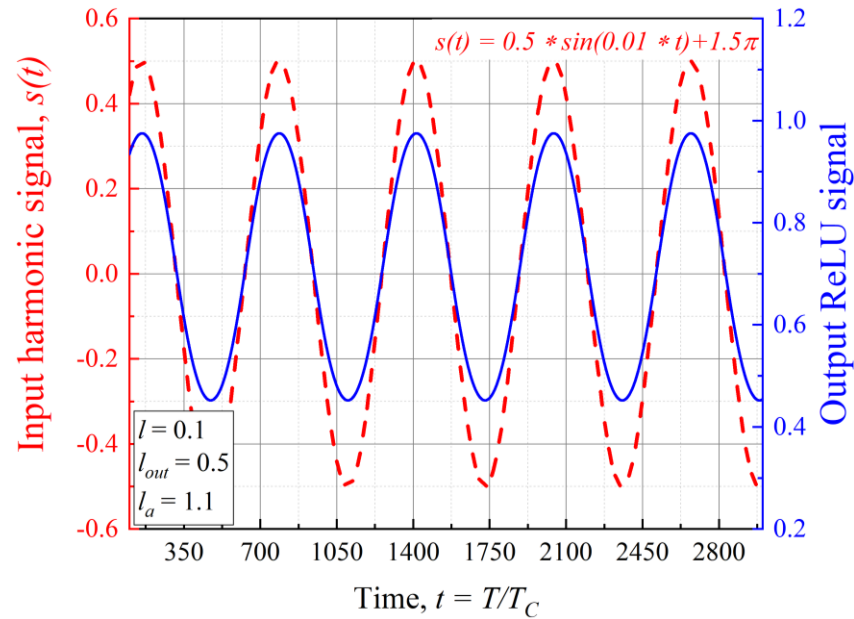


Рисунок 94 – Пример пропускания гармонического сигнала через реальный ReLU, при выборе рабочей точки на линейном участке передаточной характеристики

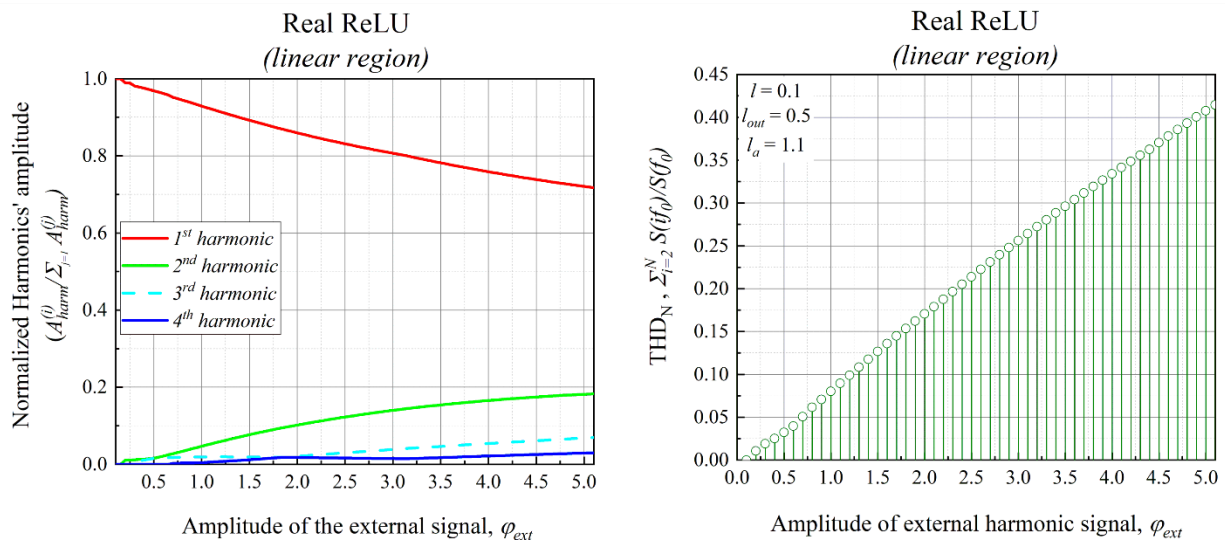


Рисунок 95 - Нормированные амплитуды гармоник выходного сигнала реального ReLU (слева) и рассчитанный по ним КГИ₄ (справа) для линейного участка

Выводы к Главе 4

Глава 4 данной работы посвящена разработке структурных элементов сверхпроводниковых нейронных сетей – ячейке обучения (*Learning cell*) и фильтрующему элементу ReLU свёрточных нейронных сетей.

На основе *Гаусс-нейрона* была создана обучающая ячейка – *Learning cell*. Данная ячейка служит для реализации алгоритма обучения нейронной сети типа персептрон по методу обратного распространения ошибки и реализует производную активационной функции *Сигма-нейрона*, который был представлен в **Главе 2**. Показана возможность настройки параметров структуры так, чтобы она наилучшим образом аппроксимировала математическую производную сигмоидной функции активации. Для этого была найдена область параметров и определена зона их оптимальных значений. Обнаружена особенность влияния потока смещения на особенности протекания динамических процессов, таких как активационная функция и диссипируемая мощность.

Передаточные характеристики ячеек *S-neuron* и *Learning cell*, параметры которых были оптимизированы так, чтобы максимально точно соответствовать своим математическим аналогам, были использованы для моделирования работы сети персептрон при решении задачи распознавания «Ирисов Фишера» с обучением (передаточная функция *Сигма-нейрона* использовалась в качестве активационной функции нейронов, а передаточная характеристика *Learning cell* использовалась для реализации производной данной активационной функции для обеспечения работы алгоритма обратного распространения ошибки по методу Ридмиллера-Брауна). Проведённое сравнение кривых обучения «сверхпроводниковой» сети с кривой обучения ИНС на математических функциях показало высокую эффективность разработанных ячеек и перспективность их использования в составе нейронных сетей на чипе и возможность проведения обучения на чипе (*on-chip learning*). Проведена оценка планарных размеров обучающей ячейки, которые составили величину порядка 10×10 мкм. Рассчитана энергоэффективность и быстродействие обучающей ячейки: так в течении длительности одной эпохи обучения в 1 нс, диссипация составит порядка 10 зДж.

Значение потока смещения в *Learning cell*, приводящего к образованию ненулевой разности фаз джозефсоновских переходов и, как следствие, наличия выходного сигнала на ячейке, в значительной мере влияет на форму передаточной характеристики *LC*. Данное обстоятельство позволяет добиться более точной настройки ячейки для выполнения роли производной активационной функции. Меньший поток смещения приводит к более сильному влиянию t_{RF} на форму сигнала и, как следствие, на диссипацию.

За основу структурной ячейки ReLU была взята схема *Сигма-нейрона* (см. рисунок 35), параметры которой подбирались таким образом, чтобы передаточная характеристика как можно более точно аппроксимировалась математической функцией $f(x) = \max\{0, x\}$ на достаточно широком диапазоне изменения внешнего магнитного потока. Степень пригодности разрабатываемого элемента оценивалась с использованием результатов Фурье-анализа. Для этого была получена соответствующая математическая формула, описывающая спектр проходящего через ReLU гармонического сигнала, после чего методами численного моделирования был рассчитан спектр «реального» ReLU. Сравнение полученных результатов показало хорошую корреляцию передаточных характеристик и спектральных компонент.

Разработанную ячейку стоит рассматривать с позиции использования её в качестве *leaky ReLU*, который отсекает не все отрицательные значения входного сигнала, однако от этого не становится менее эффективным. Полученные характеристики «реального» ReLU дают основание полагать, что разработанная схема действительно может быть пригодной для физической реализации свёрточных сверхпроводниковых нейронных сетей.

Результаты, изложенные в данной главе, нашли своё отражение в работах [A10] и [A11].

Глава 5. Гибридные опто-сверхпроводниковые нейронные сети¹⁷

Главы 2, 3 и 4 посвящены разработке, анализу и обсуждению элементов искусственных нейронных сетей, выполняющих ключевую роль в их функционировании. Однако до сих пор не проводилось обсуждения применения и использования данных элементов совместно в составе комплексной системы обработки информации. Настоящая глава будет посвящена обсуждению именно этого вопроса.

Несмотря на явные достоинства отдельно взятых разработанных элементов в «вакууме», создание общей, единой в физическом смысле, сверхпроводниковой нейросетевой технологии является затруднительным из-за проблем с выводом и передачей информации. Именно поэтому практикуется *гибридный* подход, состоящий в совмещении преимуществ отдельно взятых технологий в одной общей комплексной системе [154]–[158]. Во **Введении** уже упоминалось создание гибридной системы [6] (автор *Harold Szu, 1960 г.*), где было совмещены две технологии: оптическая и сверхпроводниковая. Нейронная архитектура была выполнена в виде решётки сверхпроводниковых проволочек, в ячейках которых циркулировали локальные токи (и магнитные поля). Управление данными токами было реализовано посредством приложения к пересечениям проволочек электромагнитного (например, оптического) излучения. Остановимся непосредственно на опто-сверхпроводниковых гибридных нейросетевых структурах.

Идея совмещения оптической и сверхпроводниковой технологий для создания гибридной аппаратной платформы основана на следующих утверждениях:

- Имеется явное преимущество фотонов над электронами при передаче данных, вызванное особенностями их бозонной природы, а именно: слабое взаимодействие с окружающей средой. Фотоны (в том числе инфракрасного и даже микроволнового диапазонов) могут обеспечить импульсную (спайковую) связь внутри крупномасштабных сетей, с большим числом соединений между узлами. Другими словами, нагрузочная способность (*fan-out*)¹⁸ оптического, фотонного выхода лишена недостатков электронного. В итоге, аппаратная платформа, использующая оптическую связь на близких и дальних расстояниях, обеспечит плотную локальную нагрузочную способность и минимально возможную задержку удалённой связи. При этом до сих пор есть трудности с реализацией эффективных оптических *нелинейных* элементов.

¹⁷ Данная Глава написана на основе следующих публикаций: *Bogatskaya, A. V., Schegolev, A. E., et al. "Generation of Coherent and Spatially Squeezed States of an Electromagnetic Beam in a Planar Inhomogeneous Dielectric Waveguide." Photonics. 6.3 (2019); Schegolev, A. E., et al. "Detection of Terahertz, Mid-and Near Infrared Radiation by a Multilayer Metal–Insulator Heterostructure." JETP Letters 111.7 (2020).*

¹⁸ В цифровой электронике, нагрузочная способность (англ. *fan-out*) является параметром микросхемы, который характеризуется быстродействием и выходным током драйвера, определяющим количество подключаемых входов микросхем или прямой токовой нагрузки для подключения электронных элементов.

- Продемонстрирована высокая энергоэффективность сверхпроводниковых схем с нелинейными элементами по сравнению с полупроводниковыми схемами. Данное обстоятельство позволяет появление систем с большим числом вычислительных элементов и общему усложнению структуры сети.

Создание аппаратной платформы, использующей средства интегральной фотоники со сверхпроводящими устройствами, обладает огромным потенциалом для вычислений высокой сложности и экспериментам в области информации [158].

Для решения серьёзных задач потребуются масштабные нейронные сети, с большим числом нейронов и ещё большим числом синапсов. Соответственно, необходим некоторый *инструмент*, позволяющий линейно трансформировать сигнал, передавая его от одного нейрона к другому. В рамках данной работы, в качестве такого инструмента предлагается использовать средства интегральной фотоники.

§1 Оптико-сверхпроводниковый интерфейс

Для осуществления интеграции оптической и сверхпроводниковой технологий потребуется эффективный интерфейс, позволяющий переводить оптические импульсы (а также импульсы электромагнитного излучения других диапазонов) в сверхпроводниковый ток и наоборот, сверхпроводниковый ток – в оптические импульсы. Такой интерфейс уже существует в виде SPD (или SNSPD) (англ. *single-photon detector, superconducting-nanowire single-photon detector*) – детектор одиночных фотонов (или детектор одиночных фотонов на сверхпроводниковой нити) и nTrop (англ. *nanocryotron*) – электронное сверхпроводниковое устройство, позволяющее переводить сверхпроводниковый ток в оптические импульсы. Остановимся подробнее на каждом из них.

А. Детектор одиночных фотонов

Сверхпроводниковые устройства являются естественным выбором для быстрого и сверхчувствительного оптического детектирования, в силу своей квантовой природы и малой зашумлённости, и функционирования в криогенной среде. Хорошо известно, что в спектре сверхпроводника имеется энергетическая щель, равная $\Delta \cong 2\hbar\omega_D \cdot \exp\left(-\frac{1}{VN(0)}\right)$, где ω_D – дебаевская частота (максимально возможная частота колебаний кристаллической решетки), V – характеристика электрон-фононного взаимодействия в рамках гипотезы Купера, $N(0)$ – плотность состояний на уровне Ферми. Характерные значения данной щели на 2-3 порядка меньше, чем в полупроводнике. Поэтому при поглощении фотона в сверхпроводниковом

детекторе возникает электронная лавина по величине на 2-3 порядка больше при той же энергии фотонов.

Динамика процесса поглощения фотона в сверхпроводнике, находящемся при температуре T ниже его критической температуры T_C , продемонстрирована на *рисунке 96*. При поглощении фотона с энергией $\hbar\omega \gg \Delta$ создаётся, через электрон-электронное и Дебаевское электрон-фононное взаимодействия, локальное нестационарное возмущение с большим количеством возбуждённых электронов, а средняя температура электронов становится выше T_C . Образующееся при поглощении фотона горячее пятно переводит область с характерным размером $2\lambda_T$ в резистивное состояние, где λ_T – длина термализации (см. *рисунок 96a*). После начального локального нагрева, размер «резистивного» пятна начинает расти (см. *рисунок 96b*) из-за процессов диффузии электронов. Одновременно с этим, сверхток начинает огибать горячее место, всё ближе «прижимаясь» к краям сверхпроводниковой плёнки (см. *рисунок 96c*). Если ток смещения, протекающий через данную плёнку достаточно большой для того, чтобы фазовые центры объединились, образуется резистивный барьер (см. *рисунок 96d*). Другими словами, на данном участке возникает импульс напряжения. Так в работе [159] был создан простой по своей структуре сверхпроводниковый детектор одиночных фотонов, состоящий из микромостика толщиной 0.2 мкм и длиной 1 мкм, расположенного на сапфировой подложке.

Детекторы одиночных фотонов в целом обладают низким уровнем шума, высокой чувствительностью к детектированию, высокой скоростью счёта фотонов и низкой скоростью теневого счёта, что позволяет их использовать в различных областях: квантовая криптография, тестирование интегральных микросхем, сверхдальняя оптическая связь [159]–[161].

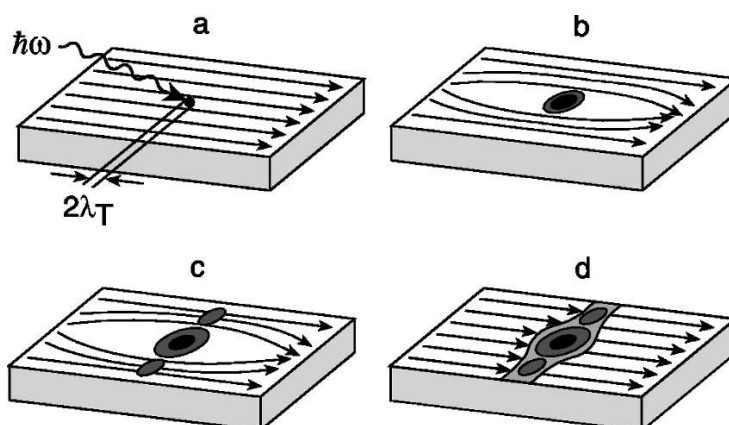


Рисунок 96 – Схематическое изображение механизма формирования горячей точки с помощью сверхтока в ультратонкой и узкой сверхпроводниковой полосе, находящейся при температуре, заметно меньшей, чем T_C .

Стрелочками показано направление растекания сверхтока. Изображение из работы [159]

Логическим развитием области детектирования фотонов средствами сверхпроводников стал сверхпроводниковый детектор одиночных фотонов на нанопроволочке. Данные устройства имеют ограничения в принятии оптических импульсов в виду их отражения от устройства.

Однако, не смотря на этот кажущийся недостаток, в работе [162] смогли создать SNSPD, работающий в ИК и дальнем ИК диапазоне, и показывающий эффективность детектирования в 67% и 57% соответственно. Подобная селективность позволит работать в строгом диапазоне, игнорируя нежелательные «теневые» фотоны. Типичное изображение такого детектора показано на *рисунке 97*. Более того, эти показатели можно улучшить, если использовать особым образом подготовленные слоистые структуры. Подробней эта концепция будет изложена ниже.

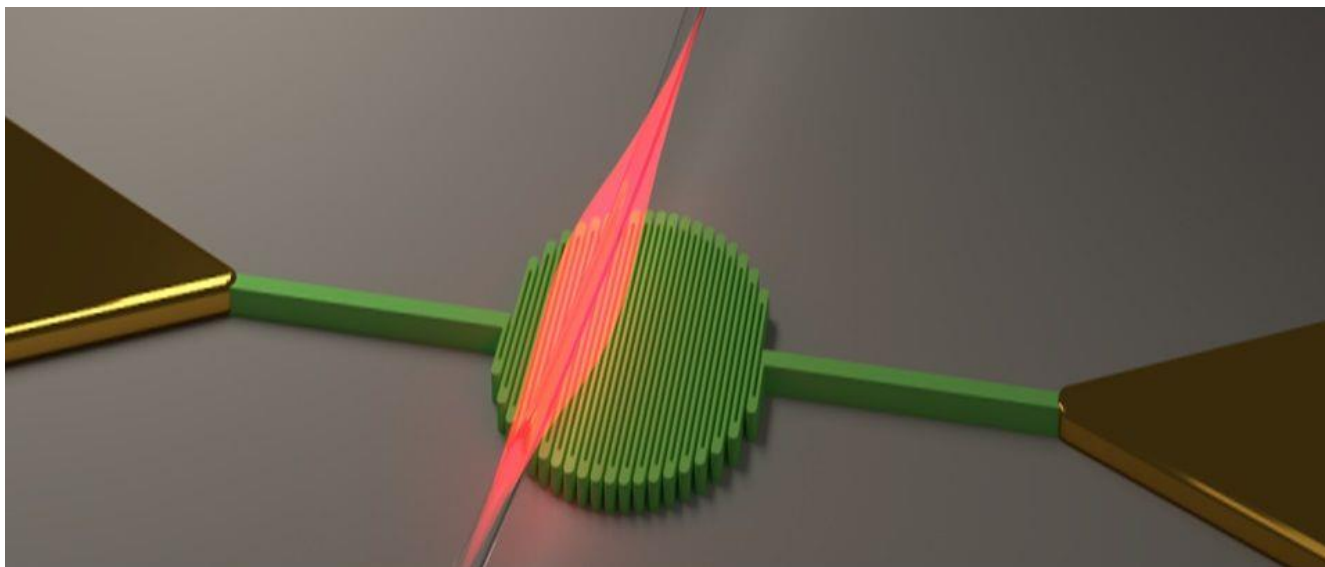


Рисунок 97 – Схематическое изображение детектора одиночных фотонов на нанопроволочке (изображена зеленым цветом). Изображение позаимствовано с сайта <https://singlequantum.com/>

В работе *T. Oortlepp* и *M. Hofherr* [163] приводятся данные эксперимента, где продемонстрирована работа SNSPD, возбуждаемого лазерными импульсами (см. рисунок 98). Детектор одиночных фотонов соединён со схемой быстрой одноквантовой логики (БОК), выполняющей роль считывающего элемента, чувствительного к изменению напряжения в цепи. Как только SNSPD возвращается в сверхпроводящее состояние, эмиссионный ток перестаёт поступать в считывающую схему, тем самым производя операцию «сброса» после каждого детектирования фотона. Коллективу авторов удалось добиться для подобной схемы полосы пропускания при постоянном токе питания в 8 ГГц, что значительно превышает время восстановления самого детектора. Это даёт возможность регистрировать отдельные фотоны с интервалом 125 пс между двумя импульсами. На *рисунке 99* показаны данные эксперимента по детектированию фотонов. Электрический импульс от SNSPD запускает генерацию одиночных квантов магнитного потока примерно через 50 пс после поглощения одиночного фотона детектором. Схема данного эксперимента наглядно демонстрирует уникальную способность цифровой считывающей схемы на SNSPD – трансформировать квантуемую энергии электромагнитного поля (одиночный фотон) в квант магнитного потока, используя сверхпроводниковую тонкоплёночную технологию.

