

Ордена Трудового Красного Знамени федеральное государственное
бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Московский технический университет связи и информатики»

На правах рукописи

Кандаурова Екатерина Олеговна

**Разработка метода интеллектуальной перестройки
рабочих частот в системах когнитивного радио**

Специальность 2.2.15 –

Системы, сети и устройства телекоммуникаций

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук,
доцент Чиров Д. С.

Москва, 2024

Оглавление

Оглавление	2
Введение	5
1 Анализ методов динамического доступа к спектру в системах когнитивного радио	14
1.1 Анализ общей концепции и требований к построению систем когнитивного радио	14
1.2 Обзор существующих методов динамического доступа к спектру в системах когнитивного радио	24
1.2.1 Анализ методов обнаружения свободных участков радиочастотного спектра.....	24
1.2.1.1 Согласованный фильтр.....	26
1.2.1.2 Циклостационарный обнаружитель	27
1.2.1.3 Энергетический обнаружитель.....	28
1.2.2 Анализ методов предоставления свободного участка радиочастотного спектра вторичному пользователю	30
1.2.2.1 Предоставление радиочастотного спектра по пилот каналу.....	31
1.2.2.2 База данных использования радиочастотного спектра	33
1.2.2.3 Непосредственное автономное зондирование спектра	39
1.2.2.4 Прогнозирование состояния занятости спектра	42
1.3 Постановка и формализация задачи научного исследования	45
1.4 Выводы по главе 1	48
2 Разработка алгоритмов интеллектуальной перестройки частоты вторичного пользователя в системах когнитивного радио	51
2.1 Алгоритм оценки (мониторинга) состояния спектра.....	51
2.2 Алгоритм обработки и хранения данных мониторинга спектра	57
2.3 Алгоритмы предоставления частотного ресурса вторичному пользователю	62

2.3.1	Алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю	63
2.3.2	Вычислительно эффективный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю	66
2.4	Алгоритм прогнозирования состояния спектра	70
2.4.1	Алгоритм прогнозирования спектра на основе временных шаблонов.	70
2.4.2	Алгоритм прогнозирования спектра с использованием нейронных сетей	73
2.4.2.1	Искусственные нейронные сети	74
2.4.2.2	Архитектура нейронной сети долгой краткосрочной памяти	78
2.4.2.3	Модель нейронной сети для задачи прогнозирования спектра	82
2.5	Выводы по главе 2	85
3	Оценка эффективности метода интеллектуальной перестройки рабочей частоты для систем когнитивного радио	87
3.1	Разработка модели искусственной нейронной сети для прогнозирования состояния спектра	87
3.1.1	Подготовка данных	87
3.1.2	Оценка точности прогнозирования.	88
3.1.3	Формирование модели искусственной нейронной сети	91
3.1.4	Сравнение разработанной модели искусственной нейронной сети с другими архитектурами.....	98
3.2	Программная реализация разработанных алгоритмов	103
3.2.1	Исследование эффективности алгоритма оценки (мониторинга) состояния спектра	104
3.2.2	Оценка эффективности алгоритмов предоставления частотного ресурса вторичному пользователю	112
3.3	Экспериментальное исследование реализованного метода	116
3.4	Рекомендации по практической реализации предложенного метода	125
3.5	Выводы по главе 3	126
	Заключение	129
	Список сокращений и условных обозначений	133
	Список литературы	135
	Приложение А. Программный код классического алгоритма предоставления частотного ресурса ВП на языке С++	148

Приложение Б. Программный код разработанного алгоритма предоставления частотного ресурса ВП на языке С++	150
Приложение В. Акты внедрения.....	152

Введение

Актуальность работы.

В последние десятилетия активное внедрение новых технологий связи, а также рост объема пользовательского трафика и количества абонентов, привели к высокой степени загруженности радиочастотного спектра (РЧС). Данный факт привел к проблеме дефицита частотного ресурса, повлекшей за собой снижение качества услуг связи.

Очевидно, что современные и будущие системы связи не могут продолжать основываться на существующем, стационарном методе использования РЧС, где распределение диапазонов частот между организациями производится путем лицензирования и выдачи разрешения. Из этого следует, что при внедрении новых систем связи необходимо перейти к технологии динамического доступа к спектру (Dynamic Spectrum Access, ДДС).

Результаты исследований, направленные на анализ загруженности РЧС, показали, что первичные пользователи (ПП), обладающие разрешением на проведение сеансов связи в предоставленном им диапазоне частот, не всегда обеспечивают в полной мере эффективное использование РЧС. Для некоторых участков спектра ПП были обнаружены длительные временные интервалы, в течение которых частотный ресурс не был задействован [1–3]. Все это привело к созданию технологии ДДС, основанной на концепции использования вторичными пользователями (ВП), не имеющими разрешения, временно свободных частотных ресурсов ПП, при условии соблюдения прав и сохранения качества связи ПП [4–8], тем самым способствуя повышению эффективности использования частотного ресурса и решению проблемы нехватки РЧС.