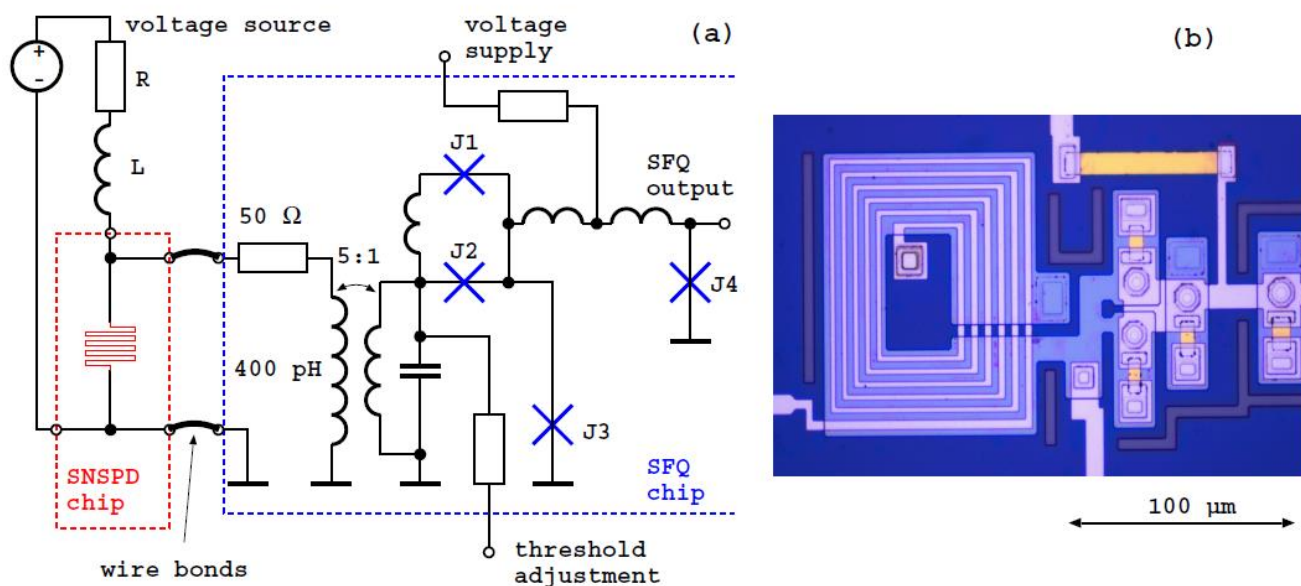


Рисунок 98 – Схематическое изображение диаграммы БОК схемы, соединённой с SNSPD (a) и микрофотография БОК схемы (b) [163]

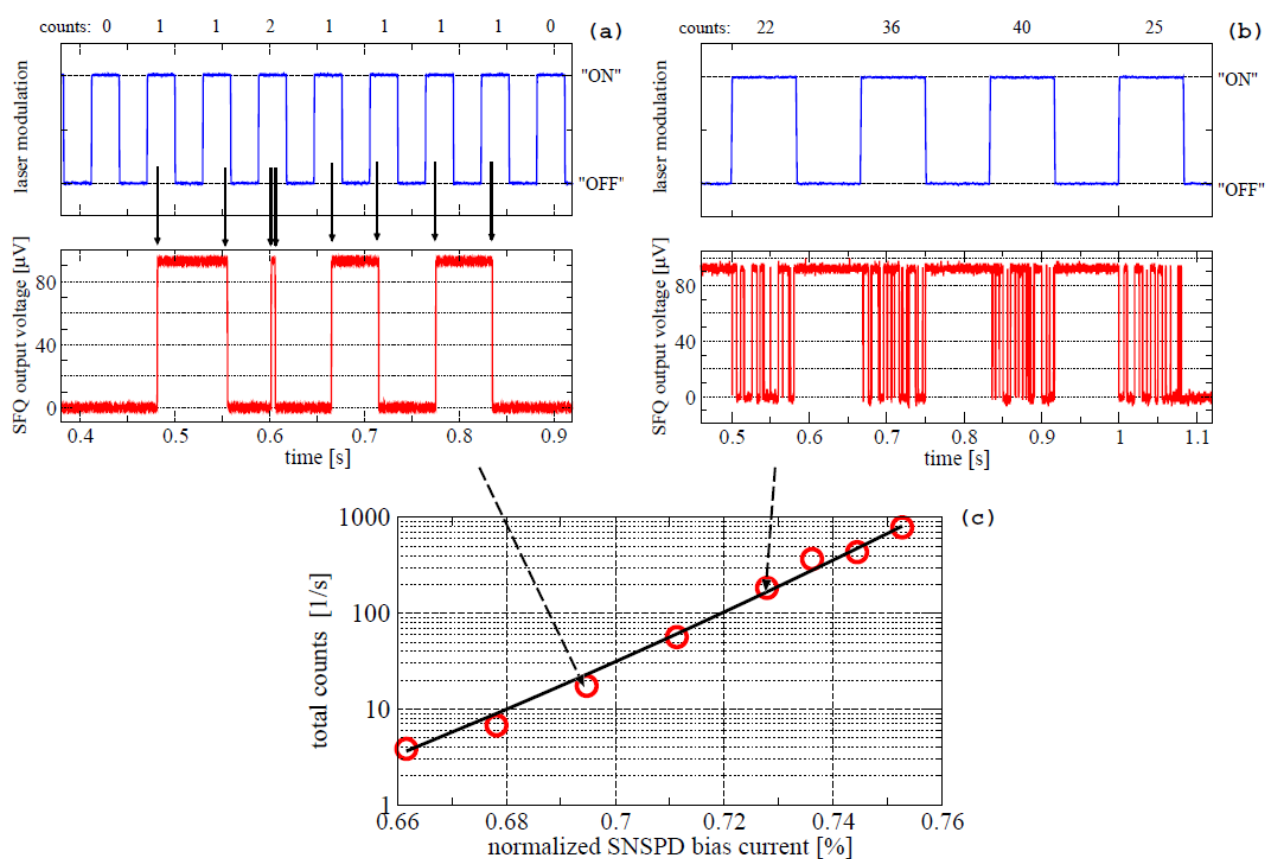


Рисунок 99 – Экспериментальные данные измерений БОК схемы, показанные вместе с развёрткой лазерных импульсов. Каждый скачок напряжения соответствует поглощённому фотону. Зависимости (a) и (b) демонстрируют данные записей детектора при различных токах смещения SNSPD. Каждый красный кружок на (c) означает отдельное измерение, прямая линия – результат аппроксимации [163]

Данный эксперимент демонстрирует надёжное обнаружение одиночных фотонов путём прямого преобразования в «электронном» устройстве в кванты магнитного потока. Предлагаемая концепция подходит для прямого масштабирования до многоканальной системы с разрешением счёта одиночных фотонов на двух микросхемах: один для матрицы детекторов, а другой - для многоступенчатой схемы SFQ.

Б. Nanocryotron (nTron)

Нанокриотроном называют сверхпроводниковое электронное устройство, в состав которого входит особым образом расположенная нанопроволочка, что позволяет переводить сигнал со сверхпроводникового устройства в оптический импульс. Данное устройство может быть сделано из тонкой сверхпроводниковой плёнки методами обычной электронной литографии [164], [165]. nTron является трёх-терминальным устройством, имеющем форму буквы «Т» с функционалом, напоминающим полупроводниковый транзистор (см. рисунок 100), также имеющий гейт, сток и исток.

Функционирование устройства происходит следующим образом: как показано на *рисунке 101*, гейт перпендикулярно пересекает сторону канала через узкую дроссельную область; ток, поступающий в гейт, I_{gate} , переключает фазу дросселя из сверхпроводникового состояния (S) в резистивное (R). Переход из S в R состояние индуцируется в дросселе шириной 15 за счет превышения величиной протекающего тока в тонкой ниобиевой плёнке критического значения. В свою очередь, переход в резистивное состояние дросселя приводит к нелинейному подавлению критического тока в канале, $I_C^{channel}$.

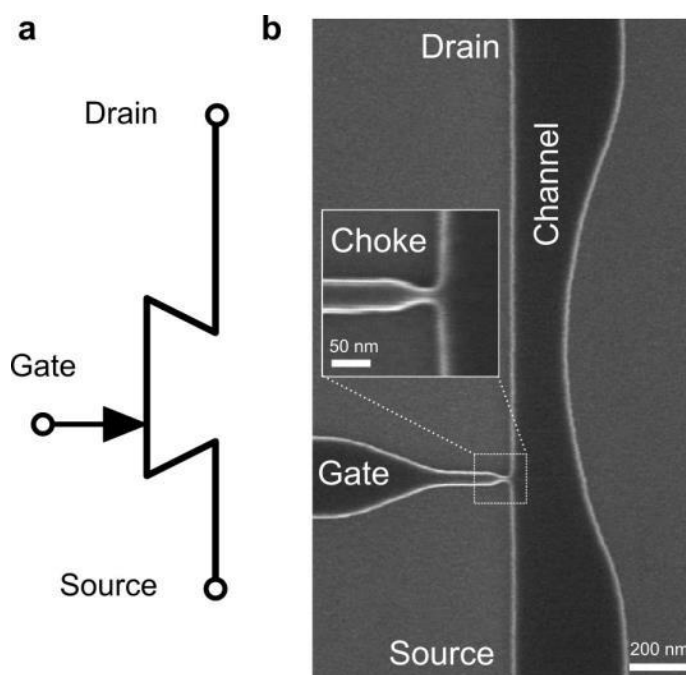


Рисунок 100 – а) Схематическое изображение nTron и б) снимок с СЭМ планарной структуры [165]

В итоге, зависимость критического тока в канале от поступающего через гейт тока вынуждает nTrop формировать оптический импульс в сверхпроводниковом волноводе. Нанокриотрон применяется в классических и квантовых коммуникациях, фотонном зондировании и астрономии, а его рабочие характеристики делают его совместимым со сверхпроводниковой технологией [166]–[169].

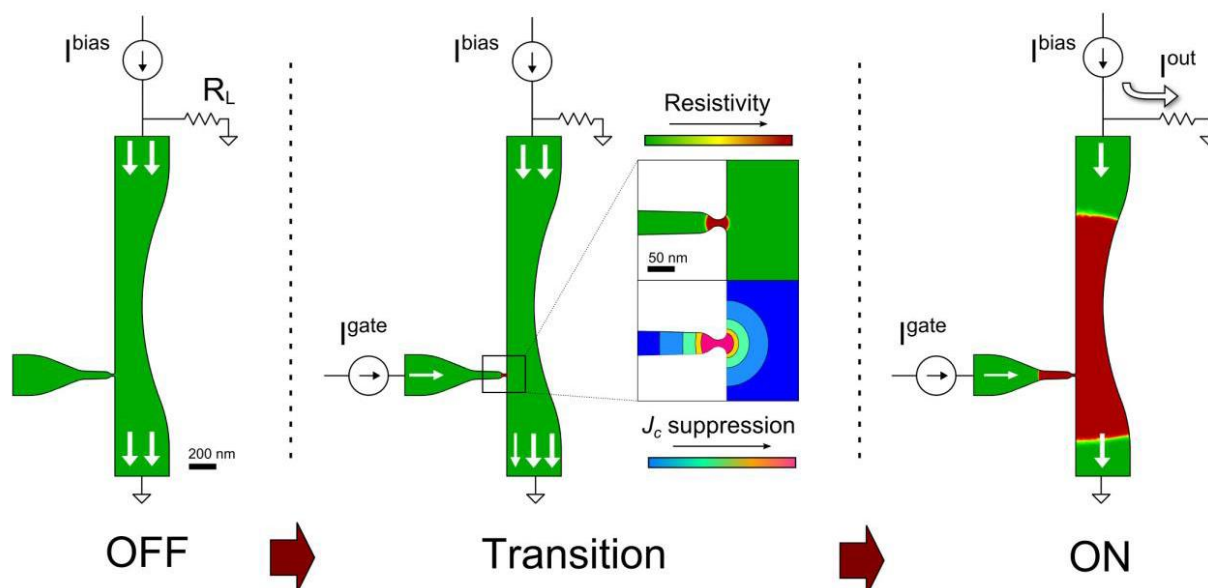


Рисунок 101 – Схематическое изображение работы nTrop [164]

§2 Совершенствование оптических линий передачи данных в сверхпроводниковых устройствах и оптико-сверхпроводниковых интерфейсов

Совместное использование фотонных волноводных структур со сверхпроводящими тонкими плёнками, линиями передачи данных и тунельными переходами на одном общем чипе является многообещающей платформой для применения сверхпроводниковых оптических устройств [170], [171]. Действительно, сверхпроводящие оптические волноводы находят применение во множестве приложений, начиная от сверхпроводящих фотодетекторов на бегущей волне и усилителей, и заканчивая модуляторами и фотонными смесителями [172]–[176]. Особо подчеркнем, что многие соображения, изложенные далее, верны также и для электромагнитного излучения с длиной волны в микроволновом диапазоне.

В Главе 1 данной работы уже говорилось о том, что основные ставки на элементную базу современных квантовых процессоров и вычислителей делаются на сверхпроводящие кубиты. При этом связь на больших расстояниях, эффективное функционирование которой подразумевает использование квантовых эффектов, может быть осуществлена только с помощью оптических средств [177], [178]. Ввиду большого количества работ и исследований по связи и обмену данными (считывание состояний) с кубитами и между кубитами [179]–[183]

с использованием как сверхпроводниковых, так и оптических резонаторов и волноводов, делается очевидным, что в скором времени потребуется некоторая сложная комплексная многоуровневая система для приёма, обработки и передачи информации (см. рисунок 102). Так, например, значительный объём вычислений (например, при поиске оптимальных весовых коэффициентов для синаптических соединений) может взять на себя квантовый процессор, которому необходимо обеспечить температуру рабочей среды порядка долей мК. За начальный анализ и постобработку информации должна отвечать некоторая интеллектуальная система, например, сверхпроводниковая нейронная сеть, работающая в классическом режиме, для которой не нужны сверхнизкие температуры, а будет достаточно 3-4 К. Для обеспечения обмена данными между этими двумя «ступенями» обработки информации необходим квантово-классический интерфейс (SPD/SNSPD и nTron) и специальные волноводы, роль которых с лёгкостью могут взять на себя микроволновые линии передачи данных. Однако в качестве меры сохранения и корректирования передающихся данных, могут потребоваться дополнительные ступени, роль которых будут выполнять сигнальные нейропроцессоры, находящиеся при разных температурах на данном пути связи.

Здесь также актуальным становится использование потоковых кубитов, речь о которых шла в **Главе 2**. Реализация как классических, так и квантовых нейронных сетей или квантовых компьютеров на сверхпроводниковой базе с использованием магнитного представления информации ещё больше облегчит интеграцию с управляющими цепями на основе БОК, а также обработку результатов функционирования квантового блока вычислительной системы [228], [229], [A7].

Таким образом, совмещение и использование преимуществ сверхпроводниковой электроники и интегральной фотоники даст возможность организовать мощное гибридное технологическое решение, способное решать широкий спектр сложнейших задач. Вопрос об увеличении эффективности интерфейсов, а также об управлении волновыми пакетами, несущими в себе некоторую информацию и передающимися по волноводным линиям передачи данных, требует отдельного анализа и будет рассмотрен ниже.

Стоит отметить, что в качестве высокочувствительного приёмного детектора внешних сигналов может использоваться СКВИД, аналитическое описание вольт-потоковых характеристик которого было разработано в работе [A1] и представлено в рамках конференции ISEC-2017 (16th International Superconductive Electronics Conference).

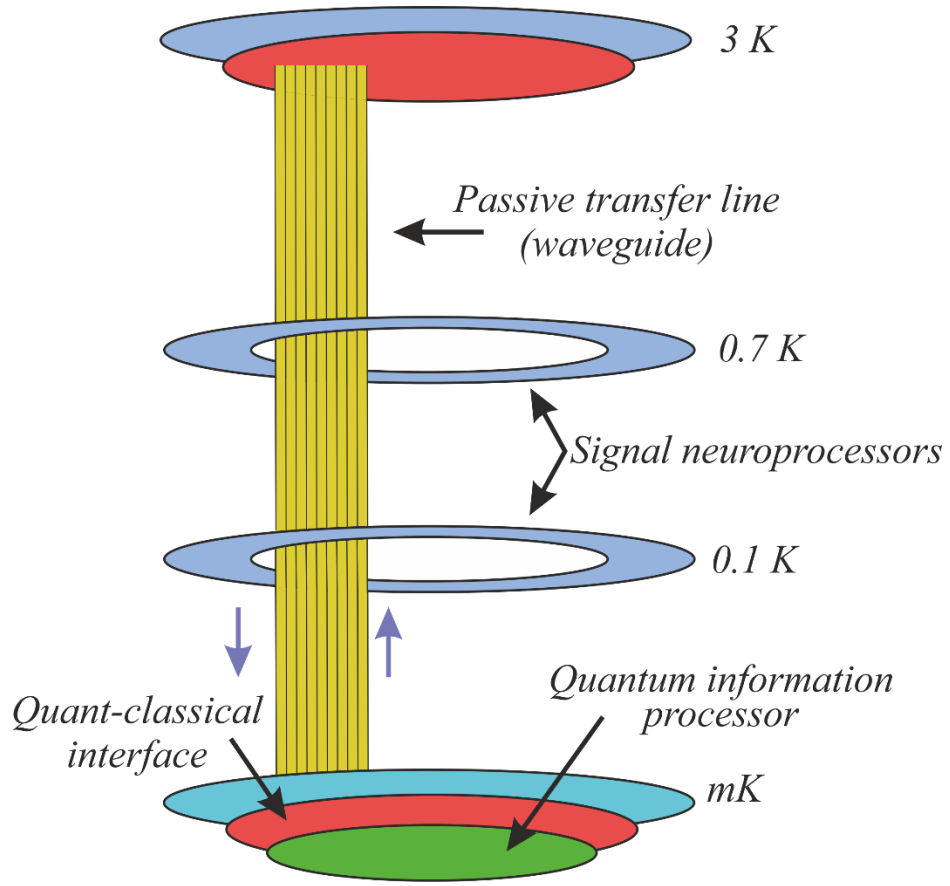


Рисунок 102 – Схематическое изображение сверхпроводниковой многоуровневой гибридной системы приёма, обработки и передачи информации [A7]. Соединения между уровнями и на отдельных уровнях-чипах выполнены при помощи волноводов (см. §13 Глава 1, рисунки 29 и 30)

§3 Модель и методы. Оптико-механическая аналогия

Распространение электромагнитных волн по современным волноводным структурам часто рассматривается в рамках приближения медленно-меняющихся амплитуд [195], [196], когда напряженность электрического поля в поле волны колеблется с частотой ω и имеет следующую форму: $\vec{E}(\vec{r}, t) = \vec{E}_0(\vec{r}) \exp(i(k \cdot z - \omega \cdot t))$ и выполняются следующие соотношения $|\nabla \vec{E}_0| < k E_0$, $k = \omega / c$, где c – скорость света. Для линейно поляризованного пучка, распространяющегося вдоль оси Oz (см. рисунок 105) в пространственно неоднородной среде с восприимчивостью $\chi(x)$ ($|\nabla \chi| < k \chi$) или диэлектрической проницаемостью $\varepsilon(\vec{r}) = 1 + 4\pi\chi(\vec{r})$, может быть записано волновое уравнение для амплитуды $\vec{E}_0(\vec{r})$:

$$ik \frac{\partial \vec{E}_0(r_{\perp}, z)}{\partial z} = -\frac{1}{2} \nabla_{\perp}^2 \vec{E}_0(r_{\perp}, z) + \eta(r_{\perp}, z) \cdot \vec{E}_0(r_{\perp}, z) \quad (18)$$

Здесь $r_{\perp} = \{x, y\}$ является плоскостью координат, перпендикулярной направлению распространения волны, $\nabla_{\perp}^2$ – оператор Лапласа, $\eta(r_{\perp}, z) = -2\pi k^2 \chi(r_{\perp}, z)$. Уравнение (18) известно как уравнение Шредингера в оптике и математически идентично уравнению для квантовой частицы, движущейся в двумерном пространстве $r_{\perp} = \{x, y\}$ с меняющимся во времени потенциалом $V(r_{\perp}, t)$:

$$i\hbar \frac{\partial \psi}{\partial t} = -\frac{\hbar^2}{2m} \nabla_{\perp}^2 \psi(r_{\perp}, z) + V(r_{\perp}, z) \cdot \psi(r_{\perp}, z) \quad (19)$$

Математическая схожесть уравнений (18) и (19) является основой оптико-механической аналогии и позволяет решать различные проблемы как в квантовой теории, так и в волновой оптике. Координата z в уравнении (18), вдоль которой распространяется световой пучок, играет роль времени в квантовой теории, в то время как функция $\eta(r_{\perp}, z)$, определяемая восприимчивостью среды – выступает в качестве обратного потенциала $-V(r_{\perp}, z)$, изменяющегося во времени. В частности, если восприимчивость среды зависит от величины распространяющегося электрического поля, уравнение (18) становится нелинейным. Подобное нелинейное уравнение Шредингера широко используется в нелинейной оптике [197], [198], например, для анализа явления филаментации [199] или процессов смешения волновых пакетов в плазменном канале, образованном лазерным импульсом высокой интенсивности [200]. Аналогия между оптикой и квантовой механикой становится еще более явной, если обратить внимание на изучение распространения линейно поляризованного пучка в неоднородной среде, когда электрическое поле характеризуется лишь одной пространственной компонентой [197].

§4 Повышение эффективности работы болометрического детектора

С развитием систем коммуникаций, систем передачи и обмена данными, роста информационного фона и как следствие – требований к скорости передачи данных, освоение новых частотных диапазонов как никогда становится всё более актуальным. Для этих целей целесообразно использовать ТГц диапазон (0.1 ... 30 ТГц), частоты которого могут также найти своё применение в медицине при неинвазивных исследованиях, детектировании концентраций наркотических и взрывчатых веществ, ближнеполевой спектроскопии, исследования поверхности материалов методами электронного парамагнитного резонанса. Дополнительным преимуществом использования ТГц канала при организации связи между, например, спутниками в космическом пространстве является возможность защитить передаваемые данные от несанкционированного доступа за счет использования частот, совпадающих с линиями поглощения атмосферы. Препятствием на пути освоения новых частот выступает критически

высокая стоимость основной элементной базы для детектирования ТГц диапазона. Необходимы новые физические и технические решения для создания относительно недорогих, доступных, массовых источников и детекторов терагерцового диапазона [A9].

При переходе к ближнему инфракрасному (ИК) диапазону, вызывающему интерес, например, в связи с развитием оптических, в том числе и “квантовозащищенных” коммуникаций, хорошей альтернативой CMOS детекторам (в том числе однофотонным) являются однофотонные детекторы на основе сверхпроводников, речь о которых шла в начале данной **Главы**, за счет малой энергетической щели в спектре возбуждений таких материалов. Весьма распространенным типом детекторов при работе на длинах волн более 1600 нм являются сверхпроводниковые болометры (Transition Edge Sensor, TES). В качестве высокочувствительного “датчика” излучения здесь используется электронный коллектив, находящийся в состоянии близком к переходу в нормальное состояние. Одним из основных преимуществ таких устройств, в дополнение к тем, что перечислялись при обсуждении детекторов одиночных фотонов выше, является возможность интеграции в состав криогенных блоков считывания и цифровой обработки сигнала [202]–[204]. Но для таких устройств характерно очень низкое быстродействие: максимальная скорость счета фотонов не превышает сотен килогерц при микросекундных временных флуктуациях момента появления отклика. Использование SNSPD демонстрирует эффективность детектирования в интервале длин волн от одного до полутора мкм на уровне лучших InGaAs детекторов [A9]. При этом, такая система превосходит конкурентов по быстродействию, лучшему временному разрешению и уровню теневого счета [159], [205]. Резистивные болометрические детекторы весьма сложны в производстве, так как в качестве чувствительных элементов используют тонкие слои оксида ванадия, поликристаллического или аморфного кремния, платины, металлического титана или графена [206]–[210].

С физической точки зрения проблема детектирования излучения в терагерцовом и ближнем ИК диапазонах связана с тем, что хорошо зарекомендовавшие себя оптические приемники так или иначе используют переходы между состояниями атомных или молекулярных систем, причем разности энергий в этом случае велики на фоне энергий (мэВ) интересующих нас квантов [211]. Выходом стало использование взаимодействия электромагнитного излучения с электронными коллективами в микроболометрах, диодах Шоттки и трехмерных плазмонных гетероструктурах GaAs/AlGaAs. В подобных устройствах нужно обеспечить передачу энергии от электромагнитной волны электронному коллективу с тем, чтобы затем так или иначе зафиксировать, например, увеличение характеризующей этот коллектив температуры T . Во всех этих случаях для повышения эффективности детектирования необходимо обеспечить проникновение волны в проводящую область и ее поглощение там.

Кроме того, обычно специфика энергетического спектра электронного коллектива создает проблемы с частотной селективностью детекторов излучения на основе таких принципов [А9].

В данной работе предлагается общий физический подход к увеличению чувствительности и селективности целого ряда детекторов ТГц и ближнего ИК диапазонов. Основной идеей в излагаемой концепции будет выступать эффект резонансного туннелирования, наблюдаемый, в том числе, в квантово-размерных гетероструктурах [212]–[214]. Добавление резонатора после непрозрачного для падающей волны проводящего слоя (в качестве такого слоя могут выступать плазма, металл, сверхпроводник) даёт возможность существенно (в несколько раз и более) увеличить напряжённость поля как за упомянутым слоем, так и внутри него [215]–[217].

Моделирование такой структуры проводилось с использованием уравнения Гельмгольца, для монохроматического волнового поля с частотой ω :

$$\frac{d^2 E(z)}{dz^2} + \frac{\omega^2}{c^2} \varepsilon_\omega(z) E(z) = 0, \quad (20)$$

где $\varepsilon_\omega(z) = 1 + 4\pi\chi_\omega$ – диэлектрическая проницаемость. Электрическое поле направлено в направлении перпендикулярном оси Oz. Здесь как нельзя лучше подходит привлечение оптико-механической аналогии, о которой шёл разговор чуть выше. Действительно, уравнение (20) аналогично стационарному уравнению Шредингера, она же задача на нахождение собственных значений (ζ) и собственных функций ($\psi(z)$) оператора Гамильтона в системе с потенциальной энергией $V(z)$:

$$\frac{d^2 \psi(z)}{dz^2} + \frac{2m}{\hbar^2} (\zeta - V(z)) \psi(z) = 0. \quad (21)$$

Прямое сравнение уравнений (20) и (21) наглядно показывает, что потенциальная энергия в квантовой механике $V(z)$ аналогична диэлектрической проницаемости в электромагнитной теории

$$\frac{2m}{\hbar^2} V(z) \rightarrow (1 - \varepsilon_\omega) \cdot \left(\frac{\omega}{c} \right)^2.$$

Диэлектрик является средой с восприимчивостью $\chi_\omega > 0$, что соответствует случаю потенциальной ямы $V(z) < 0$. И наоборот, слой металла, для которого $\chi_\omega < 0$, можно считать потенциальным барьером, $V(z) > 0$. Таким образом распространение э/м волны через среду с отрицательной диэлектрической проницаемостью аналогично проникновению «квантового объекта» через потенциальный барьер, высота которого превышает его кинетическую энергию.

Плазма является примером среды с отрицательной диэлектрической проницаемостью, если концентрация электронов превышает критическое значение $n^* = m\omega^2 / 4\pi e^2$, ω – частота

распространяющегося излучения. При учёте рассеяния электронов в плазме, диэлектрическая проницаемость задается в следующем комплексном виде:

$$\varepsilon_{\omega} = 1 - \frac{\omega_p^2}{\omega^2 + \nu^2} + i \frac{\omega_p^2}{\omega^2 + \nu^2} \cdot \frac{\nu}{\omega}. \quad (22)$$

Здесь ν – частота столкновений электронов с рассеивающими центрами. Известно, что мнимая часть диэлектрической проницаемости отвечает за поглощение электромагнитной волны в среде. Аналогично введение мнимой добавки в $V(z)$ даёт возможность описать поглощение (рождение) частиц в квантовой теории.

Численное моделирование показало, что наличие диэлектрического слоя, играющего роль электромагнитного резонатора, за металлическим слоем детектора, поглощающего излучение, способно существенно увеличить эффективность фотодетектирования в области частот, близких к собственной частоте колебаний в резонаторе. Действительно, эффективное заполнение диэлектрического слоя при наличии резонанса сопровождается также эффективным проникновением поля в проводящий плазменный слой со сверхкритической концентрацией электронов, что и ведет к увеличению поглощения в нем электромагнитной энергии.

Структура с одним слоем проводника на диэлектрической подложке, параметры которой позволяют ей выступать в роли резонатора, может быть использована для эффективного детектирования электромагнитного излучения в ТГц и ближнем ИК диапазонах частот. Однако работать такой подход будет лишь для частот, лежащих в пределах спектральной ширины моды, обусловленной скоростью затухания. Можно увеличить спектральный интервал, в котором эффективно поглощается электромагнитное излучение, заменив проводящий слой и находящийся под ним слой диэлектрика периодической структурой, состоящей из последовательности диэлектрических и проводящих слоев (см. рисунок 103). Здесь будет формироваться зонная структура полевых мод (фотонный кристалл), подобно тому, как формируются разрешенные энергетические зоны для периодического потенциала, известные из квантовой теории. Для рассматриваемого детектора положение “разрешенных” зон будет определяться шириной диэлектрического слоя и значением его диэлектрической проницаемости, а их ширина – величиной связи между соседними диэлектрическими слоями, т.е. вероятностью “туннелирования” поля через разделяющий ямы потенциальный барьер (слой металлизации). Как результат, можно ожидать, что эффективное поглощение излучения такой слоистой структурой будет происходить в полосах, шириной и положением которых можно управлять, подбирая параметры структуры [A9].

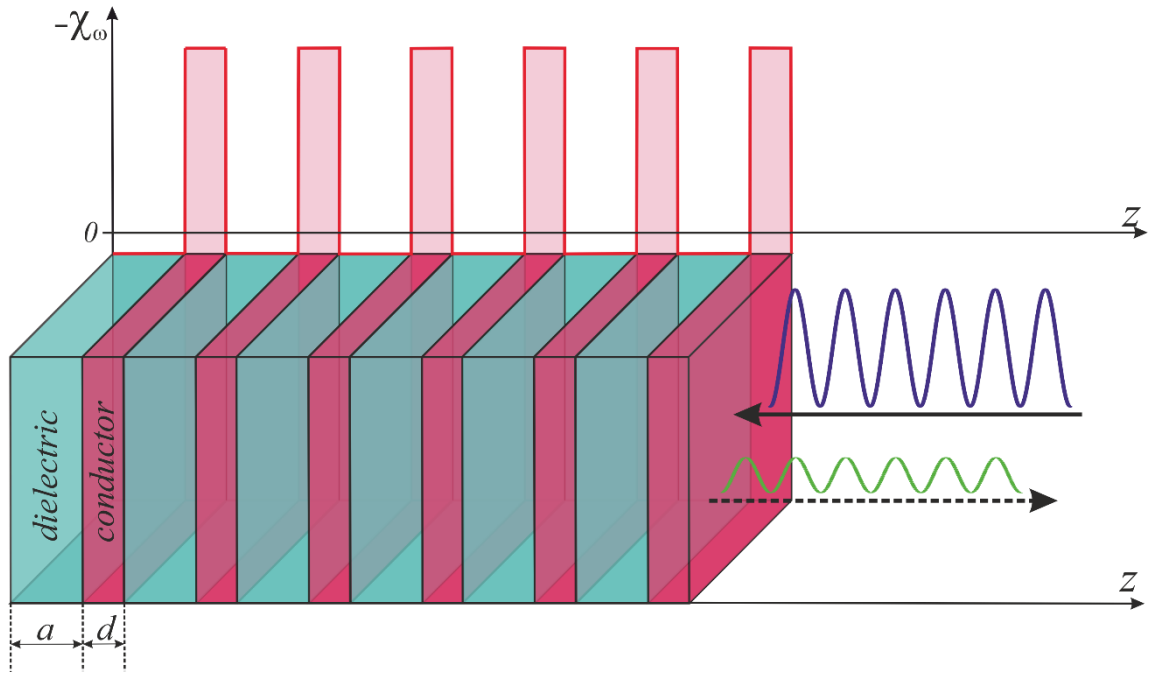


Рисунок 103 – Схематическое изображение структуры, состоящей из последовательности слоев металл (проводник) – диэлектрик (II). Стрелочками показано направление движения падающей и отраженной волн. С точки зрения квантовой механики слои диэлектрика представляют собой потенциальные ямы, разделенные слоями металла – потенциальными барьерами. Структура потенциала $-\chi_\omega(z)$ представлена в верхней части рисунка [A9]

В качестве примера рассматривалась структура, состоящая из последовательности N ($N = 1 \dots 50$) слоёв кремния ($\epsilon_a \approx 10$) толщиной $a = 2$ мкм, разделённых слоями металла толщиной $d = 0.015$ мкм. Полагалось, что $\omega_p = 10^{16} \text{ с}^{-1}$ и $\nu = 5 \times 10^{13} \text{ с}^{-1}$. Представляющая интерес доля поглощённой энергии, рассчитывалась по формуле

$$Q(\omega) = \frac{1}{2} \int \sigma_\omega E^2(z) dz, \quad (23)$$

где $E(z)$ – распределение амплитуды электрического поля волны в структуре, σ_ω – проводимость. Вводя эффективность поглощения, как отношение величины энерговыделения (23) к падающему потоку энергии $I = c(E_a)^2/8\pi$ и определяя из (22) проводимость плазмы как

$$\sigma_\omega = \frac{\omega_p^2}{4\pi} \cdot \frac{\nu}{\omega^2 + \nu^2},$$

найдем

$$\eta(\omega) = \frac{Q(\omega)}{I} = \frac{\omega_p^2 \nu}{\omega^2 + \nu^2} \cdot \frac{\int E^2(z) dz}{cE_a^2},$$

где интегрирование ведётся только по проводящим слоям. Результаты расчётов эффективности поглощения сигнала в зависимости от его частоты $\eta(\omega)$ приведены на рисунке 104. Положение спектральных зон поглощения соответствует области частот, при которых электромагнитное поле эффективно заполняет структуру. Ширина зон поглощения определяется связью между “потенциальными” ямами и не зависит от числа слоев. Однако увеличение числа слоев

приводит к росту плотности мод в зоне, что сглаживает частотную зависимость $\eta(\omega)$. Стоит отметить, однако, что во внешнем проводящем слое поглощение наблюдается для произвольного значения частоты излучения, поэтому для увеличения контрастности функции $\eta(\omega)$ целесообразно “снимать” детектируемый сигнал со всех слоев, кроме внешнего. Проведенный анализ показывает, что в этом случае эффективность поглощения резко падает именно в области нерезонансных частот, в то время как в пределах ширины зон фотонного кристалла изменение эффективности детектирования снижается незначительно [A9].

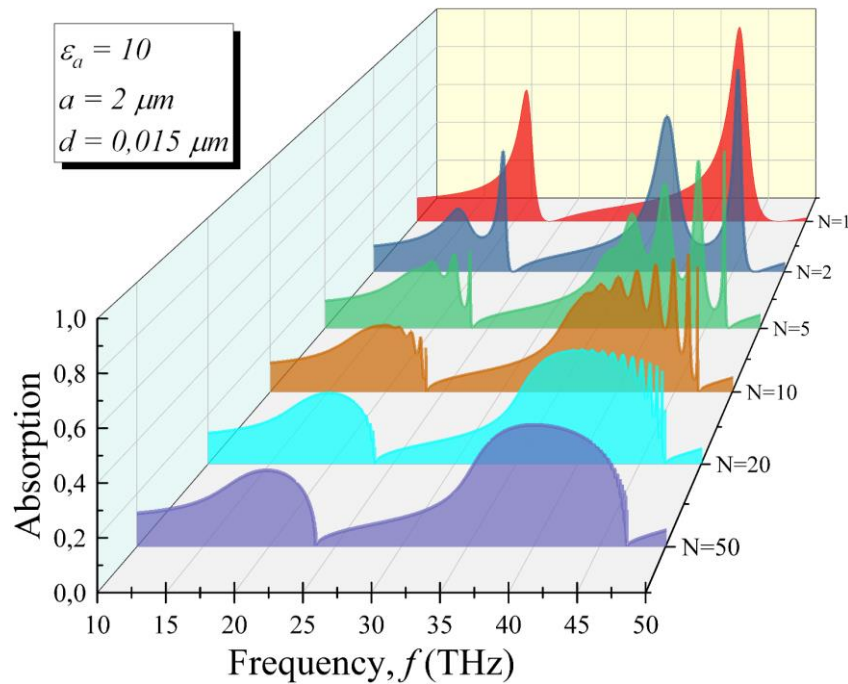


Рисунок 104 – Доля поглощаемой в металлических слоях электромагнитной энергии, падающей на структуру в зависимости от частоты излучения для различного числа металлических слоёв [A9]. По оси аппликат отложены значения числа металлических слоёв в моделируемой структуре

Расчёты показывают, что в рассматриваемых в данной работе структурах даже при детектировании широкополосного излучения можно обеспечить поглощение до 50% энергии импульса в ТГц и ближнем ИК диапазонах. Кроме того, можно сделать оценку на длительность сигнала: так как ширина зон поглощения составляет $\Delta f \sim 10$ ТГц, то длительность $\sim 1/\Delta f \sim 10^{-13}$ с. Оценка времени затухания из отношения $W(\omega)/Q(\omega)$ (где $W(\omega) = \int \epsilon_a E^2(z) dz / 8\pi$ – энергия, запасённая в слоях диэлектрика) даёт значение $\tau_d \leq 10^{-12}$ с. Следовательно, рассматриваемый объект позволяет детектировать импульсы, следующие с пикосекундным временным интервалом.

§5 Управление электромагнитными пакетами в волноводных структурах для передачи и обмена информацией между квантовыми битами в гибридных оптико-сверхпроводниковых структурах

Для создания обсуждаемых гибридных оптоэлектронных вычислительных устройств необходимо наличие волноводной линии связи для обмена электромагнитными волновыми пакетами между «источником» и «приемником» [184], [185]. Современное развитие технологий в области интегральной фотоники и наноэлектроники позволяет создавать достаточно сложные многомерные структуры на чипе [186], [187]. Одновременно с этим возникает особый интерес к поиску возможностей для контроля и управления электромагнитным полем, которое отвечает за перенос информации между, например, квантовыми битами (*кубитами*) и соответствующими детекторами одиночных фотонов [A8].

В фотонике и оптоэлектронике существует ряд операций, которые требуют способности концентрировать энергию электромагнитного поля в определенных областях системы. Простейшей иллюстрацией данной способности выступает градиентное волокно¹⁹ (англ. *graded-index fibers*) с близким к параболе профилем показателя восприимчивости, что приводит к ситуации, когда входящий в оптический канал гауссовидный импульс (несколько смещенный относительно центра оптического канала) будет осциллировать, полностью не достигая краев центральной области. Подобное поведение позволяет не только уменьшить диссипацию энергии электромагнитного пакета, но также избежать разрушения его формы. Кроме того, данная ситуация позволяет провести аналогию с поведением когерентного волнового пакета в квантовом гармоническом осцилляторе. В настоящее время, создание на практике требуемого профиля восприимчивости с помощью допирования диэлектрика не вызывает сложностей, как и реализация точечного воздействия в определенных частях волновода (например, подавая напряжение к соответствующим электродам) [192].

Способность управлять пространственным распределением плотности энергии значительно повысит эффективность и селективность взаимодействий между элементами и частями больших интегральных схем, например как той, что изображена на *рисунке 102*. Рассмотрение электромагнитных волновых пакетов в волноводной структуре с прямоугольным профилем восприимчивости (когда спектр собственных значений гамильтониана является строго неэквидистантным) было выполнено в работах [193] и [194]. Однако решение задачи в случае параболической формы профиля, характерной для градуированного волокна, до сих пор найдено не было. Схематическое изображение предлагаемой планарной волноводной

¹⁹ В оптоволоконной оптике, «градуированный индекс» (graded index) является оптоволокном, ядро которого обладает показателем преломления, уменьшающимся с ростом радиального расстояния от оптической оси.

структуры с около-параболическим профилем восприимчивости $\chi(x)$ изображено на *рисунке 105a*). Подобная волноводная структура схожа по профилю с квантовым гармоническим осциллятором, особенностью которого является эквидистантный энергетический спектр. Как следствие, временная динамика квантового состояния внутри такого потенциала обладает специфическим свойством, обсуждение которого будет вестись чуть ниже. Среди всех нестационарных состояний квантовой системы в гармоническом осцилляторе наибольший интерес для нас будут представлять когерентное и сжатое состояния. Далее будет показано, как данные состояния находят свое отражение в классическом электромагнитном поле оптического волновода с восприимчивостью, модулируемой вдоль оси распространения пакета (ось z) – см. *рисунк 105b*).

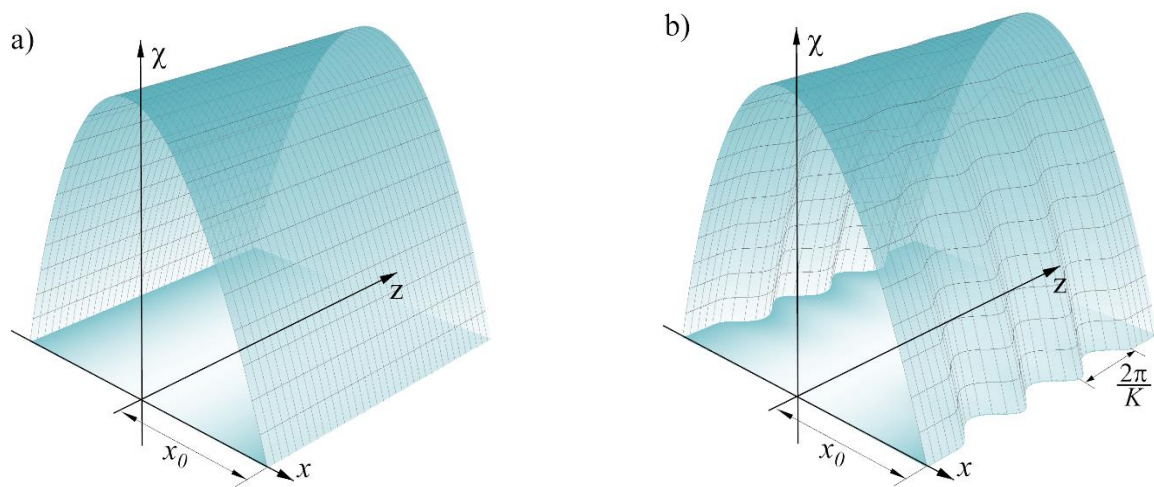


Рисунок 105 – а) Схематическое изображение планарной волноводной структуры с около-параболическим профилем восприимчивости $\chi(x)$; б) Пространственная модуляция профиля $\chi(x)$ для эффективного возбуждения поперечных пучков, а именно когерентных или пространственно-сжатых состояний [A8]

В решении данной задачи важно не только рассмотреть управление состояниями квантовой системы, но и учесть «классическую диссипацию», которая возникает в классических волноводных структурах.

А. Когерентное состояние пучка

В данной работе будем рассматривать, для начала, самый простой случай, когда линейно поляризованный пучок распространяется внутри планарной волноводной структуры с $\eta = \eta(x)$ и перпендикулярным осям Ox и Oz вектором электрического поля. Из-за периодически изменяемой в пространстве структуры волновода вдоль оси распространения (Oz) волнового пакета, могут возникать переходы между поперечными полевыми модами с различным распределением энергии в пространстве [189] – [191].

Для заданного профиля восприимчивости волновода $\chi(x)$ форма волнового пакета может быть представлена в следующем виде:

$$E_0(x, z) = \sum_n C_n R_n(x) \exp\left(-i \frac{\lambda_n^2}{2k} z\right), \quad (24)$$

где $R_n(x)$ и $\lambda_n (cm^{-1})$ подчиняются следующему уравнению на собственные значения и собственные функции:

$$\left(\frac{d^2}{dx^2} + 4\pi k^2 \chi(x) + \lambda_n^2 \right) R_n(x) = 0, \quad (25)$$

и решение которого приводит к появлению ряда поперечных мод, распространяющегося вдоль оси Oz пучка. Использовалась следующая нормировка собственных функций:

$$\int |R_n(x)|^2 dx = \frac{E_{tot}^2}{8\pi} a.$$

Здесь E_{tot} – сила электрического поля в определенной моде, a – характерный размер области. Все собственные функции $R_n(x)$ ортогональны друг другу, а коэффициенты разложения C_n имеют смысл амплитуды вероятности заселения n -ной поперечной моды в волноводе. Общее решение уравнения (24) дает пространственное распределение электрического поля вдоль оси z .

Будем рассматривать волновод с параболическим профилем восприимчивости $\chi(x) = X - \alpha(x/x_0)^2$ ($X \geq \alpha > 0$, x_0 – характерный поперечный размер). Как было замечено выше, подобная форма дает возможность фокусировать пучок около нулевого положения координаты $x = 0$ и имеет сильное сходство с гармоническим осциллятором в квантовой теории. В данном случае, собственные функции поперечных мод выражаются через полиномы Эрмита $H_n(x)$:

$$R_n(x) = \sqrt{\frac{E_{tot}^2}{8\pi}} N_n H_n(x/a) \exp\left(-x^2/(2a^2)\right), \quad (26)$$

где $N_n = 1/\left(\sqrt{2^n n!} \sqrt{\pi}\right)$ нормировочная константа, а $a^2 = x_0 / \sqrt{4\pi k^2 \alpha}$. Спектр поперечных мод задается следующим выражением $\lambda_n^2 = 2a^{-2}(n+1/2) - 4\pi X k^2$, $n = 0, 1, 2, \dots$. Важной особенностью данного спектра является его эквидистантность – равное расстояние между соседними состояниями. Данное обстоятельство позволяет пользоваться терминологией и формализмом квантовой теории [218], чтобы утверждать, что имеется только поперечная мода поля в рассматриваемой волноводной структуре, однако данная мода имеет различные уровни возбуждения по квантовым числам $n = 0, 1, 2, \dots$. Более того, число n может трактоваться как

количество «фотонов» только в одной поперечной моде. Пространственное распределение поля для определённого числа «фотонов» задаётся выражением (26).

Если в начальный момент времени все коэффициенты разложения кроме C_0 ($C_0 = 1$) равнялись нулю, то мы получаем пучок в виде Гауссова пакета:

$$R_0(x) = \sqrt{\frac{E_{tot}^2}{8\pi}} \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} \exp\left(-x^2 / (2a^2)\right), \quad (27)$$

который распространяется вдоль волновода. Такой пучок представляет собой основное состояние поперечной моды. В общем случае, пространственное распределение и эволюция пучка в волноводе с параболическим профилем восприимчивости может быть очень разной. В данной работе, наибольший интерес будут представлять два состояния, получившие названия когерентного пространственного состояния и пространственно сжатого состояния поперечной моды.