Основными системами связи, использующими данную технологию, являются системы когнитивного радио (СКР) [4–6]. СКР в настоящее время

активно развиваются и востребованы мировыми производителями систем связи и телекоммуникаций. Согласно рекомендациям МСЭ-R М.2330-0 «Когнитивные системы радиосвязи в наземной подвижной службе» радиоустройства с программно-определяемыми свойствами и характеристиками (Software Defined Radio, SDR) признаны передовой технологией для реализации СКР [9]. SDR способны осуществлять радиомониторинг спектра, автономно и динамически изменять собственные параметры работы и могут адаптироваться к новым технологиям, тем самым реализовывая необходимые для разработки СКР функции: мониторинг, адаптация, реконфигурация [4, 5].

Для реализации технологии ДДС необходимо решить две задачи: получить информацию об использовании спектра ПП и разработать метод предоставления ВП свободного участка спектра. Таким образом, наиболее перспективным направлением для решения проблемы дефицита РЧС является разработка алгоритмов оценки состояния занятости спектра ПП и предоставления частотного ресурса ВП, при условии сохранения прав и качества связи ПП.

Степень разработанности темы.

Термин когнитивное радио (Cognitive radio) впервые был предложен Джозефом Митолой в 1998 г., а опубликован в 1999 г. в статье Д. Митолы и Джеральда К. Магуайра [6]. Однако, исследования по измерению спектра для количественной оценки его использования как в лицензионном, так и в нелицензионном диапазоне проводились еще в 1995 г. Поэтому, первые работы, посвященные технологии ДДС, появились в конце 90-х годов прошлого века.

Значительный вклад в решение задач эффективного использования радиочастотного спектра, а также разработки и развития интеллектуальных беспроводных систем связи, сетей следующего поколения, программно-определяемых радиосистем, внесли результаты исследований, полученные отечественными учеными Аджемовым С.С., Бутенко В.В., Богуш Р.П., Шинаковым Ю.С., Бакулиным М.Г. [10–28], а также зарубежными учеными J. Mitola, A. Wyglinski, M. Nekovee, Y. T. Hou, S. Haykin, E. Hossain [4–6, 29–49].

Интенсивные исследования технологии ДДС, а с ними и публикационная активность по данной теме, начались с 2005 г. и достигли своего максимума в количестве 91 публикации в 2010 г. В период 2007 – 2015 гг. среднее число публикаций составляло примерно 74 статьи в год, и около 41 публикации в год за период 2016 – 2022 гг. На рисунке 1 представлен график распределения публикации статей по теме ДДС по годам. В наиболее цитируемых работах, опубликованных в период 2007 – 2012 гг., описываются основные стратегии реализации ДДС.

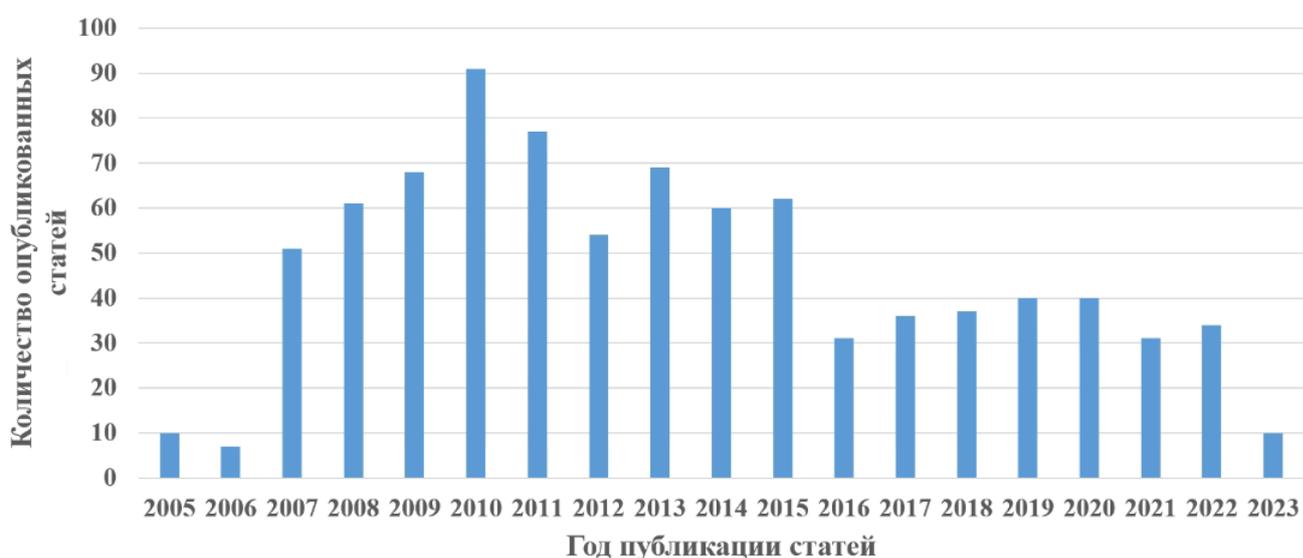


Рисунок 1 – График распределения публикации статей в изданиях IEEE по годам по теме динамического доступа к спектру