Задачу о распространении волнового пучка в волноводе, начнём с рассмотрения когерентного состояния [218], [219], предполагая, что квадраты модулей коэффициентов разложения $|C_n|^2$ распределены по закону Пуассона:

$$w_n = |C_n|^2 = \frac{|\zeta|^{2n}}{n!} \exp(-|\zeta|^2), \quad (28)$$

где ζ – комплексное число, а величина $\langle n \rangle = |\zeta|^2$ – «среднее число квантов» в когерентном состоянии. Если $\zeta = 0$, то когерентное состояние превращается в основное («вакуумное») состояние осциллятора. Когда же $\langle n \rangle > 0$ и действительная часть ζ обладает поперечными пространственными осцилляциями пучка вдоль оси распространения (см. рисунок 106)

$$|E_0(x, z)|^2 \sim E_{tot}^2 \exp\left(-\frac{\left(x - x_{amp} \cos\left(\frac{z}{ka^2}\right)\right)^2}{a^2}\right).$$

Амплитуда данных осцилляций x_{amp} пропорциональна $\sqrt{\langle n \rangle}$: $x_{amp} = a\sqrt{\langle n \rangle}$, в то время как пространственная ширина пучка $\sim a$. Поэтому если $\langle n \rangle \gg 1$, то амплитуда колебаний будет много больше ширины пучка и такие осцилляции сильно напоминают колебания классического осциллятора.

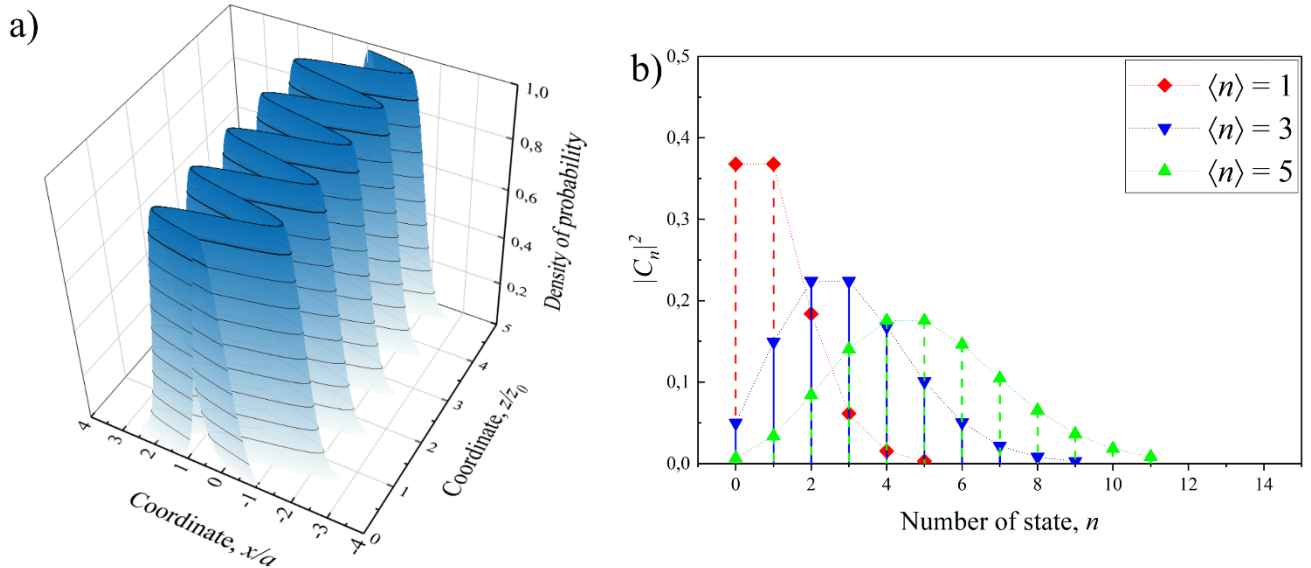


Рисунок 106 – Когерентное состояние поперечной моды пучка, распространяющегося в волноводе с параболическим профилем восприимчивости. а) Квадрат амплитуды электрического поля для $\langle n \rangle = 3$.

б) Распределение по стационарным состояниям для различных значений среднего числа квантов $\langle n \rangle = 1, 3, 5$

Б. Пространственно сжатое вакуумное состояние пучка

Другим важным с практической точки зрения состоянием квантового осциллятора является его пространственно сжатое вакуумное состояние [220]–[222]. Данное состояние так же может быть выражено в Гауссовой форме, но с шириной пучка, отличающейся от выражения (27):

$$R_{sq}(x) = \sqrt{\frac{E_{tot}^2}{8\pi}} \frac{1}{\sqrt[4]{\pi\beta^2}} \exp\left(-x^2 / (2a^2\beta^2)\right),$$

где β – параметр сжатия. Данное состояние не имеет классических аналогов, так как среднее по всем квантовым состояниям электрического поля равно нулю для любых значений координаты z , до тех пор, пока «среднее число квантов» в состоянии сжатого вакуума определяется следующим выражением:

$$\langle n \rangle = \frac{1}{4}(\beta - 1/\beta)^2,$$

которое может достигать больших значений при $\beta \gg 1$ или $\beta \ll 1$. Тем ни менее, данное состояние характеризуется изменением ширины пучка, в то время как форма остаётся Гауссовой (см. рисунок 107). В соответствие с выражением для разложения (24), только чётные состояния обладают отличной от нуля заселённостью, в то время как остальные коэффициенты $C_{2n+1} = 0$.

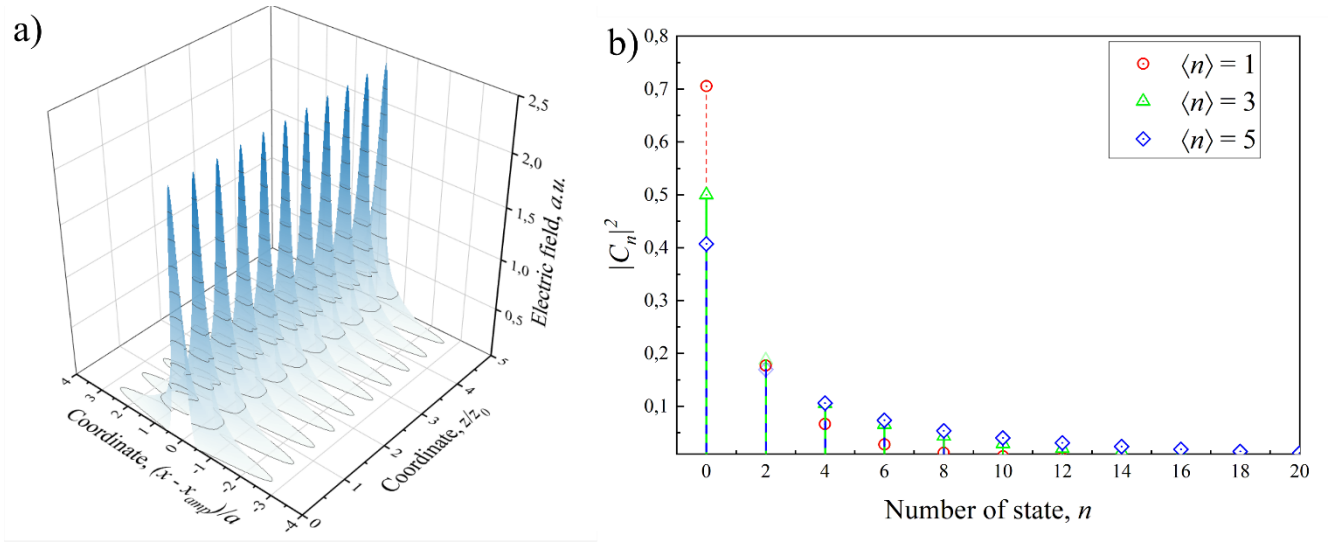


Рисунок 107 – Сжатое вакуумное состояние пространственных поперечных мод пучка, распространяющегося внутри волновода с параболическим профилем восприимчивости. а) Квадрат амплитуды электрического поля для $\langle n \rangle = 1$. б) Распределение по стационарным состояниям для различных значений среднего числа

квантов $\langle n \rangle = 1, 3, 5$ [A8]

В настоящее время сжатые состояния света активно исследуется в квантовой оптике (см. например, [223]–[226] и, в том числе, ссылки на другие труды в этих работах), где сжатие рассматривается в рамках вторичного квантования моды электромагнитного поля [201]. Здесь и далее под сжатием будет пониматься классическое изменение ширины светового пучка в поперечной моде в обычном (размерном) пространстве.

§6 Моделирование динамики когерентных и пространственно сжатых состояний пучка

Исследуем возможность возбуждения когерентных и пространственно сжатых вакуумных состояний в поперечных модах распространяющегося пучка. Подобное управление пучком было бы возможным, если бы диэлектрические параметры волновода зависели также от координат, вдоль которых идет распространение волнового пакета [193]. Кроме того, нужно предположить, что восприимчивость волновода была слабо модулирована вдоль оси Oz . В таком случае восприимчивость волновода $\chi(x, z)$ можно представить в следующем виде:

$$\chi(x, z) = \chi_0(x) + \chi_1(x, z), \quad (29)$$

где первый член в правой части выражения определяет параболическую зависимость восприимчивости, в то время как второе слагаемое отвечает за её пространственную модуляцию. Предположим, что

$$\chi_1(x, z) = \delta\chi_1(x) \cos(Kz), \quad (30)$$

причем $|\delta\chi_1(x)| \ll |\chi_0(x)|$, а K – волновое число, определяющее пространственный период изменения волноводной структуры вдоль оси Oz $z_0 = 2\pi / K$. Отсюда следует вывод, что дополнительный член в выражении (29) можно трактовать в качестве возмущения, вызывающего переходы между поперечными модами пучка. В действительности, подставляя общее представление (24) в уравнение (18) и принимая во внимание тот факт, что $R_n(x)$ являются решениями задачи на собственные значения уравнения (25), получаем следующий набор дифференциальных уравнений на коэффициенты заполнения поперечных состояний в резонаторе

$$i \frac{dC_n}{dz} = \sum_m C_m(z) M_{nm} \exp\left(-\frac{i}{2k}(\lambda_n^2 - \lambda_m^2)z\right) \cos Kz, \quad (31)$$

где

$$M_{nm} = \frac{8\pi}{E_{tot}^2 a} \cdot 2\pi k \int R_n^*(x) \delta\chi_1(x) R_m(x) dx. \quad (32)$$

Предположим, что начальное состояние пучка соответствует основному состоянию осциллятора: $C_0(z=0)=1$ и $C_{m \neq 0}(z=0)=0$.

А. Возбуждение пространственных поперечных когерентных состояний пучка

Пусть $\delta\chi_1(x) = \gamma \frac{x}{x_0}$. Тогда в выражении (32) отличными от нуля будут только такие

M_{nm} , для которых $m = n \pm 1$:

$$M_{n+1,n} = \frac{2\pi k \gamma a z_0}{x_0} \cdot \sqrt{\frac{n+1}{2}} = \Theta_{coh} \cdot \sqrt{\frac{n+1}{2}},$$

а система уравнений преобразуется к следующему виду:

$$iz_0 \frac{dC_n}{dz} = \Theta_{coh} \left(C_{n+1}(z) \sqrt{\frac{n+1}{2}} \exp\left(-i \frac{z}{ka^2}\right) + C_{n-1}(z) \sqrt{\frac{n}{2}} \exp\left(i \frac{z}{ka^2}\right) \right) \cos Kz. \quad (33)$$

Если $K = 1/ka^2$ выступает в качестве резонансного параметра в уравнении (33), то, пренебрегая осцилляторными членами, данное уравнение переписывается в следующем виде:

$$iz_0 \frac{dC_n}{dz} = \Theta_{coh} \times 0,5 \times \left(C_{n+1}(z) \sqrt{\frac{n+1}{2}} + C_{n-1}(z) \sqrt{\frac{n}{2}} \right).$$

Предполагая, что в начале система находилась в вакуумном состоянии ($C_0(z=0)=1$, $C_{n \neq 0}(z=0)=0$), система уравнений будет иметь аналитическое решение в форме

распределения Пуассона (28) со «средним числом квантов» $\langle n \rangle = \left(\frac{\pi k \gamma a z}{x_0} \right)^2$. В нашем случае $\langle n \rangle$ возрастает вдоль оси Oz , что соответствует увеличению амплитуды поперечных колебаний пучка в волноводе. Пример подобных осцилляций изображен на рисунке 108.

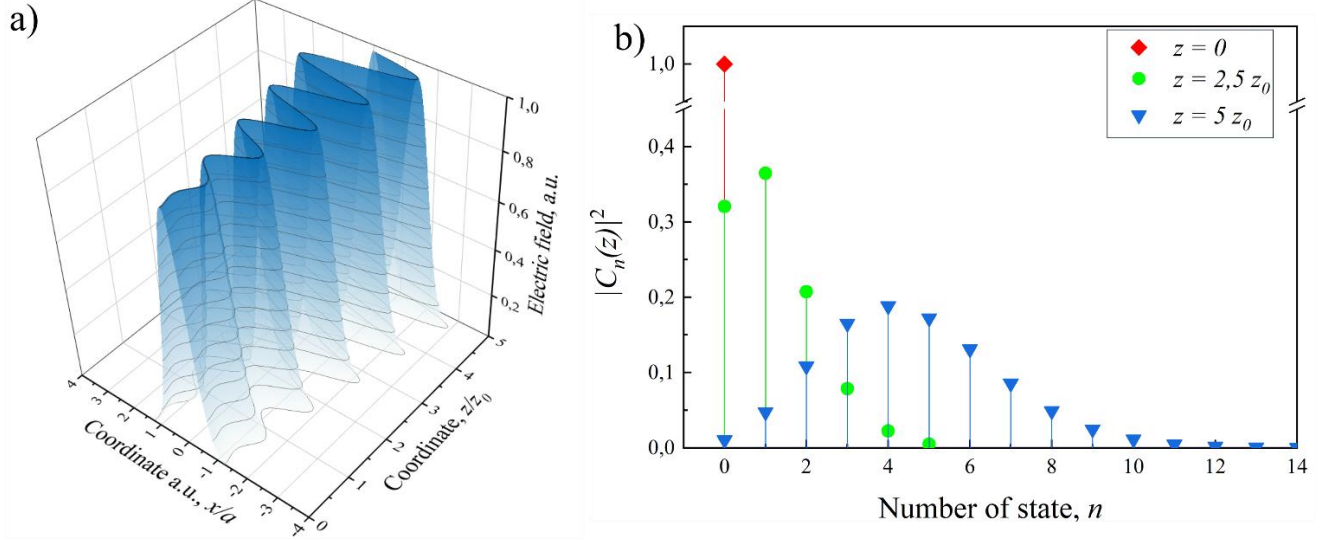


Рисунок 108 – Возбуждение когерентного состояния пространственных поперечных мод волнового пакета, распространяющегося в волноводе, с модулированной вдоль оси распространения пучка восприимчивости.

а) Квадрат амплитуды напряженности электрического поля. б) Распределение по стационарным состояниям для различных длин распространения пучка $z / z_0 = 0; 2.5; 5$. Параметр $\Theta_{coh} = 2\pi k \gamma a z_0 / x_0 = 1$ [A8]

Б. Возбуждение пространственно сжатых вакуумных состояний пучка

Будем возбуждать теперь пространственно сжатые вакуумные состояния пучка, распространяющегося в волноводе. Для этого волновод нужно подготовить с отличной от (29) и (30) пространственной модуляцией восприимчивости:

$$\chi(x, z) = \chi_0(x) + \chi_2(x, z),$$

где $\chi_2(x, z) = \delta\chi_2(x) \cdot \cos(Kz)$ и $\delta\chi_2(x) = \gamma_2 \left(\frac{x}{x_0} \right)^2$. Тогда из уравнения (31) получаем следующее уравнение на коэффициенты разложения:

$$iz_0 \frac{dC_n}{dz} = \left(C_{n+2}(z) M_{n+2,n} \exp\left(-i \frac{2z}{ka^2}\right) + C_n M_{nn} + C_{n-2}(z) M_{n,n-2} \exp\left(i \frac{2z}{ka^2}\right) \right) \cos Kz. \quad (34)$$

Здесь $M_{n+2,n} = \frac{2\pi k \gamma_2 z_0}{x_0^2} a^2 \frac{\sqrt{(n+1)(n+2)}}{2} = \theta_{sq} \frac{\sqrt{(n+1)(n+2)}}{2}$ и $M_{n,n} = \theta_2(n+1/2)$. В отличие от случая возбуждения когерентных состояний, здесь резонансное возбуждение поперечных колебаний пучка будет возможным при параметре $K = 2/ka^2$. В таком случае уравнение (34) переписется в следующей упрощенной форме:

$$iz_0 \frac{dC_n}{dz} = \frac{\theta_{sq}}{4} \left(C_{n+2} \sqrt{(n+1)(n+2)} + C_{n-2} \sqrt{n(n-1)} \right) \quad (35)$$

Численное решение системы уравнений (35) для таких же начальных условий изображено на *рисунке 109* и визуально показано сжатое состояние в виде заселённости только чётных состояний ($C_{2n}, n=1,2,3,\dots$) вдоль направления распространения пучка. Среднее значение координаты пучка равно нулю, в то время как ширина пучка осциллирует вдоль изменения координаты z , а амплитуда пучка возрастает. Более детальный анализ структуры пучка показывает, что в процессе эволюции Гауссова форма сохраняется в поперечном направлении. Таким образом, используя квадратичную зависимость восприимчивости от координаты, удалось возбудить поперечные сжатые вакуумные состояния пучка в волноводе. Зависимость «среднего числа квантов» от координаты z была найдена в виде параболической зависимости и изображена на *рисунке 110* ($\langle n \rangle \sim z^2$).

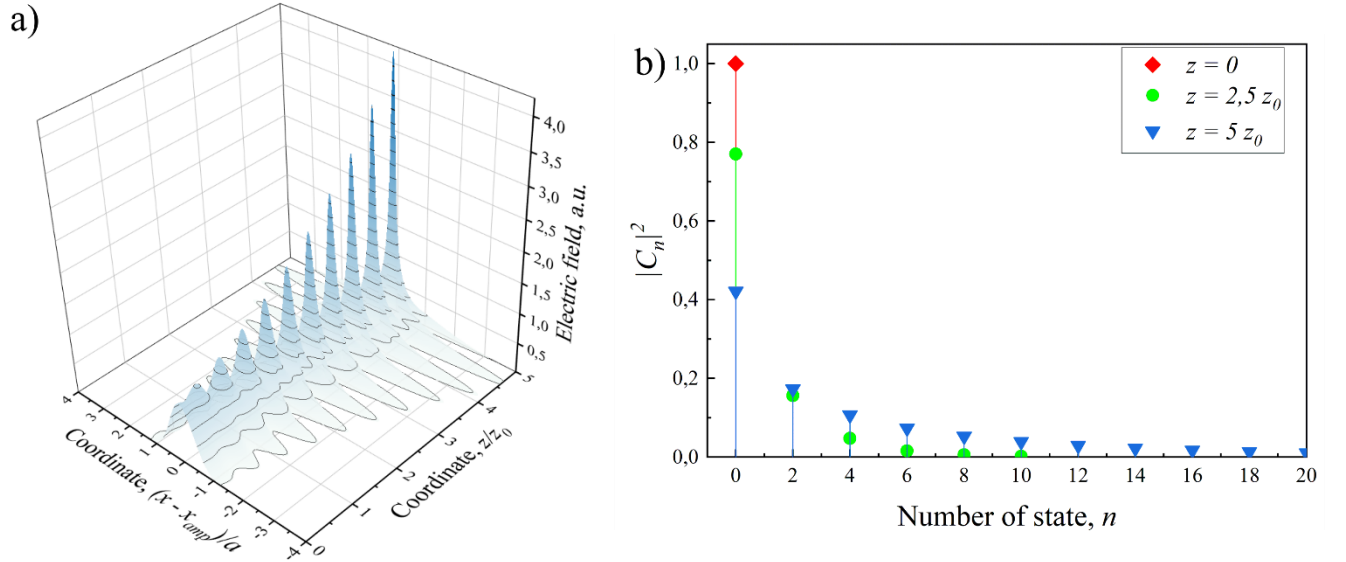


Рисунок 109 – Возбуждение пространственно сжатых вакуумных когерентных состояний пучка, распространяющегося по волноводу с модулируемой вдоль направления распространения восприимчивостью.
а) Квадрат амплитуды напряженности электрического поля. б) Распределение по стационарным состояниям для различных длин распространения для $z/z_0 = 0; 2.5; 5$. Параметр $\theta_{sq} = 2\pi k \gamma_2 a^2 z_0 / x_0^2 = 0.5$ [A8]

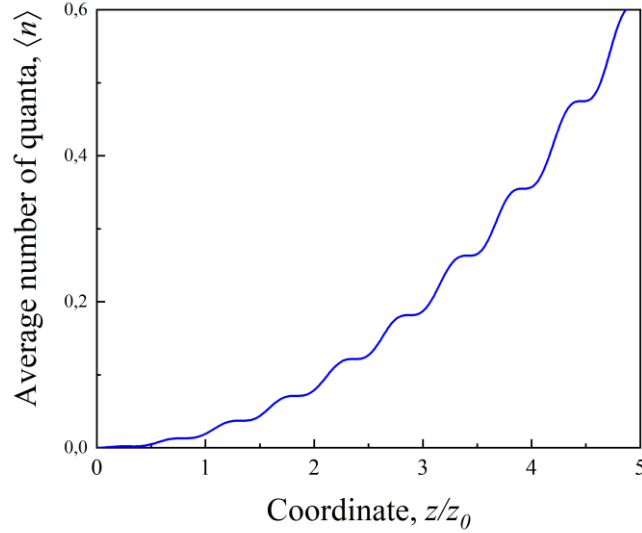


Рисунок 110 – Зависимость среднего числа квантов от координаты при значении $\theta_{sq} = 0.5$ [A8]

В. Процесс декогеренции в пространственной поперечной структуре пучка

В действительности, в структуре волновода могут иметься некоторые неоднородности и дефекты, которые вызывают декогеренцию пучка в процессе его распространения и разрушают возбужденные поперечные когерентные или сжатые вакуумные состояния. Ниже будет представлена простая модель «классической декогеренции» для поперечных состояний пучка в неидеальном волноводе. Пусть имеется волновод с неидеальной структурой и обладает параболическим профилем восприимчивости $\chi_0(x)$ с некоторым возмущением $\Delta\chi(x)$

$$\chi(x) = \chi_0(x) + \Delta\chi(x).$$

Далее применим теорию возмущений к решению задачи декогеренции, аналогично тому, как это делается в квантовой механике [193], [194]. Система уравнений на коэффициенты разложения будет записываться следующим образом:

$$i \frac{dC_n}{dz} = \sum_m C_m(z) \delta M_{nm} \exp\left(\frac{i}{2k}(\lambda_n^2 - \lambda_m^2)z\right). \quad (36)$$

Здесь $\delta M_{nm} = \frac{8\pi}{E_{tot}^2 a} \cdot 2\pi k \int R_n^*(x) \Delta\chi(x) R_m(x) dx$ (аналогично (32)). В нашем случае, значения матричных элементов δM_{nm} не зависят от продольной координаты, поэтому все слагаемые в правой части уравнения осциллируют только вдоль оси Oz , кроме тех, что располагаются на главной диагонали матрицы (δM_{nn}). Именно эти члены и дают преимущественный вклад в небольшие возмущения на больших расстояниях. Решение уравнения (36) будем искать в виде:

$$C_n(z) = C_n(z=0) \times \exp(-i\delta M_{nn}z). \quad (37)$$

Подобный вид решения означает, что при небольшой величине возмущения будет меняться только фаза пучка на величину $\Delta\phi(z) = \delta M_{nn} z$, в процессе его распространения, в то время как вероятности $|C_n|^2$ не будут зависеть, а значит и изменяться, при различных значениях координаты z . Выбор именно такой модели связан с тем, что достаточно очевиден тот факт, что расфазировка пучка, связанная с изменением вероятностей $|C_n|^2$ будет приводить к разрушению поперечных состояний. Интерес представляет именно «тонкое» воздействие на пучок через фазы.

Слагаемое, отвечающее за декогеренцию $\Delta\chi(x)$ и отвечающее за расфазировку, в действительности может иметь очень разную форму. Для простоты и большей конкретики, будем полагать, что возмущение имеет следующий вид $\Delta\chi(x) = -\gamma_4 \left(\frac{x}{x_0} \right)^4$. Тогда

$$\delta\phi(z) = -\kappa (z/z_0) \frac{3}{2} (n^2 + n + 1/2), \quad \kappa = \frac{2\pi k \gamma_4 a^4 z_0}{x_0^4}. \quad (38)$$

Из выражений (37) и (38) можно заметить, что чем больше число состояний n , тем быстрее происходит изменение фазы пучка за счет дополнительного сдвига (расфазировка) и быстрее наступает процесс декогеренции. Решение уравнения (36) было получено численно для пучка, начальное состояние которого являлось когерентным, для различного среднего числа квантов $\langle n \rangle$. Данные численных расчетов для безразмерного параметра (коэффициента ангармонизма) $\kappa = 0.01$ и среднего числа квантов $\langle n \rangle = 5$ изображены на *рисунке 111а* и согласуются с аналитическим выражением (38). Высокочастотные осцилляции фазового смещения $\Delta\phi(z)$, хорошо заметные на *рисунке 111а*, говорят о том, что в фазовом сдвиге присутствуют также и недиагональные компоненты M_{nm} из уравнения (36), не вошедшие в аналитическое выражение (38). Эволюция пространственной поперечной структуры пучка для обозначенных выше параметров изображена на *рисунке 111б* и явно демонстрирует разрушение пучка вдоль оси его распространения.

Будем полагать, что длина декогеренции L_d есть та длина, на которой дополнительный сдвиг фазы равен π для состояния с $n \approx \langle n \rangle$. В действительности, состояния с $n = 3 \div 5$ дают основной вклад в когерентное состояние с $\langle n \rangle = 5$. Длину когерентности можно оценить следующим образом:

$$L_d \approx \frac{2z_0}{\kappa (\langle n \rangle^2 + \langle n \rangle + 1/2)}. \quad (39)$$

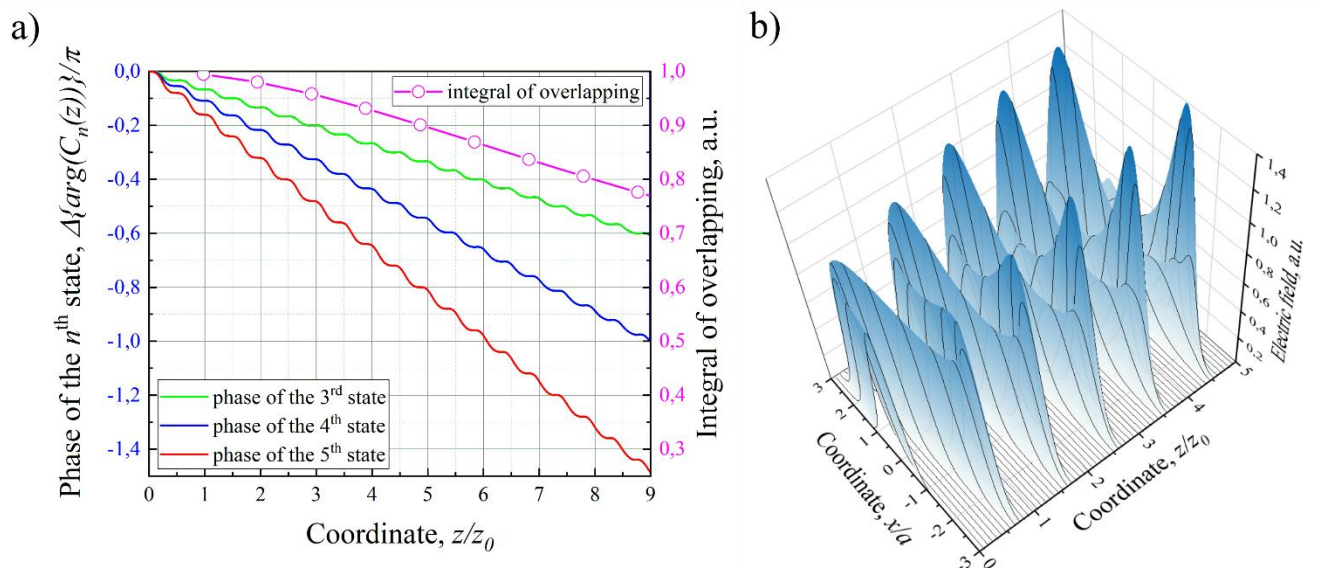


Рисунок 111 – а) Фазовый сдвиг $\Delta\phi(z)$ для различных поперечных состояний пучка, приготовленного в начальном когерентном состоянии в неидеальном волноводе. Среднее число квантов $\langle n \rangle = 5$, параметр $\kappa = 0.01$.

Линия с точками представляет собой зависимость от координаты z интеграла перекрытия. б) Эволюция поперечной пространственной структуры пучка вдоль оси распространения в неидеальном волноводе [A8]

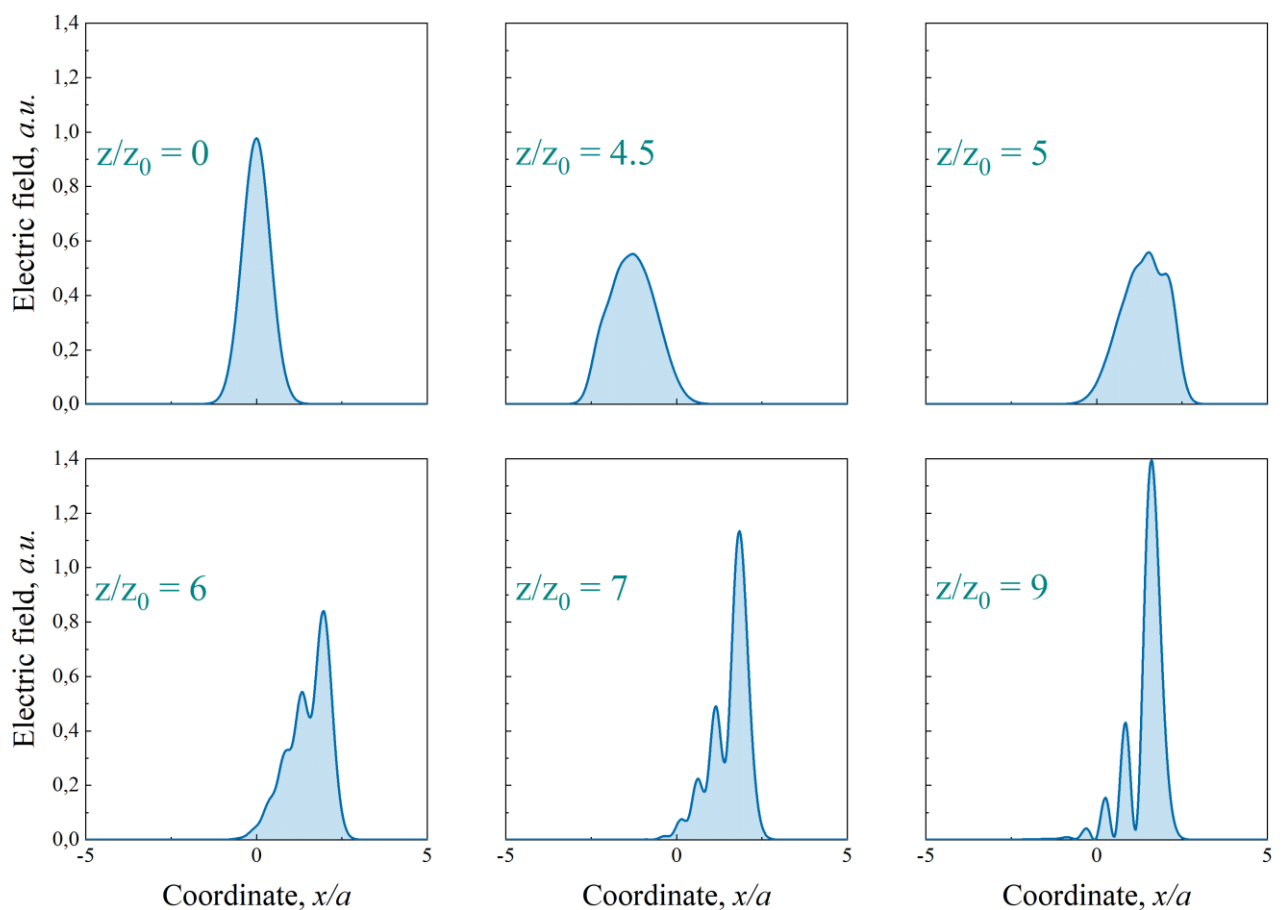


Рисунок 112 – Пространственные срезы поперечного сечения неидеального волновода, по которому распространяется Гауссов пучок со средним числом квантов $\langle n \rangle = 5$ и $\kappa = 0.01$ [A8]

Для обозначенных выше параметров, длина когерентности равна примерно $9z_0$ и соответствует значительному изменению формы волнового пакета (см. рисунок 112). Отмечу, что оценка длины декогеренции была получена из анализа зависимости интеграла перекрытия (ИП) от координаты z при поперечном движении волновых пакетов в возмущенном и идеальном параболических волноводах:

$$IO(z) = \frac{8\pi}{E_{tot}^2 a} \int E_0^*(x, z) E_0^{(coh)}(x, z) dx, \quad (40)$$

где $E_0^*(x, z)$ и $E_0^{(coh)}(x, z)$ есть поперечные волновые пакеты в возмущенном и идеальном волноводах соответственно. Зависимость $IO(z)$ для $\langle n \rangle = 5$, параметра $\kappa = \frac{2\pi k \gamma_4 a^4 z_0}{x_0^4} = 0.01$ так же представлена на *рисунке 111a* и хорошо видно, что при фазовом сдвиге $\Delta\phi(z = L_d) = \pi$ для состояния $n = \langle n \rangle - 1$ интеграл перекрытия становится равным $IO(L_d) \sim 0.8$. Использование интеграла перекрытия для оценки длины когерентности

$$IO(L_d) = \frac{8\pi}{E_{tot}^2 a} \int E_0^*(x, L_d) E_0^{(coh)}(x, L_d) dx \approx 0.8 \quad (41)$$

видится более наглядным, чем использование для этой цели выражения (39). Результаты расчета интеграла перекрытия по формуле (41) для различных начальных поперечных когерентных состояний (со средним числом квантов в пучке) в зависимости от параметра κ показаны на *рисунке 113*. Длина когерентности $L_d \sim 1/\kappa$ имеет схожий вид с зависимостью $L_d \sim \langle n \rangle^{-2}$.

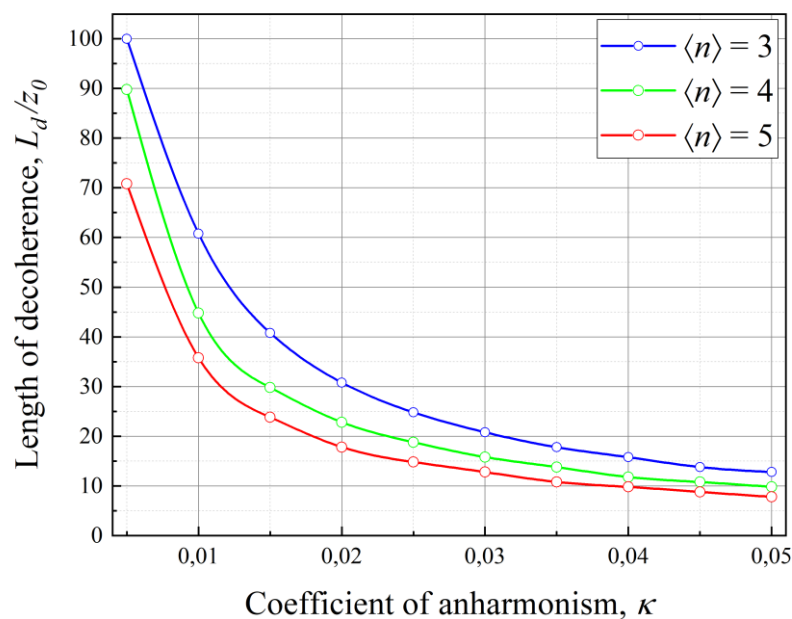


Рисунок 113 – Длина когерентности пространственных поперечных колебаний пучка в неидеальном волноводе, рассчитанная через расчет интеграла перекрытия для различных начальных состояний [A8]

§7 Обсуждение результатов Главы 5

В данной Главе обсуждаются преимущества гибридного подхода к реализации вычислительных устройств, в том числе, делается основной упор именно на объединение достижений оптической технологии (интегральной фотоники) и сверхпроводниковой технологии. Гибридный подход позволяет совместить высокую пропускную способность оптических линий передачи данных со скоростью и энергоэффективностью обработки данных сверхпроводниковых схем, допускающих также и квантовый режим функционирования.

В качестве оптико-сверхпроводникового интерфейса предлагается использовать детектор одиночных фотонов (SPD) и его вариации; в качестве сверхпроводниково-оптического - нанокриотрон, позволяющие трансформировать оптический импульс в сверхпроводниковый ток и наоборот. Использование микроволновых линий связи позволит наладить эффективный обмен информацией между отдельными чипами и структурными элементами гибридной вычислительной структуры. Предложен концепт многоуровневой гибридной криогенной системы, объединяющий в себе разработанные и предлагаемые в данной работе решения. Данная система состоит из:

- 1) квантового процессора, возможности которого подробно обсуждались в §13 Главы 1 (в §6 Главы 2 предложен нейрон на основе потокового кубита);
- 2) сверхпроводникового нейронного блока первичной и постобработки информации (базовые элементы которого разрабатывались и представлены в данной работе);
- 3) пары сигнальных процессоров для корректирования и управления информационными сигналами (здесь должны быть задействованы механизмы управления электромагнитными волновыми пакетами, разработанные в данной Главе);
- 4) оптических линий передачи данных, по которым будут передаваться информационные сигналы. Эти оптические линии должны будут связывать между собой различные уровни данной системы.

В отличие от плазмонных детекторов на основе многослойного графена, болометрические детекторы предложенного в данной работе типа (с использованием множества металлических слоёв, расположенных в определённом порядке) отличаются простотой изготовления, а также возможностью «настройки» на стадии проектирования для решения множества задач в §4. Действительно, ширина и положение эффективной полосы поглощения определяется такими варьируемыми на стадии изготовления параметрами, как толщина слоев металла и диэлектрика соответственно. При этом для детектирования слабых сигналов с узким спектром (одно или двух-тоновых) подходят гетероструктуры с одним или двумя слоями

металла. Для работы с очень короткими, пикосекундными, импульсами поля лучше подойдут гетероструктуры с пятьюдесятью и более слоями металла.

Рассмотрен важный вопрос об управлении оптическими импульсами в фотонных волноводах и резонаторах, для чего использовалась хорошо известная аналогия между распространением светового пучка в волновой оптике и движением микрочастиц в квантовой механике. Такая аналогия может быть применена для решения задачи оптимизации элементов и систем оптоэлектронных вычислительных устройств. При таком подходе к управлению электромагнитными импульсами соответствующий им вектор Умова-Пойтинга меняет свое направление на относительно небольших расстояниях, при этом потери энергии минимальны [188]. Основной особенностью полученных в данной Главе результатов является представление пространственного изменения диэлектрической проницаемости в соответствующей волноводной структуре с помощью моделирования пространственного распределения потенциальной энергии для квантовой частицы [189]–[191].

Возможно ли на практике генерировать когерентное и пространственно сжатое состояния, речь о которых шла выше? Для оценки, будем исходить из достижений современных технологий интегральной фотоники («микроволновый диапазон») и радио-фотоники («миллиметровый диапазон»). Выбор именно этих частотных диапазонов обусловлен спектром «источников», подключенных к волноводной структуре с параболическим профилем восприимчивости. В первом случае («микроволновый диапазон») речь идёт, например, об «атомных кубитах» и вычислительных системах на атомной основе. Во втором случае («миллиметровый диапазон») имеется в виду, например, микроволновые резонаторы, использующиеся для контроля, считывания и интерсоединений в системах искусственных атомов, основанных на сверхпроводниковых гетероструктурах [227], [228].

Для материала волноводной структуры, важно положить для простоты $\varepsilon(x=0) \approx 10$, $\chi(x=0) \approx \frac{\varepsilon(x=0)-1}{4\pi} \approx 0.72$. Неоднородное легирование структуры может формировать параболический профиль волноводной диэлектрической проницаемости. Действительно, принимая во внимание тот факт, что газ свободных заряженных частиц дает негативный вклад в диэлектрическую восприимчивость среды, можно примерно оценить уровень допирования волновода в около-поверхностном слое — $N_d \sim 10^{19} \text{ см}^{-3}$, в то время как в областях рядом с осями, этот уровень очень мал. Более того, прикладывая внешнее постоянное напряжение к границам волновода, можно контролировать локальный уровень допантов в объеме структуры и создать «силу», вызывающая пространственные колебания пучка в волноводе в процессе его распространения. Предполагая, что $\chi(x=x_0) \approx 0$ и, как следствие,

$X = \chi(x=0) \approx 0.72$, $\alpha = X \approx 0.72$, можно получить набор параметров исследуемой модели для соответствующих частотных диапазонов (см. таблицу 1).

Из приведенных данных следует, что в обоих диапазонах характерный поперечный размер когерентного пакета $a = \sqrt{\frac{x_0}{\sqrt{4\pi k^2 \alpha}}}$ значительно меньше, чем поперечный размер волновода x_0 . Следовательно, в параболическом потенциале существует несколько десятков собственных состояний. Волновое число определяет пространственный период в z -направлении для профиля восприимчивости волновода. Например, для $K = 1/ka^2 \approx 10^4 \text{ см}^{-3}$ с целью эффективного возбуждения когерентного и пространственно сжатого состояний, требуется наличие электродов вблизи границ волновода для контроля локальной концентрации допантов в приграничной области с пространственным разрешением 1 мкм. Для адекватной точности создания профиля восприимчивости длина декогеренции должна в несколько раз превышать длину, на которой когерентные и пространственно сжатые состояния эффективно качаются. Это означает, что в перспективе рассматриваемая накачка энергии в поперечную моду и сжатие в пространстве электромагнитных пучков непосредственно в волноводе может быть использована при передаче сигналов от наноразмерного источника к приемнику наноразмерного излучения.

Таблица 1 – Оценочные значения параметров волновода и волнового пакета для генерации когерентных и пространственно сжатых состояний

Параметр модели	Микроволновый диапазон	Миллиметровый диапазон
$k, \text{см}^{-1}$	10^4	10
$x_0, \text{см}$	$\approx 2 \times 10^{-3}$	≈ 2
$a = \sqrt{\frac{x_0}{\sqrt{4\pi k^2 \alpha}}}, \text{см}$	$\approx 2.5 \times 10^{-4}$	$\approx 2.5 \times 10^{-1}$
$K = 1/ka^2, \text{см}^{-1}$	$\approx 1.6 \times 10^3$	≈ 1.6
$z_0 = 2\pi / K, \text{см}^{-1}$	$\approx 3.9 \times 10^{-3}$	≈ 3.9
$\Theta_{coh} = 2\pi k \gamma a z_0 / x_0$	1	1
$\Theta_{sq} = 2\pi k \gamma_2 a^2 z_0 / x_0^2$	0.5	0.5
$\kappa = 2\pi k \gamma_4 a^4 z_0 / x_0^4$	0.01	0.01

Ниже предлагается принципиальная схема, на которой продемонстрировано возможное применение перемещения электромагнитного пучка от элементов-кубитов Q_1 и Q_2 к элементу-кубиту Q_3 изображено на *рисунке 114*. Предполагается, что в качестве кубитов должны использоваться хорошо разработанные и исследованные потоковые кубиты (англ. *flux qubit* –

см. рисунки 25 и 26) [71], [83], которые обсуждались в §13 Главы 1. Предположим, что «источники» Q_1 и Q_2 спроектированы таким образом, чтобы индуцированные ими пучки находились в центральной части волновода (число «фотонов» в поперечной моде, n , равно нулю), что позволит минимизировать нежелательную диссипацию и поглощение. Далее, чтобы провести «сигналы» до элемента Q_3 , необходимо раскачать данное когерентное состояние в «активной зоне», как это показано на *рисунке 114*. Обсуждаемые в данной Главе эффекты позволяют создать оптический аналог «суммирующего» элемента. Стоит еще раз подчеркнуть, что, перестраивая (или отключая) *in situ* управляющие поля постоянного напряжения в «активной зоне», можно не только раскачивать колебания когерентного состояния с различным пространственным периодом вдоль оси распространения Oz , но и сохранять изначальное состояние, локализованное в центре волновода. Более того, имеется возможность возбуждать пространственно сжатые вакуумные состояния, как оптическую аналогию такого элемента как «сплиттер» – см. правую часть *рисунка 114* (в данном случае, элемент Q_3 является «источником», а элементы Q_4 и Q_5 – «приёмниками»). Для более сложных систем интегральной фотоники (включая и интегральную микроволновую фотонику), обсуждаемые выше идеи представляют особый интерес, в силу открываемых возможностей по управлению пучками электромагнитных волн на небольших расстояниях с небольшими потерями.

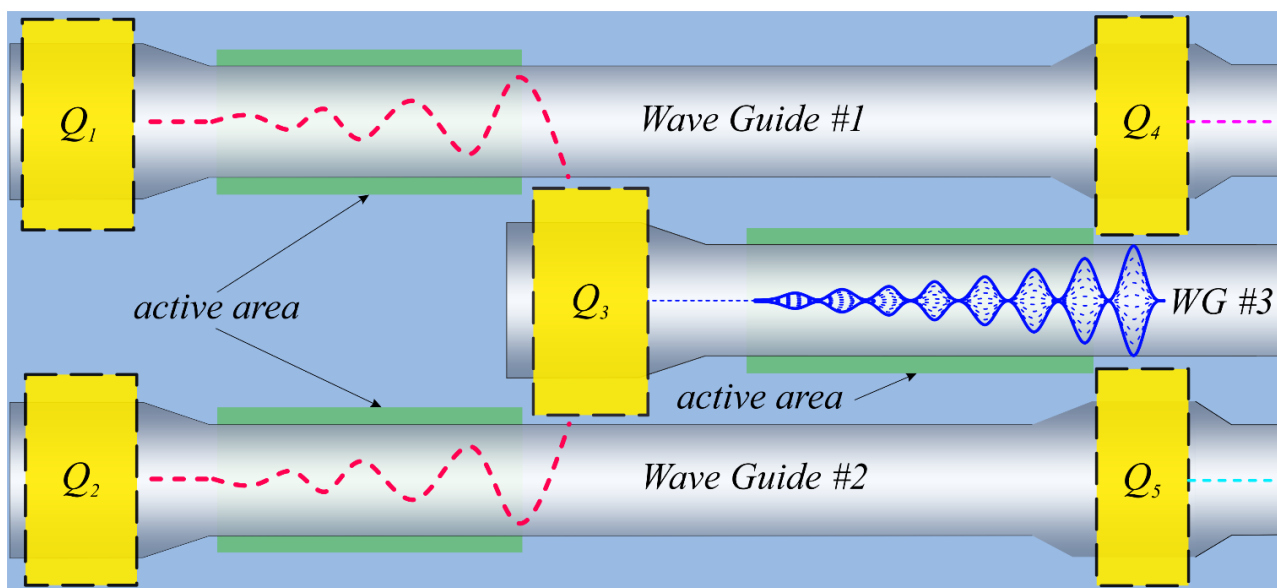


Рисунок 114 – Общая схема (вид сверху) распространения и управления сигналом, перемещающегося в волноводе между кубитами. Q_1 , Q_2 , Q_3 , Q_4 являются элементами гибридной вычислительной системы, которые соединены между собой с помощью системы волноводов с параболической пространственной зависимостью восприимчивости. Модуляции диэлектрической проницаемости в «активных областях» (выделены зеленым цветом) управляются приложенным постоянным напряжением, которое контролирует локальную плотность допантов. Как результат, пучком можно управлять, направляя его от «источника» к «приемнику», с целью провести определенную операцию [A8]

Все приведенные выше оценки были сделаны без учета диссипации в пучке. В действительности, потери энергии конечно присутствуют, в силу наличия различных

неоднородностей и примесей, точно так же, как и потери, вызываемые высокой концентрацией допантов. Последнее будет играть важную роль, в первую очередь, при сильном возбуждении поперечной моды, когда пучок в волноводе будет осциллировать с амплитудой, величина которой сравнима с характерным размером волновода x_0 .

Выводы к Главе 5

Глава 5 посвящена обсуждению вопроса совместного использования разработанных элементов сверхпроводниковых нейронных сетей в составе сложной комплексной, гибридной структуры. Продемонстрирована возможность повышения эффективности работы болометрического детектора и разработаны методы управления электромагнитными пакетами в волноводных структурах со сложным профилем диэлектрической проницаемости. Для создания гибридной оптической-сверхпроводниковой ИНС предлагается использовать детектор одиночных фотонов и нанокриотрон (nTron). Разработан концепт интеллектуальной многоуровневой комплексной системы приёма, обработки и передачи информации [A7], представленный на *рисунке 102*.

Продемонстрирована возможность повышения эффективности детектирования сигнала болометрическими детекторами, работающими в ТГц, ближнем и среднем ИК диапазонах за счёт использования резонансных гетероструктур металл-диэлектрик. Так, при использовании лишь одного металлического слоя внутри диэлектрической структуры, величина поглощения внешнего сигнала в полосе частот 21.23 ± 0.73 ТГц составит 50-68% и 80-100% в полосе 43.12 ± 0.65 ТГц. При последовательно расположенных 20 металлических слоях, можно добиться поглощения 20-30% в полосе частот 19.37 ± 3.36 ТГц и 40-47% в полосе 40.27 ± 3.57 ТГц. Таким образом, добавление дополнительных металлических слоёв, расположенных особым образом, позволяет расширить эффективную частотную полосу приёма сигнала. Варьирование параметров структуры позволит изменять рабочий частотный диапазон.

Разработанный метод управления электромагнитными пакетами в волноводных структурах со сложным профилем диэлектрической проницаемости (фотонные волноводы и резонаторы) позволяет изменять положение в поперечном сечении волновода и пространственные размеры (сжатое состояние) распространяющегося по волноводу пучка. Моделирование процесса декогеренции волнового пакета в волноводе при наличии ангармонизма, показало обратную зависимость длины когеренции этого пучка от коэффициента ангармонизма, что согласуется с формулой (39), написанной в рамках разработанной модели.

Результаты, изложенные в данной главе, нашли своё отражение в работах [A8] и [A9].

Заключение

В диссертации выполнены исследования, целью которых было разработать сверхпроводниковую элементную базу искусственных нейронных сетей, которая бы включала в себя сверхпроводниковый нейрон (для сетей персептрон, РБФ-сеть, свёрточная нейронная сеть), синапс, фильтрующий элемент ReLU. Также требовалось разработать методику аппаратного обучения СНС с обратным распространением ошибки. Для достижения обозначенных целей были решены следующие задачи:

1) Разработан сверхпроводниковый нейрон, реализующий сигмоидную функцию активации и являющийся ключевым элементом нейронных сетей типа персептрон. Основой для данного нейрона с представлением информации в виде величины циркулирующего тока стал сверхпроводящий квантовый интерферометр с одним джозефсоновским контактом. Данная ячейка получила название *Сигма-нейрона* или *S-neuron*. Исследованы статические передаточные характеристики и динамические процессы, протекающие в данной структуре. Оптимизация параметров выявила условия для адиабатического функционирования *S-neuron*. В данном режиме при длительности тактирующего сигнала в 3 мкс удалось добиться энерговыделения порядка 3 зДж. Исследована возможность практической реализации *S-neuron* с использованием слоистой тонкоплёночной структуры для джозефсоновского контакта. В качестве материала сверхпроводящих слоёв могут использоваться соединения на основе ниобия (включая NbN, NbTi), либо алюминий, либо сплав на основе алюминия. Разработан и подготовлен шаблон для изготовления *Сигма-нейрона*. Основным преимуществом разработанного сверхпроводникового нейрона является его способность вычислять активационную функцию за один такт. (Положение 1)

2) Разработан сверхпроводниковый нейрон, реализующий гауссово-подобную функцию активации, и являющийся ключевым элементом нейронных сетей типа РБФ-сеть. Основой для данного нейрона с представлением информации в виде величины циркулирующего тока стал сверхпроводящий квантовый интерферометр с двумя джозефсоновскими контактами. Данная ячейка получила название *Гаусс-нейрона* или *G-neuron*. Исследованы статические передаточные характеристики, характерные для данной структуры. Оптимизация параметров выявила необходимые значения индуктивностей системы, позволяющие добиться высокой эффективности распознавания типов модуляции в широкополосном групповом сигнале при работе ИНС, что было подтверждено компьютерным моделированием. Разработан и подготовлен шаблон структуры, который в дальнейшем использовался для проведения эксперимента, подтвердившего работоспособность предложенной концепции. Основным

преимуществом разработанного сверхпроводникового нейрона является его способность вычислять активационную функцию за один такт. (Положение 2)

3) Разработан сверхпроводниковый нейрон, функционирующий в квантовом режиме и предназначенный для квантовых нейронных сетей. Данный нейрон основан на потоковом кубите и реализует сигмоидальную передаточную характеристику. Оптимизация ячейки выявила необходимые значения параметров структуры, обеспечивающие требуемое расположение энергетических уровней в системе, позволяющее получить сигмоидальный закон преобразования входного магнитного потока в выходной сигнал. (Положение 1)

4) Разработано два варианта схемы сверхпроводникового синапса: на магнитных джозефсоновских контактах и на управляемых кинетических индуктивностях. Первый вариант с представлением информации в виде величины циркулирующего тока создан на основе сверхпроводящего квантового интерферометра с двумя джозефсоновскими магнитными контактами и обладает ограниченным динамическим диапазоном, однако его хватает при совместном функционировании вместе с разработанными нейронами. Использование в схеме синапса магнитных джозефсоновских контактов позволило варьировать его вес в широких пределах, получая как положительные, так и нулевое и отрицательные значения. Вторым вариантом синапса подразумевается отсутствие нелинейных элементов в схеме. Этого удалось достичь за счет замены магнитных джозефсоновских контактов на управляемые кинетические индуктивности. Подобные кинетические индуктивности возможно создать при помощи слоистых структур сверхпроводник-ферромагнетик типа $S[F_1 / s / F_2 / s]_n$. Реализуемость подобной структуры была подтверждена проведённым экспериментом, где на основании зависимостей сопротивления образца от температуры можно сделать вывод о влиянии эффектов намагничивания на проводимость структуры в целом. (Положение 3)

5) Разработана сверхпроводниковая обучающая ячейка для сетей типа персептрон вместе с методикой проведения аппаратного обучения СНС типа персептрон методом обратного распространения ошибки. Разработанная обучающая ячейка получила название *Learning cell*. Основой для *Learning cell* стал сверхпроводящий квантовый интерферометр, с магнитным представлением информации. Благодаря проведённой оптимизации параметров удалось добиться максимально точной аппроксимации производной сигмоидной функции активации *Сигма-нейрона*. Исследованы статические характеристики и динамические процессы, протекающие в данной структуре. Ключевым моментом в разработке обучающей ячейки, стало использование её передаточной характеристики совместно с активационной функцией *S-neuron* в качестве основы при моделировании и обучении компьютерной нейронной сети. Зависимости ошибки распознавания от эпохи обучения позволили дать оценку энергоэффективности разработанной структуры: при длительности одной эпохи обучения 1 нс количество

выделяемой энергии составило 10 зДж. Кроме того, дана оценка на площадь, занимаемой *Learning cell*: 10×10 мкм² при размерах джозефсоновских контактов порядка 0.2 мкм². (Положение 4)

6) Разработан сверхпроводниковый фильтрующий элемент ReLU, ключевой элемент свёрточных нейронных сетей. Основой для данной структуры стала ячейка *Сигма-нейрона*, со специально подобранными параметрами. Сравнительная эффективность сверхпроводникового ReLU оценивалась с помощью спектрального анализа сигнала на выходе ячейки и сопоставлялось с идеальным, математическим фильтром отрицательных значений. Исследование выявило высокую степень пригодности разработанной ячейки, в первую очередь, при позиционировании её в качестве *leaky ReLU*.

7) Разработана концепция оптико-сверхпроводникового интерфейса для интеграции сверхпроводниковых ИНС в состав гибридной вычислительной криогенной системы. Такая гибридная система состоит из квантового процессора, сверхпроводникового нейронного блока первичной и постобработки информации, пары сигнальных процессоров для корректирования и управления информационными сигналами, передающиеся по оптическим линиям передачи данных, связывающие между собой различные уровни данной системы. Основой для данного оптико-сверхпроводникового интерфейса станут: детектор одиночных фотонов (преобразует фотоны в импульсы тока) и нанокриотрон (преобразует импульсы тока в фотоны).

8) Продемонстрировано, что эффективная связь между элементами нейросети может быть реализована на основе волновода с контролируемыми вариациями диэлектрической проницаемости по направлению распространения импульса э/м поля при характерном поперечном размере волновода порядка 20 мкм и области локализации волнового пакета порядка 2.5 мкм. Разработана схема управления волновыми пакетами в волноводе посредством приложения дополнительного электрического поля перпендикулярно направлению распространения волнового пакета. Перестраивая (или отключая) *in situ* управляющие поля постоянного напряжения в «активной зоне», можно не только раскачивать колебания когерентного состояния с различным пространственным периодом вдоль оси распространения, но и сохранять изначальное состояние, локализованное в центре волновода. Имеется возможность возбуждать пространственно сжатые вакуумные состояния, в том числе и для микроволнового диапазона длин волн. (Положение 5)

9) Исследована возможность повышения эффективности детектирования сигнала болометрическими детекторами, работающими в ТГц, ближнем и среднем ИК диапазонах за счёт использования резонансных гетероструктур металл-диэлектрик. Исследуемые структуры должны выгодно отличаться от плазмонных детекторов на основе многослойного графена простотой изготовления, а также возможностью «настройки» на стадии проектирования для

решения множества задач, таких как: создание систем широкополосной связи, обнаружение следов концентрации наркотических и взрывоопасных веществ, неинвазивной диагностики. Настройка гетероструктуры на стадии изготовления (варьирование ширин слоёв и их количества) позволит детектировать сигналы различной длительности.

Таким образом, задачи диссертационного исследования решены полностью.

Дальнейшее развитие проводимых в данной работе исследований должно ориентироваться на решение следующих прикладных задач:

- I. Обработка сверхслабых сигналов, зарегистрированных чувствительными криогенными детекторами, что может быть эффективно, например, при сверхдальней космической связи, в астрономических исследованиях, в том числе в миллиметровом и инфракрасном диапазонах (проект «Миллиметрон» – «Спектр-М»). Данные исследования в любом случае требуют использования криогенных установок, поэтому применение разработанных сверхпроводниковых решений будет весьма актуальным.
- II. Использование разработанных решений будет актуальным и для решения задач когнитивного радио, приёма широкополосных сигналов (сверхпроводниковая обработка сигналов), разработке квантовых компьютеров.
- III. Использование оптической системы связи в космическом пространстве, в том числе, в околоземном пространстве, является перспективным и эффективным способом обмена данными, позволяющий использовать возможности квантовой криптографии. В этом случае предложенные решения могут использоваться для обработки сигналов с матриц болометрических детекторов.

Благодарности

Проведение исследований, изложенных в данной работе, прошло через множество трудностей, этапов осмысления, моего личного роста как учёного и исследователя, через бюрократические препоны. В виду этого неоценима поддержка моего научного руководителя и учителя д.т.н. *Кленова Николая Викторовича*, благодаря указаниям и советам которого удалось воплотить в жизнь данный труд.

Большой удачей и источником ценного опыта стали совместные исследования с д.ф.-м.н. *Соловьевым Игорем Игоревичем*, в беседах с которым не раз удавалось найти новую научную истину и расширить собственные взгляды и представления.

Я благодарен д.т.н. *Терешонку Максиму Валерьевичу* за ценные указания в продвижении концепции и помощи при проведении компьютерного моделирования нейронных сетей, использующих передаточные характеристики разработанных в данной работе сверхпроводниковых ячеек.

Я крайне признателен научному коллективу «Модуля» – д.ф.-м.н. *Куприянову Михаилу Юрьевичу* и к.ф.-м.н. *Бакурскому Сергею Викторовичу* – за критику и оценку «со стороны» всех результатов моих исследований.

Должен выразить признательность

– к.ф.-м.н. *Роману Морари* за предоставление экспериментальных данных по индуктивному синапсу, позволившим оценить потенциал предложенной структуры;

– к.ф.-м.н. *Больгинову Виталию Валерьевичу* за предоставление экспериментальных данных по реализации Гаусс-нейрона, подтверждающих работоспособность предложенной в данной работе теоретической модели ячейки РБФ-сетей.

За помощь в проведении исследований в области квантовой механики, оптики и интегральной фотоники я благодарен д.ф.-м.н. *Попову Александру Михайловичу* и к.ф.-м.н. *Богацкой Анне Викторовне*. Открытие новых горизонтов неоценимо, равно как и продвижение к ним.

Список публикаций автора по теме диссертации

Публикации в изданиях, индексируемых поисковыми системами Web of Science и/или Scopus

- [A1] I. I. Soloviev, N. V. Klenov, **A. E. Schegolev**, S. V. Bakurskiy, and M. Y. Kupriyanov, “Analytical derivation of DC SQUID response,” *Superconductor Science and Technology*, vol. 29, no. 9, p. 094005, 2016. **DOI:** 10.1088/0953-2048/29/9/094005. **Impact Factor:** 2.878 Q2
- [A2] **A. E. Schegolev**, N. V. Klenov, I. I. Soloviev, and M. V. Tereshonok, “Adiabatic superconducting cells for ultra-low-power artificial neural networks,” *Beilstein journal of nanotechnology*, vol. 7, pp. 1397–1403, 2016. **DOI:** 10.3762/bjnano.7.130. **Impact Factor:** 3.127 Q1
- [A3] I. I. Soloviev, N. V. Klenov, **A. E. Schegolev**, S. V. Bakurskiy, M. Y. Kupriyanov, M. V. Tereshonok, and A. A. Golubov, “Analytical description of low- T_c DC SQUID response and methods for its linearization,” in *2017 16TH INTERNATIONAL SUPERCONDUCTIVE ELECTRONICS CONFERENCE (ISEC)*, IEEE International Superconductive Electronics Conference, IEEE Xplore Digital Library, pp. 8314221–1–8314221–3, IEEE 345 E 47TH ST, NEW YORK, NY 10017 USA, 2017. **DOI:** 10.1109/ISEC.2017.8314221. **Impact Factor:** Q4
- [A4] L. V. Ginzburg, I. E. Batov, V. V. Bol’ginov, S. V. Egorov, V. I. Chichkov, **A. E. Shchegolev**, N. V. Klenov, I. I. Soloviev, S. V. Bakurskiy, and M. Y. Kupriyanov, “Determination of the current–phase relation in josephson junctions by means of an asymmetric two-junction squid,” *JETP Letters*, vol. 107, no. 1, pp. 48–54, 2018.
DOI: 10.1134/S0021364018010058. **Impact Factor:** 1.413 Q3
- [A5] N. V. Klenov, **A. E. Schegolev**, I. I. Soloviev, S. V. Bakurskiy, and M. V. Tereshonok, “Energy efficient superconducting neural networks for high-speed intellectual data processing systems,” *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*, vol. 28, no. 7, pp. 1301006–1–1301006–6, 2018.
DOI: 10.1109/TASC.2018.2836903. **Impact factor:** 1.750 Q3
- [A6] I. I. Soloviev, **A. E. Schegolev**, N. V. Klenov, S. V. Bakurskiy, M. Y. Kupriyanov, M. V. Tereshonok, A. V. Shadrin, V. S. Stolyarov, and A. A. Golubov, “Adiabatic superconducting artificial neural network: Basic cells,” *Journal of Applied Physics*, vol. 124, p. 152113, 2018.
DOI: 10.1063/1.5042147. **Impact factor:** 2.367 Q2
- [A7] N. V. Klenov, A. V. Kuznetsov, **A. E. Schegolev**, I. I. Soloviev, S. V. Bakurskiy, M. Y. Kupriyanov, and M. V. Tereshonok, “A neuron based on a single flux qubit,” *Low Temperature Physics*, vol. 45, no. 7, pp. 769–774, 2019.
DOI: 10.1063/1.5111305. **Impact factor:** 0.809 Q4

[A8] A. Bogatskaya, **A. Schegolev**, N. Klenov, and A. Popov, “Generation of coherent and spatially squeezed states of an electromagnetic beam in a planar inhomogeneous dielectric waveguide,” *Photonics*, 2019, vol. 6, no. 3, p. 84.

DOI: 10.3390/photonics6030084. **Impact factor:** 2.140 Q2

[A9] **A. E. Shchegolev**, A. M. Popov, A. V. Bogatskaya, P. M. Nikiforova, M. V. Tereshonok, and N. V. Klenov, “Detection of terahertz, mid- and near infrared radiation by a multilayer metal–insulator heterostructure,” *JETP Letters*, vol. 111, no. 7, pp. 371–375, 2020.

DOI: 110.1134/S0021364020070103. **Impact factor:** 1.413 Q3

[A10] S. Bakurskiy, M. Kupriyanov, N. Klenov, I. Soloviev, **A. Schegolev**, R. Morari, Y. Khaydukov, and A. Sidorenko, “Controlling the proximity in a Co/Nb multilayer: the properties of electronic transport,” *Beilstein journal of nanotechnology*, vol. 11, no. 1, p. 1336-1345, 2020.

DOI: 10.3762/bjnano.11.118. **Impact Factor:** 2.442 Q2

[A11] **A.E. Schegolev**, N. V. Klenov, M. V. Tereshonok, and S. S. Adjemov, “Elements of hybrid opto-superconducting convolutional neural networks,” in *Proceedings of the 8th International Conference on Photonics, Optics and Laser Technology*, pp. 135–139, SCITEPRESS – Science and Technology Publications, Lda, 2020.

Статьи в сборниках трудов конференций

[C1] **2016** Оптимизация работы адиабатического сдвигового регистра на основе элементарной ячейки – биСКВИДа с пи-контактом. **Щеголев А.Е., Соловьев И.И., Кленов Н.В.** Сборник Материалов XX Международного симпозиума “Нанозифика и нанозлектроника” (Нижний Новгород, 14-18 марта 2016), место издания Издательство Нижегородского госуниверситета им. Н.И. Лобачевского Нижний Новгород, том 1, с. 141-142.

[C2] **2016** Аналитические выражения для характеристик ПТ СКВИДа с ненулевой индуктивностью. **Соловьев И.И., Кленов Н.В., Щеголев А.Е., Бакурский С.В., Куприянов М.Ю.** Сборник Материалов XX Международного симпозиума “Нанозифика и нанозлектроника” (Нижний Новгород, 14-18 марта 2016), место издания Издательство Нижегородского госуниверситета им. Н.И. Лобачевского Нижний Новгород, том 1, с. 124-125.

Учебники и учебно-методические пособия

[У1] **2016** Макроскопическая квантовая электроника: от основ к применениям. Учебное пособие в вопросах и задачах. **Кленов Н.В., Щеголев А.Е., Киселев А.А., Бакурский С.В., Соловьев И.И., Терешонок М.В.** Место издания Брис–М Москва, ISBN 978-5-905376-17-7, 164 с.

[У2] **2019** Макроскопические квантовые эффекты и их применение в электронных устройствах. Учебное пособие в вопросах и задачах. **Кленов Н.В., Щеголев А.Е., Бакурский С.В., Неило А.А., Соловьев И.И., Терешонок М.В., Куприянов М.Ю.** Место издания Брис–М Москва, ISBN 978-5-905376-19-1, 168 с.

Результаты интеллектуальной деятельности

- [П1] **Щеголев А.Е.**, Соловьев И.И., Кленов Н.В., Бакурский С.В., Больгинов В.В., Терешонок М.В., Куприянов М.Ю. *Сверхпроводящий нейрон для многослойного персептрона*. #Заявка 2019137696, 22 ноября 2019 г.

Список литературы

- [1] S. Ginosar, A. Bar, G. Kohavi, C. Chan, A. Owens, and J. Malik, “Learning individual styles of conversational gesture,” in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019, pp. 3497–3506.
- [2] J. H. T. Yip et al., “From Dark Matter to Galaxies with Convolutional Neural Networks,” arXiv Prepr. arXiv1910.07813, 2019.
- [3] H. Rebecq, R. Ranftl, V. Koltun, and D. Scaramuzza, “High speed and high dynamic range video with an event camera,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2019.
- [4] K.-A. Aliev, D. Ulyanov, and V. Lempitsky, “Neural point-based graphics,” arXiv Prepr. arXiv1906.08240, 2019.
- [5] P. G. Breen, C. N. Foley, T. Boekholt, and S. P. Zwart, “Newton versus the machine: solving the chaotic three-body problem using deep neural networks,” Mon. Not. R. Astron. Soc., vol. 494, no. 2, pp. 2465–2470, 2020.
- [6] H. N. Szu, “Superconducting neural network computer and sensor array.” Google Patents, Jul. 24, 1990.
- [7] Р. Каллан, Основные концепции нейронных сетей. Вильямс, 2003.
- [8] М. Б. Беркинблит, “Нейронные сети,” М. МИРОС и ВЗМШ РАО, vol. 254, 1993.
- [9] У. С. Мак-Каллок and В. Питтс, “Логическое исчисление идей, относящихся к нервной активности,” Автоматы/Под ред. КЭ Шеннона и Дж. Маккарти.—М. Изд-во иностр. лит, vol. 384, 1956.
- [10] D. A. Forsyth and J. Ponce, “A modern approach,” Comput. Vis. a Mod. approach, vol. 17, pp. 21–48, 2003.
- [11] А. К. Джейн, Ж. Мао, and К. М. Моиуддин, “Введение в искусственные нейронные сети,” Открытые системы, vol. 4, no. 97, pp. 16–24, 1997.
- [12] P. Dostál and P. Pokorný, “Cluster analysis and neural network,” Dep. Informatics Brno Univ. Technol. Inst. Math. Brno Univ. Technol., 2009.
- [13] F. D. Foresee and M. T. Hagan, “Gauss-Newton approximation to Bayesian learning,” in Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN’97), 1997, vol. 3, pp. 1930–1935.

- [14] J. Saxe and K. Berlin, "Deep neural network based malware detection using two dimensional binary program features," in 2015 10th International Conference on Malicious and Unwanted Software (MALWARE), 2015, pp. 11–20.
- [15] J. Zheng, "Predicting software reliability with neural network ensembles," *Expert Syst. Appl.*, vol. 36, no. 2, pp. 2116–2122, 2009.
- [16] Y. G. Maguire et al., "Physical principles for scalable neural recording," *Front. Comput. Neurosci.*, vol. 7, p. 137, 2013.
- [17] M. Forssell, "Hardware Implementation of Artificial Neural Networks." 2014.
- [18] P. Moerland and E. Fiesler, "Neural network adaptations to hardware implementations," IDIAP, 1997.
- [19] M. D. Pickett and R. S. Williams, "Phase transitions enable computational universality in neuristor-based cellular automata," *Nanotechnology*, vol. 24, no. 38, p. 384002, 2013.
- [20] С. Хайкин, *Нейронные сети: полный курс*, 2-е издание. Издательский дом Вильямс, 2008.
- [21] R. C. Frye, E. A. Rietman, and C. C. Wong, "Back-propagation learning and nonidealities in analog neural network hardware," *IEEE Trans. neural networks*, vol. 2, no. 1, pp. 110–117, 1991.
- [22] S. S. Kim and S. Jung, "Hardware implementation of a real time neural network controller with a DSP and an FPGA," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2004. *Proceedings. ICRA'04.* 2004, 2004, vol. 5, pp. 4639–4644.
- [23] H. Hikawa, "FPGA implementation of self-organizing map with digital phase locked loops," *Neural Networks*, vol. 18, no. 5–6, pp. 514–522, 2005.
- [24] P. K. Meher, J. Valls, T.-B. Juang, K. Sridharan, and K. Maharatna, "50 years of CORDIC: Algorithms, architectures, and applications," *IEEE Trans. Circuits Syst. I Regul. Pap.*, vol. 56, no. 9, pp. 1893–1907, 2009.
- [25] P. A. Merolla et al., "A million spiking-neuron integrated circuit with a scalable communication network and interface," *Science*, vol. 345, no. 6197, pp. 668–673, 2014.
- [26] Y. E. Wang, G.-Y. Wei, and D. Brooks, "Benchmarking TPU, GPU, and CPU platforms for deep learning," *arXiv Prepr. arXiv1907.10701*, 2019.
- [27] V. Aparin and J. A. Levin, "Methods and systems for cmos implementation of neuron synapse." Google Patents, Apr. 08, 2014.
- [28] P. W. Hollis and J. J. Paulos, "Artificial neural networks using MOS analog multipliers," *IEEE J. Solid-State Circuits*, vol. 25, no. 3, pp. 849–855, 1990.
- [29] G. Indiveri and T. K. Horiuchi, "Frontiers in neuromorphic engineering," *Front. Neurosci.*, vol. 5, p. 118, 2011.
- [30] F. C. Hoppensteadt and E. M. Izhikevich, "Pattern recognition via synchronization in phase-locked loop neural networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 11, no. 3, pp. 734–738, 2000.

- [31] L. Chua, "Memristor-the missing circuit element," *IEEE Trans. circuit theory*, vol. 18, no. 5, pp. 507–519, 1971.
- [32] D. B. Strukov, G. S. Snider, D. R. Stewart, and R. S. Williams, "The missing memristor found," *Nature*, vol. 453, no. 7191, pp. 80–83, 2008.
- [33] Y. V Pershin and M. Di Ventra, "Experimental demonstration of associative memory with memristive neural networks," *Neural networks*, vol. 23, no. 7, pp. 881–886, 2010.
- [34] S. H. Jo, T. Chang, I. Ebong, B. B. Bhadviya, P. Mazumder, and W. Lu, "Nanoscale memristor device as synapse in neuromorphic systems," *Nano Lett.*, vol. 10, no. 4, pp. 1297–1301, 2010.
- [35] A. Chanthbouala et al., "A ferroelectric memristor," *Nat. Mater.*, vol. 11, no. 10, pp. 860–864, 2012.
- [36] K. Seo et al., "Analog memory and spike-timing-dependent plasticity characteristics of a nanoscale titanium oxide bilayer resistive switching device," *Nanotechnology*, vol. 22, no. 25, p. 254023, 2011.
- [37] T. Ohno, T. Hasegawa, T. Tsuruoka, K. Terabe, J. K. Gimzewski, and M. Aono, "Short-term plasticity and long-term potentiation mimicked in single inorganic synapses," *Nat. Mater.*, vol. 10, no. 8, pp. 591–595, 2011.
- [38] C. Sung, H. Hwang, and I. K. Yoo, "Perspective: A review on memristive hardware for neuromorphic computation," *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 15, p. 151903, 2018.
- [39] M. Prezioso, F. Merrih-Bayat, B. D. Hoskins, G. C. Adam, K. K. Likharev, and D. B. Strukov, "Training and operation of an integrated neuromorphic network based on metal-oxide memristors," *Nature*, vol. 521, no. 7550, pp. 61–64, 2015.
- [40] F. Akopyan et al., "Truenorth: Design and tool flow of a 65 mw 1 million neuron programmable neurosynaptic chip," *IEEE Trans. Comput. Des. Integr. circuits Syst.*, vol. 34, no. 10, pp. 1537–1557, 2015.
- [41] <https://ru.wikipedia.org/wiki/Stockfish>
- [42] <https://deepmind.com/blog/alphazero-shedding-new-light-grand-games-chess-shogi-and-go/>
- [43] D. Silver et al., "Mastering chess and shogi by self-play with a general reinforcement learning algorithm," *arXiv Prepr. arXiv1712.01815*, 2017.
- [44] H. H. Szu, "Superconducting neural network computer and sensor array." Google Patents, Jul. 24, 1990.
- [45] Y. Mizugaki, K. Nakajima, Y. Sawada, and T. Yamashita, "Implementation of new superconducting neural circuits using coupled SQUIDs," *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 4, no. 1, pp. 1–8, 1994.

- [46] T. Onomi and K. Nakajima, “An improved superconducting neural circuit and its application for a neural network solving a combinatorial optimization problem,” in *Journal of Physics: Conference Series*, 2014, vol. 507, no. 4, p. 42029.
- [47] https://en.wikipedia.org/wiki/Action_potential
- [48] R. Cheng, U. S. Goteti, and M. C. Hamilton, “Spiking neuron circuits using superconducting quantum phase-slip junctions,” *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 15, p. 152126, 2018.
- [49] P. Crotty, D. Schult, and K. Segall, “Josephson junction simulation of neurons,” *Phys. Rev. E*, vol. 82, no. 1, p. 11914, 2010.
- [50] M. L. Schneider et al., “Energy-efficient single-flux-quantum based neuromorphic computing,” in *2017 IEEE International Conference on Rebooting Computing (ICRC)*, 2017, pp. 1–4.
- [51] M. L. Schneider, C. A. Donnelly, and S. E. Russek, “Tutorial: High-speed low-power neuromorphic systems based on magnetic Josephson junctions,” *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 16, p. 161102, 2018.
- [52] E. Toomey, K. Segall, and K. Berggren, “Design of a power efficient artificial neuron using superconducting nanowires,” *Front. Neurosci.*, vol. 13, p. 933, 2019.
- [53] S. C. Kak, “Quantum neural computing,” in *Advances in imaging and electron physics*, vol. 94, Elsevier, 1995, pp. 259–313.
- [54] I. Shariv and A. A. Friesem, “All-optical neural network with inhibitory neurons,” *Opt. Lett.*, vol. 14, no. 10, pp. 485–487, 1989.
- [55] М. В. Алтайский, Н. Е. Капуткина, and В. А. Крылов, “Квантовые нейронные сети: современное состояние и перспективы развития,” *Физика элементарных частиц и атомного ядра*, vol. 45, no. 5–6, pp. 1825–1856, 2014.
- [56] F. Tacchino, C. Macchiavello, D. Gerace, and D. Bajoni, “An artificial neuron implemented on an actual quantum processor,” *npj Quantum Inf.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–8, 2019.
- [57] A. Narayanan and T. Menneer, “Quantum artificial neural network architectures and components,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 128, no. 3–4, pp. 231–255, 2000.
- [58] M. V Altaisky, N. N. Zolnikova, N. E. Kaputkina, V. A. Krylov, Y. E. Lozovik, and N. S. Dattani, “Towards a feasible implementation of quantum neural networks using quantum dots,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 108, no. 10, p. 103108, 2016.
- [59] X.-D. Cai et al., “Entanglement-based machine learning on a quantum computer,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 114, no. 11, p. 110504, 2015.
- [60] P. Rebertrost, M. Mohseni, and S. Lloyd, “Quantum support vector machine for big data classification,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 113, no. 13, p. 130503, 2014.
- [61] M. Schuld, I. Sinayskiy, and F. Petruccione, “The quest for a quantum neural network,” *Quantum Inf. Process.*, vol. 13, no. 11, pp. 2567–2586, 2014.

- [62] X. Peng et al., “Quantum adiabatic algorithm for factorization and its experimental implementation,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 101, no. 22, p. 220405, 2008.
- [63] L. K. Grover, “Quantum mechanics helps in searching for a needle in a haystack,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 79, no. 2, p. 325, 1997.
- [64] H. Wang et al., “High-efficiency multiphoton boson sampling,” *Nat. Photonics*, vol. 11, no. 6, pp. 361–365, 2017.
- [65] J. Li et al., “Measuring out-of-time-order correlators on a nuclear magnetic resonance quantum simulator,” *Phys. Rev. X*, vol. 7, no. 3, p. 31011, 2017.
- [66] Y. Zheng et al., “Solving systems of linear equations with a superconducting quantum processor,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 118, no. 21, p. 210504, 2017.
- [67] D. Ristè et al., “Demonstration of quantum advantage in machine learning,” *npj Quantum Inf.*, vol. 3, no. 1, p. 16, 2017.
- [68] X.-W. Yao et al., “Quantum image processing and its application to edge detection: theory and experiment,” *Phys. Rev. X*, vol. 7, no. 3, p. 31041, 2017.
- [69] J. Q. You and F. Nori, “Superconducting circuits and quantum information,” *arXiv Prepr. quant-ph/0601121*, 2006.
- [70] J. and F. K. Wilhelm, “Superconducting quantum bits,” *Nature*, vol. 453, no. 7198, pp. 1031–1042, 2008.
- [71] W. D. Oliver and P. B. Welander, “Materials in superconducting quantum bits,” *MRS Bull.*, vol. 38, no. 10, pp. 816–825, 2013.
- [72] M. H. Devoret and R. J. Schoelkopf, “Superconducting circuits for quantum information: an outlook,” *Science (80-.)*, vol. 339, no. 6124, pp. 1169–1174, 2013.
- [73] Y. Nakamura, Y. A. Pashkin, and J. S. Tsai, “Coherent control of macroscopic quantum states in a single-Cooper-pair box,” *Nature*, vol. 398, no. 6730, pp. 786–788, 1999.
- [74] D. Vion et al., “Manipulating the quantum state of an electrical circuit,” *Science (80-.)*, vol. 296, no. 5569, pp. 886–889, 2002.
- [75] J. Koch et al., “Charge-insensitive qubit design derived from the Cooper pair box,” *Phys. Rev. A*, vol. 76, no. 4, p. 42319, 2007.
- [76] A. A. Houck et al., “Controlling the spontaneous emission of a superconducting transmon qubit,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 101, no. 8, p. 80502, 2008.
- [77] H. Paik et al., “Observation of high coherence in Josephson junction qubits measured in a three-dimensional circuit QED architecture,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 107, no. 24, p. 240501, 2011.
- [78] R. Barends et al., “Coherent Josephson qubit suitable for scalable quantum integrated circuits,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 111, no. 8, p. 80502, 2013.

- [79] C. Rigetti et al., “Superconducting qubit in a waveguide cavity with a coherence time approaching 0.1 ms,” *Phys. Rev. B*, vol. 86, no. 10, p. 100506, 2012.
- [80] Z. Kim et al., “Decoupling a Cooper-pair box to enhance the lifetime to 0.2 ms,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 106, no. 12, p. 120501, 2011.
- [81] X. Y. Jin et al., “Thermal and residual excited-state population in a 3D transmon qubit,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 114, no. 24, p. 240501, 2015.
- [82] J. M. Gambetta, F. Motzoi, S. T. Merkel, and F. K. Wilhelm, “Analytic control methods for high-fidelity unitary operations in a weakly nonlinear oscillator,” *Phys. Rev. A*, vol. 83, no. 1, p. 12308, 2011.
- [83] F. Yan et al., “The flux qubit revisited to enhance coherence and reproducibility,” *Nat. Commun.*, vol. 7, no. 1, pp. 1–9, 2016.
- [84] <https://www.dwavesys.com/our-company/meet-d-wave>
- [85] <https://www-03.ibm.com/press/us/en/pressrelease/49661.wss>
- [86] <https://developer.ibm.com/dwblog/2017/quantum-computing-api-sdk-david-lubensky/>
- [87] N. Killoran, T. R. Bromley, J. M. Arrazola, M. Schuld, N. Quesada, and S. Lloyd, “Continuous-variable quantum neural networks,” *Phys. Rev. Res.*, vol. 1, no. 3, p. 33063, 2019.
- [88] O. A. Mukhanov, “Energy-efficient single flux quantum technology,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 21, no. 3, pp. 760–769, 2011.
- [89] J. Ren and V. K. Semenov, “Progress with physically and logically reversible superconducting digital circuits,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 21, no. 3, pp. 780–786, 2011.
- [90] A. Y. Herr et al., “An 8-bit carry look-ahead adder with 150 ps latency and sub-microwatt power dissipation at 10 GHz,” *J. Appl. Phys.*, vol. 113, no. 3, p. 33911, 2013.
- [91] A. F. Kirichenko, I. V Vernik, J. A. Vivalda, R. T. Hunt, and D. T. Yohannes, “ERSFQ 8-bit parallel adders as a process benchmark,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 25, no. 3, pp. 1–5, 2014.
- [92] Y. Mizugaki, K. Nakajima, Y. Sawada, and T. Yamashita, “Superconducting neural circuits using fluxon pulses,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 62, no. 7, pp. 762–764, 1993.
- [93] Y. Yamanashi, K. Umeda, and N. Yoshikawa, “Pseudo sigmoid function generator for a superconductive neural network,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 23, no. 3, p. 1701004, 2012.
- [94] I. I. Soloviev et al., “Josephson magnetic rotary valve,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 105, no. 24, p. 242601, 2014.
- [95] A. Ozaeta, A. S. Vasenko, F. W. J. Hekking, and F. S. Bergeret, “Andreev current enhancement and subgap conductance of superconducting SFN hybrid structures in the presence of a small spin-splitting magnetic field,” *Phys. Rev. B*, vol. 86, no. 6, p. 60509, 2012.

- [96] M. L. Schneider et al., “Ultralow power artificial synapses using nanotextured magnetic Josephson junctions,” *Sci. Adv.*, vol. 4, no. 1, p. e1701329, 2018.
- [97] F. Chiarello, P. Carelli, M. G. Castellano, and G. Torrioli, “Artificial neural network based on SQUIDs: demonstration of network training and operation,” *Supercond. Sci. Technol.*, vol. 26, no. 12, p. 125009, 2013.
- [98] H. Katayama, T. Fujii, and N. Hatakenaka, “Theoretical basis of SQUID-based artificial neurons,” *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 15, p. 152106, 2018.
- [99] H. Grabert, P. Olschowski, and U. Weiss, “Quantum decay rates for dissipative systems at finite temperatures,” *Phys. Rev. B*, vol. 36, no. 4, p. 1931, 1987.
- [100] A. Fedorov, P. Macha, A. K. Feofanov, C. Harmans, and J. E. Mooij, “Tuned transition from quantum to classical for macroscopic quantum states,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 106, no. 17, p. 170404, 2011.
- [101] А. Н. Омелянчук, Е. В. Ильичев, and С. Н. Шевченко, “Квантовые когерентные явления в джозефсоновских кубитах,” Киев Наукова Думка, p. 168, 2013.
- [102] A. V Kuznetsov and N. V Klenov, “An optimization method for the calculation of Hamiltonian matrix elements for Josephson flux qubits,” *Moscow Univ. Phys. Bull.*, vol. 72, no. 3, pp. 287–293, 2017.
- [103] V. I. Shnyrkov, A. A. Soroka, and S. I. Melnyk, “The two-Josephson-junction flux qubit with large tunneling amplitude,” *Low Temp. Phys.*, vol. 34, no. 8, pp. 610–616, 2008.
- [104] K. V Shulga, “E. Ilâ ichev, MV Fistul, IS Besedin, S. Butz, OV Astafiev, U. Hiibner, and AV Ustinov,” *Nat. Commun*, vol. 9, p. 150, 2018.
- [105] J. Kelly et al., “State preservation by repetitive error detection in a superconducting quantum circuit,” *Nature*, vol. 519, no. 7541, pp. 66–69, 2015.
- [106] B. Bauer, D. Wecker, A. J. Millis, M. B. Hastings, and M. Troyer, “Hybrid quantum-classical approach to correlated materials,” *Phys. Rev. X*, vol. 6, no. 3, p. 31045, 2016.
- [107] <https://newsroom.intel.com/news/intel-introduces-horse-ridge-enable-commercially-viable-quantum-computers/#gs.yeyhk2>
- [108] F. Arute et al., “Quantum supremacy using a programmable superconducting processor,” *Nature*, vol. 574, no. 7779, pp. 505–510, 2019.
- [109] F. Rosenblatt, “Principles of neurodynamics. perceptrons and the theory of brain mechanisms,” Cornell Aeronautical Lab Inc Buffalo NY, 1961.
- [110] V. K. Kornev, I. I. Soloviev, A. V Sharafiev, N. V Klenov, and O. A. Mukhanov, “Active electrically small antenna based on superconducting quantum array,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 23, no. 3, p. 1800405, 2012.

- [111] L. Spietz, K. Irwin, and J. Aumentado, "Superconducting quantum interference device amplifiers with over 27 GHz of gain-bandwidth product operated in the 4–8 GHz frequency range," *Appl. Phys. Lett.*, vol. 95, no. 9, p. 92505, 2009.
- [112] O. Mukhanov, "7.8 History of Superconductor Analog-to-Digital Converters," 2011.
- [113] Q. Yan et al., "SpecMonitor: Toward efficient passive traffic monitoring for cognitive radio networks," *IEEE Trans. Wirel. Commun.*, vol. 13, no. 10, pp. 5893–5905, 2014.
- [114] S. Munjuluri and R. M. Garimella, "Towards faster spectrum sensing techniques in cognitive radio architectures," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 46, pp. 1156–1163, 2015.
- [115] M. Z. Farooqi, S. M. Tabassum, M. H. Rehmani, and Y. Saleem, "A survey on network coding: From traditional wireless networks to emerging cognitive radio networks," *J. Netw. Comput. Appl.*, vol. 46, pp. 166–181, 2014.
- [116] P. Crotty, D. Schult, and K. Segall, "Josephson junction simulation of neurons," *Phys. Rev. E*, vol. 82, no. 1, p. 11914, 2010.
- [117] Y. Harada and E. Goto, "Artificial neural network circuits with Josephson devices," *IEEE Trans. Magn.*, vol. 27, no. 2, pp. 2863–2866, 1991.
- [118] Q. Yan, D. Gong, and Y. Zhang, "Two-stream convolutional networks for blind image quality assessment," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 28, no. 5, pp. 2200–2211, 2018.
- [119] Z. Liu, C. Zhang, C. Li, S. Ding, S. Liu, and Y. Dong, "Deep neural networks optimization based on deconvolutional networks," in *Proceedings of the 2nd International Conference on Graphics and Signal Processing*, 2018, pp. 7–11.
- [120] E. Ebrahimzadeh et al., "An optimal strategy for prediction of sudden cardiac death through a pioneering feature-selection approach from HRV signal," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 169, pp. 19–36, 2019.
- [121] P. S. J. Kumar, "Multilayer Perceptron Neural Network Based Immersive VR System for Cognitive Computer Gaming," in *Progress in Advanced Computing and Intelligent Engineering*, Springer, 2018, pp. 91–102.
- [122] M. Jahangir, H. Afzal, M. Ahmed, K. Khurshid, and R. Nawaz, "An expert system for diabetes prediction using auto tuned multi-layer perceptron," in *2017 Intelligent Systems Conference (IntelliSys)*, 2017, pp. 722–728.
- [123] S. S. De, B. K. De, G. Chattopadhyay, S. Paul, D. K. Haldar, and D. K. Chakrabarty, "Identification of the best architecture of a multilayer perceptron in modeling daily total ozone concentration over Kolkata, India," *Acta Geophys.*, vol. 59, no. 2, pp. 361–376, 2011.
- [124] M. R. Ismail, M. K. Awang, M. N. A. Rahman, and M. Makhtar, "A multi-layer perceptron approach for customer churn prediction," *Int. J. Multimed. Ubiquitous Eng.*, vol. 10, no. 7, pp. 213–222, 2015.

- [125] E. Goto, “The parametron, a digital computing element which utilizes parametric oscillation,” *Proc. IRE*, vol. 47, no. 8, pp. 1304–1316, 1959.
- [126] К. К. Лихарев и Б. Т. Ульрих, “Системы с джозефсоновскими контактами, изд-во Московского университета,” Москва, 1978.
- [127] К. К. Лихарев, Введение в динамику джозефсоновских переходов. “Наука,” Глав. ред. физико-математической лит-ры, 1985.
- [128] S. S. Adjemov, N. V Klenov, M. V Tereshonok, and D. S. Chirov, “Methods for the automatic recognition of digital modulation of signals in cognitive radio systems,” *Moscow Univ. Phys. Bull.*, vol. 70, no. 6, pp. 448–456, 2015.
- [129] S. S. Adjemov, N. V Klenov, M. V Tereshonok, and D. S. Chirov, “The use of artificial neural networks for classification of signal sources in cognitive radio systems,” *Program. Comput. Softw.*, vol. 42, no. 3, pp. 121–128, 2016.
- [130] M. Riedmiller and H. Braun, “A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm,” in *IEEE international conference on neural networks*, 1993, pp. 586–591.
- [131] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, “On learning the past tenses of English verbs,” 1986.
- [132] S. K. Tolpygo, “Superconductor digital electronics: Scalability and energy efficiency issues,” *Low Temp. Phys.*, vol. 42, no. 5, pp. 361–379, 2016.
- [133] V. V Ryazanov et al., “Magnetic Josephson junction technology for digital and memory applications,” *Phys. Procedia*, vol. 36, pp. 35–41, 2012.
- [134] M. Alidoust and K. Halterman, “Spin-controlled coexistence of 0 and π states in S F S F S Josephson junctions,” *Phys. Rev. B*, vol. 89, no. 19, p. 195111, 2014.
- [135] E. C. Gingrich et al., “Controllable 0– π Josephson junctions containing a ferromagnetic spin valve,” *Nat. Phys.*, vol. 12, no. 6, pp. 564–567, 2016.
- [136] S. Shafranjuk, I. P. Nevirkovets, O. A. Mukhanov, and J. B. Ketterson, “Control of superconductivity in a hybrid superconducting/ferromagnetic multilayer using nonequilibrium tunneling injection,” *Phys. Rev. Appl.*, vol. 6, no. 2, p. 24018, 2016.
- [137] I. I. Soloviev, N. V Klenov, S. V Bakurskiy, M. Y. Kupriyanov, A. L. Gudkov, and A. S. Sidorenko, “Beyond Moore’s technologies: operation principles of a superconductor alternative Beilstein J,” *Nanotechnol*, vol. 8, p. 2689, 2017.
- [138] S. E. Shafraniuk, I. P. Nevirkovets, and O. A. Mukhanov, “Modeling Computer Memory Based on Ferromagnetic/Superconductor Multilayers,” *Phys. Rev. Appl.*, vol. 11, no. 6, p. 64018, 2019.
- [139] T. Golod, O. M. Kapran, and V. M. Krasnov, “Planar superconductor-ferromagnet-superconductor Josephson junctions as scanning-probe sensors,” *Phys. Rev. Appl.*, vol. 11, no. 1, p. 14062, 2019.

- [140] N. Satchell et al., “Spin-valve Josephson junctions with perpendicular magnetic anisotropy for cryogenic memory,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 116, no. 2, p. 22601, 2020.
- [141] B. Baek, W. H. Rippard, S. P. Benz, S. E. Russek, and P. D. Dresselhaus, “Hybrid superconducting-magnetic memory device using competing order parameters,” *Nat. Commun.*, vol. 5, no. 1, pp. 1–6, 2014.
- [142] N. Klenov et al., “Periodic Co/Nb pseudo spin valve for cryogenic memory,” *Beilstein J. Nanotechnol.*, vol. 10, no. 1, pp. 833–839, 2019.
- [143] В. В. Шмидт, “Введение в физику сверхпроводников,” *М. МЦНМО*, vol. 9, 2000.
- [144] N. Takeuchi, K. Ehara, K. Inoue, Y. Yamanashi, and N. Yoshikawa, “Margin and energy dissipation of adiabatic quantum-flux-parametron logic at finite temperature,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 23, no. 3, p. 1700304, 2012.
- [145] N. Takeuchi, D. Ozawa, Y. Yamanashi, and N. Yoshikawa, “An adiabatic quantum flux parametron as an ultra-low-power logic device,” *Supercond. Sci. Technol.*, vol. 26, no. 3, p. 35010, 2013.
- [146] N. Takeuchi, Y. Yamanashi, and N. Yoshikawa, “Measurement of 10 zJ energy dissipation of adiabatic quantum-flux-parametron logic using a superconducting resonator,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 102, no. 5, p. 52602, 2013.
- [147] N. Takeuchi, Y. Yamanashi, and N. Yoshikawa, “Adiabatic quantum-flux-parametron cell library adopting minimalist design,” *J. Appl. Phys.*, vol. 117, no. 17, p. 173912, 2015.
- [148] Y. LeCun et al., “Backpropagation applied to handwritten zip code recognition,” *Neural Comput.*, vol. 1, no. 4, pp. 541–551, 1989.
- [149] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks,” in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 1097–1105.
- [150] R. H. R. Hahnloser, R. Sarpeshkar, M. A. Mahowald, R. J. Douglas, and H. S. Seung, “Digital selection and analogue amplification coexist in a cortex-inspired silicon circuit,” *Nature*, vol. 405, no. 6789, pp. 947–951, 2000.
- [151] X. Glorot, A. Bordes, and Y. Bengio, “Deep sparse rectifier neural networks,” in *Proceedings of the fourteenth international conference on artificial intelligence and statistics*, 2011, pp. 315–323.
- [152] V. Nair and G. E. Hinton, “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines,” in *Proceedings of the 27th international conference on machine learning (ICML-10)*, 2010, pp. 807–814.
- [153] A. L. Maas, A. Y. Hannun, and A. Y. Ng, “Rectifier nonlinearities improve neural network acoustic models,” in *Proc. icml*, 2013, vol. 30, no. 1, p. 3.

- [154] J. M. Shainline et al., “Circuit designs for superconducting optoelectronic loop neurons,” *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 15, p. 152130, 2018.
- [155] J. M. Shainline et al., “Circuit designs for superconducting optoelectronic loop neurons,” *J. Appl. Phys.*, vol. 124, no. 15, p. 152130, 2018.
- [156] S. Buckley et al., “All-silicon light-emitting diodes waveguide-integrated with superconducting single-photon detectors,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 111, no. 14, p. 141101, 2017.
- [157] J. M. Shainline et al., “Room-temperature-deposited dielectrics and superconductors for integrated photonics,” *Opt. Express*, vol. 25, no. 9, pp. 10322–10334, 2017.
- [158] J. M. Shainline, S. M. Buckley, R. P. Mirin, and S. W. Nam, “Superconducting optoelectronic circuits for neuromorphic computing,” *Phys. Rev. Appl.*, vol. 7, no. 3, p. 34013, 2017.
- [159] G. N. Gol’tsman et al., “Picosecond superconducting single-photon optical detector,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 79, no. 6, pp. 705–707, 2001.
- [160] J. P. Sprengers et al., “Waveguide superconducting single-photon detectors for integrated quantum photonic circuits,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 99, no. 18, p. 181110, 2011.
- [161] R. H. Hadfield, “Single-photon detectors for optical quantum information applications,” *Nat. Photonics*, vol. 3, no. 12, p. 696, 2009.
- [162] K. M. Rosfjord et al., “Nanowire single-photon detector with an integrated optical cavity and anti-reflection coating,” *Opt. Express*, vol. 14, no. 2, pp. 527–534, 2006.
- [163] T. Oortlepp et al., “Demonstration of digital readout circuit for superconducting nanowire single photon detector,” *Opt. Express*, vol. 19, no. 19, pp. 18593–18601, 2011.
- [164] A. N. McCaughan and K. K. Berggren, “A superconducting-nanowire three-terminal electrothermal device,” *Nano Lett.*, vol. 14, no. 10, pp. 5748–5753, 2014.
- [165] Q.-Y. Zhao, A. N. McCaughan, A. E. Dane, K. K. Berggren, and T. Oortlepp, “A nanocryotron comparator can connect single-flux-quantum circuits to conventional electronics,” *Supercond. Sci. Technol.*, vol. 30, no. 4, p. 44002, 2017.
- [166] K. Zheng et al., “A superconducting binary encoder with multigate nanowire cryotrons,” *Nano Lett.*, 2020.
- [167] Q.-Y. Zhao et al., “A compact superconducting nanowire memory element operated by nanowire cryotrons,” *Supercond. Sci. Technol.*, vol. 31, no. 3, p. 35009, 2018.
- [168] M.-H. Nguyen et al., “Cryogenic Memory Architecture Integrating Spin Hall Effect based Magnetic Memory and Superconductive Cryotron Devices,” *Sci. Rep.*, vol. 10, no. 1, pp. 1–11, 2020.
- [169] D. S. Holmes, A. M. Kadin, and M. W. Johnson, “Superconducting computing in large-scale hybrid systems,” *Computer (Long Beach, Calif.)*, vol. 48, no. 12, pp. 34–42, 2015.

- [170] R. Russo et al., “Toward optical and superconducting circuit integration,” *Supercond. Sci. Technol.*, vol. 17, no. 5, p. S456, 2004.
- [171] B. G. Ghamsari and A. H. Majedi, “Rigorous analysis of superconducting multilayer optical waveguides,” *IEEE Trans. Appl. Supercond.*, vol. 17, no. 2, pp. 590–593, 2007.
- [172] B. G. Ghamsari and A. H. Majedi, “Superconductive traveling-wave photodetectors: fundamentals and optical propagation,” *IEEE J. Quantum Electron.*, vol. 44, no. 7, pp. 667–675, 2008.
- [173] A. H. Majedi, “A traveling-wave photodetection in high-temperature superconducting parallel plate line on semiconductor substrate,” in *Photonic Applications in Nonlinear Optics, Nanophotonics, and Microwave Photonics*, 2005, vol. 5971, p. 597121.
- [174] A. H. Majedi and B. G. Ghamsari, “THz signal generation/propagation in an integrated traveling-wave superconductive/photoconductive heterodyne photodetector,” in *Terahertz Physics, Devices, and Systems*, 2006, vol. 6373, p. 63730V.
- [175] K. S. Giboney, M. J. W. Rodwell, and J. E. Bowers, “Traveling-wave photodetector design and measurements,” *IEEE J. Sel. Top. quantum Electron.*, vol. 2, no. 3, pp. 622–629, 1996.
- [176] V. M. Hietala, G. A. Vawter, T. M. Brennan, and B. E. Hammons, “Traveling-wave photodetectors for high-power, large-bandwidth applications,” *IEEE Trans. Microw. Theory Tech.*, vol. 43, no. 9, pp. 2291–2298, 1995.
- [177] H. J. Kimble, “The quantum internet,” *Nature*, vol. 453, no. 7198, pp. 1023–1030, 2008.
- [178] S. Das, V. E. Elfving, S. Faez, and A. S. Sørensen, “Interfacing superconducting qubits and single optical photons using molecules in waveguides,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 118, no. 14, p. 140501, 2017.
- [179] E. Togan et al., “Quantum entanglement between an optical photon and a solid-state spin qubit,” *Nature*, vol. 466, no. 7307, pp. 730–734, 2010.
- [180] M. Mirhosseini, A. Sipahigil, M. Kalaei, and O. Painter, “Quantum transduction of optical photons from a superconducting qubit,” *arXiv Prepr. arXiv2004.04838*, 2020.
- [181] A. Wallraff et al., “Strong coupling of a single photon to a superconducting qubit using circuit quantum electrodynamics,” *Nature*, vol. 431, no. 7005, pp. 162–167, 2004.
- [182] P. Harvey-Collard et al., “Coherent coupling between a quantum dot and a donor in silicon,” *Nat. Commun.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–6, 2017.
- [183] Y. Tabuchi et al., “Coherent coupling between a ferromagnetic magnon and a superconducting qubit,” *Science*, vol. 349, no. 6246, pp. 405–408, 2015.
- [184] S. Debnath, N. M. Linke, C. Figgatt, K. A. Landsman, K. Wright, and C. Monroe, “Demonstration of a small programmable quantum computer with atomic qubits,” *Nature*, vol. 536, no. 7614, pp. 63–66, 2016.

- [185] B. Pokharel, N. Anand, B. Fortman, and D. A. Lidar, “Demonstration of fidelity improvement using dynamical decoupling with superconducting qubits,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 121, no. 22, p. 220502, 2018.
- [186] A. B. Shvartsburg, “Tunneling of electromagnetic waves: paradoxes and prospects,” *Physics-Uspekhi*, vol. 50, no. 1, p. 37, 2007.
- [187] S. Bogdanov, M. Y. Shalaginov, A. Boltasseva, and V. M. Shalaev, “Material platforms for integrated quantum photonics,” *Opt. Mater. Express*, vol. 7, no. 1, pp. 111–132, 2017.
- [188] A. Majumder, B. Shen, R. Polson, and R. Menon, “Ultra-compact polarization rotation in integrated silicon photonics using digital metamaterials,” *Opt. Express*, vol. 25, no. 17, pp. 19721–19731, 2017.
- [189] K. S. Lee and T. Erdogan, “Fiber mode coupling in transmissive and reflective tilted fiber gratings,” *Appl. Opt.*, vol. 39, no. 9, pp. 1394–1404, 2000.
- [190] Y. V Kartashov, V. A. Vysloukh, and L. Torner, “Resonant mode oscillations in modulated waveguiding structures,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 99, no. 23, p. 233903, 2007.
- [191] X. Zhang, F. Ye, Y. V Kartashov, and X. Chen, “Rabi oscillations and stimulated mode conversion on the subwavelength scale,” *Opt. Express*, vol. 23, no. 5, pp. 6731–6737, 2015.
- [192] A. Anuskiewicz et al., “Fused silica optical fibers with graded index nanostructured core,” *Sci. Rep.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–13, 2018.
- [193] A. V Bogatskaya, N. V Klenov, M. V Tereshonok, and A. M. Popov, “‘Quantum effects’ for classical light in modern waveguide circuits,” *Laser Phys. Lett.*, vol. 16, no. 5, p. 56006, 2019.
- [194] A. V Bogatskaya, N. V Klenov, A. M. Popov, and A. T. Rakhimov, “Coherent Transitions” and Rabi-type Oscillations between Spatial Modes of Classical Light,” in *Proceedings of the 7th International Conference on Photonics, Optics and Laser Technology*, Prague, Czech Republic, 2019, pp. 25–27.
- [195] M. Leontovich, “Solution of the problem of propagation of electromagnetic waves along the earth’s surface by the parabolic equation method,” *Zh. eksp. teor. Fiz.*, vol. 16, pp. 557–573, 1946.
- [196] S. A. Akhmanov, “Khokhlov’s method in the theory of nonlinear waves,” *Sov. Phys. Uspekhi*, vol. 29, no. 7, p. 589, 1986.
- [197] L. Bergé, S. Skupin, R. Nuter, J. Kasparian, and J.-P. Wolf, “Ultrashort filaments of light in weakly ionized, optically transparent media,” *Reports Prog. Phys.*, vol. 70, no. 10, p. 1633, 2007.
- [198] A. Couairon and A. Mysyrowicz, “Femtosecond filamentation in transparent media,” *Phys. Rep.*, vol. 441, no. 2–4, pp. 47–189, 2007.
- [199] S. V Chekalin and V. P. Kandidov, “From self-focusing light beams to femtosecond laser pulse filamentation,” *Physics-Uspekhi*, vol. 56, no. 2, p. 123, 2013.

- [200] A. M. Zheltikov, “The Raman effect in femto-and attosecond physics,” *Physics-Uspekhi*, vol. 54, no. 1, p. 29, 2011.
- [201] M. O. Scully and M. S. Zubairy, “Quantum Optics (Cambridge: Cambridge University Press, 1997.
- [202] A. E. Lita, A. J. Miller, and S. W. Nam, “Counting near-infrared single-photons with 95% efficiency,” *Opt. Express*, vol. 16, no. 5, pp. 3032–3040, 2008.
- [203] I. I. Soloviev, N. V Klenov, S. V Bakurskiy, A. L. Pankratov, and L. S. Kuzmin, “Symmetrical Josephson vortex interferometer as an advanced ballistic single-shot detector,” *Appl. Phys. Lett.*, vol. 105, no. 20, p. 202602, 2014.
- [204] I. I. Soloviev, N. V Klenov, A. L. Pankratov, L. S. Revin, E. Il’ichev, and L. S. Kuzmin, “Soliton scattering as a measurement tool for weak signals,” *Phys. Rev. B*, vol. 92, no. 1, p. 14516, 2015.
- [205] W. H. P. Pernice et al., “High-speed and high-efficiency travelling wave single-photon detectors embedded in nanophotonic circuits,” *Nat. Commun.*, vol. 3, no. 1, pp. 1–10, 2012.
- [206] K. C. Liddiard, “Thin-film resistance bolometer IR detectors,” *Infrared Phys.*, vol. 24, no. 1, pp. 57–64, 1984.
- [207] U. Sassi et al., “Graphene-based mid-infrared room-temperature pyroelectric bolometers with ultrahigh temperature coefficient of resistance,” *Nat. Commun.*, vol. 8, no. 1, pp. 1–10, 2017.
- [208] D. Svintsov, Z. Devizorova, T. Otsuji, and V. Ryzhii, “Plasmons in tunnel-coupled graphene layers: Backward waves with quantum cascade gain,” *Phys. Rev. B*, vol. 94, no. 11, p. 115301, 2016.
- [209] D. A. Bandurin et al., “Resonant terahertz detection using graphene plasmons,” *Nat. Commun.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–8, 2018.
- [210] D. A. Bandurin et al., “Resonant terahertz detection using graphene plasmons,” *Nat. Commun.*, vol. 9, no. 1, pp. 1–8, 2018.
- [211] A. Fukasawa, J. Haba, A. Kageyama, H. Nakazawa, and M. Suyama, “High speed HPD for photon counting,” *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, vol. 55, no. 2, pp. 758–762, 2008.
- [212] J. E. Hasbun, “Conductance in double quantum well systems,” *J. Phys. Condens. Matter*, vol. 15, no. 4, p. R143, 2003.
- [213] O. Kidun, N. Fominykh, and J. Berakdar, “Transmission, reflection, and resonance formation in one-dimensional systems,” *Phys. Rev. A*, vol. 71, no. 2, p. 22703, 2005.
- [214] A. B. Shvartsburg, “Tunneling of electromagnetic waves: paradoxes and prospects,” *Physics-Uspekhi*, vol. 50, no. 1, p. 37, 2007.
- [215] A. V Bogatskaya, N. V Klenov, M. V Tereshonok, S. S. Adjemov, and A. M. Popov, “Resonant interaction of electromagnetic wave with plasma layer and overcoming the radiocommunication blackout problem,” *J. Phys. D. Appl. Phys.*, vol. 51, no. 18, p. 185602, 2018.

- [216] A. V Bogatskaya, N. V Klenov, A. M. Popov, and M. V Tereshonok, “Resonance tunneling of electromagnetic waves for enhancing the efficiency of bolometric photodetectors,” *Tech. Phys. Lett.*, vol. 44, no. 8, pp. 667–670, 2018.
- [217] A. V Bogatskaya, E. A. Volkova, N. V Klenov, M. V Tereshonok, and A. M. Popov, “Towards the nonstationary theory of a telecommunication channel through a plasma sheath,” *IEEE Trans. Antennas Propag.*, 2020.
- [218] E. Schrödinger, “Der stetige Übergang von der Mikro-zur Makromechanik,” *Naturwissenschaften*, vol. 14, no. 28, pp. 664–666, 1926.
- [219] R. J. Glauber, “Photon correlations,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 10, no. 3, p. 84, 1963.
- [220] D. Stoler, “Equivalence classes of minimum uncertainty packets,” *Phys. Rev. D*, vol. 1, no. 12, p. 3217, 1970.
- [221] R. Slusher, L. W. Hollberg, B. Yurke, J. C. Mertz, and J. F. Valley, “Observation of squeezed states generated by four-wave mixing in an optical cavity,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 55, no. 22, p. 2409, 1985.
- [222] L.-A. Wu, H. J. Kimble, J. L. Hall, and H. Wu, “Generation of squeezed states by parametric down conversion,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 57, no. 20, p. 2520, 1986.
- [223] J. Janszky and Y. Yushin, “Amplification of squeezed light and multiphoton processes,” *Phys. Lett. A*, vol. 137, no. 9, pp. 451–452, 1989.
- [224] K. Y. Spasibko, T. S. Iskhakov, and M. V Chekhova, “Spectral properties of high-gain parametric down-conversion,” *Opt. Express*, vol. 20, no. 7, pp. 7507–7515, 2012.
- [225] I. N. Agafonov, M. V Chekhova, and G. Leuchs, “Two-color bright squeezed vacuum,” *Phys. Rev. A*, vol. 82, no. 1, p. 11801, 2010.
- [226] A. V Bogatskaya and A. M. Popov, “Dynamics of an atomic system in a strong non-classical electromagnetic field,” *Laser Phys.*, vol. 23, no. 7, p. 75303, 2013.
- [227] X. Gu, A. F. Kockum, A. Miranowicz, Y. Liu, and F. Nori, “Microwave photonics with superconducting quantum circuits,” *Phys. Rep.*, vol. 718, pp. 1–102, 2017.
- [228] N. V Klenov, A. V Kuznetsov, I. I. Soloviev, S. V Bakurskiy, and O. V Tikhonova, “Magnetic reversal dynamics of a quantum system on a picosecond timescale,” *Beilstein J. Nanotechnol.*, vol. 6, no. 1, pp. 1946–1956, 2015.
- [229] N. Kouda, N. Matsui, H. Nishimura, and F. Peper, “Qubit neural network and its learning efficiency,” *Neural Comput. Appl.*, vol. 14, no. 2, pp. 114–121, 2005.
- [230] S. Boixo et al., “Characterizing quantum supremacy in near-term devices,” *Nat. Phys.*, vol. 14, no. 6, pp. 595–600, 2018.
- [231] Н.В. Кленов, “Принципы построения устройств для приема и обработки сигнала на основе макроскопических квантовых эффектов в сверхпроводниках,” 2018.
- [232] И.И. Соловьев, “Сверхпроводящие квантовые интерферометры для устройств приема сигнала и обработки информации”, 2018.