В отчетах МСЭ-R М.2330-0 и МСЭ-R М. 2242-0 рассматриваются два подхода по внедрению СКР: на основе геолокационной базы данных и на основе спектрального зондирования [9,50]. В решении Государственной комиссии по радиочастотам при Минкомсвязи России от 4 июля 2017 г. № 17-42-06 «О Концепции развития системы контроля за излучениями радиоэлектронных средств и (или) высокочастотных устройств гражданского назначения в Российской Федерации на период до 2025 года», приложение 1, раздел «Когнитивное радио» сказано, что перспективы внедрения любого из данных подходов должны быть обоснованы и требуют дальнейшего изучения с учетом экономической эффективности предлагаемых технических решений. В случае спектрального

зондирования устройство ВП анализирует окружающую электромагнитную обстановку, после чего настраивается на несущую частоту радиоканала, где отсутствует ПП. Однако такой подход имеет ряд недостатков и основным из них является необходимость в осуществлении частого мониторинга спектра, что приводит к стремительному росту вычислительных затрат. Поскольку задачу реализации технологии ДДС можно решать как для сети когнитивного радио в целом, так и на различных уровнях ее разработки (физическом или сетевом), то в данной работе принято, что задача решается в рамках радиоканала конкретного ВП в диапазоне частот существующих и перспективных систем связи. Из чего следует, что если ВП мешает работе другого ВП, то данная проблема впоследствии решается на сетевом уровне. Поэтому рассмотрим задачу реализации ДДС как комплекс следующих подзадач:

- обнаружение сигналов ПП для формирования статистики занятости спектра;
- разработка метода предоставления доступа к спектру для ВП.

Для решения каждой из поставленных подзадач существует ряд методов. При этом, для достижения большей эффективности использования РЧС различные методы могут использоваться как по отдельности, так и в совокупности. Исходя из наличия требования о безусловном приоритете доступа ПП к РЧС, а также учитывая необходимость предотвращения помех работе ПП со стороны ВП, становится очевидным, что СКР должна обладать развитой системой принятия решений. То есть, для наиболее эффективного решения поставленных задач СКР необходимо использовать технологии интеллектуального анализа данных. Поэтому в данной работе под интеллектуальной перестройкой рабочих частот (ИПРЧ) подразумевается метод передачи информации по радио, особенность которого заключается в смене несущей частоты с использованием процесса интеллектуального анализа данных.

Наиболее близкими к разработанному в диссертации алгоритму являются следующие работы [51– 58], где для решения поставленной задачи авторы используют различные модели искусственных нейронных сетей, методы глубокого

обучения с подкреплением, теорию игр, методы многоагентного обучения и другие технологии интеллектуального анализа. Однако, анализ данных работ выявил ряд недостатков: задача решается для когнитивной сети с известной схемой использования частотного ресурса ПП [51]; авторы анализируют только часть РЧС, так как осуществляется узкополосный мониторинг спектра, т.е. теряется информация о других доступных частотных ресурсах [51]; подразумевается использование в инфраструктуре сети центров управления, что ведет к развертыванию дополнительных систем связи [52, 55, 56]; проводится только моделирование без проведения эксперимента в реальных условиях [53, 54, 57]; задача решается только на сетевом уровне [54, 58]. На основе проведенного анализа сделан вывод, что в современных источниках литературы отсутствует алгоритм ИПРЧ, позволяющий снизить вероятность создания устройством ВП помех для ПП и уменьшить время, необходимое для предоставления доступа ВП к свободному радиоканалу, а также не требующий использования когнитивного пилот-канала или внедрения новых центров управления, одновременно с этим способный подстраиваться под известные системы связи. Вышесказанное обуславливает актуальность данного исследования.

Цель работы. Повышение эффективности использования радиочастотного спектра за счет интеллектуального метода перестройки рабочих частот вторичных пользователей в системах когнитивного радио.

Научная задача исследования заключается в разработке метода и алгоритмов интеллектуальной перестройки рабочих частот в системах когнитивного радио, позволяющих сократить вычислительные затраты и повысить оперативность предоставления вторичным пользователям доступа к радиочастотному спектру при заданной вероятности постановки помех первичному пользователю.

Для достижения поставленной цели и решения научной задачи в работе были решены следующие научные задачи:

1. Формализация задачи научного исследования с целью определения наиболее важных характеристик, формирования хода решения и необходимого набора задач для достижения поставленной цели.
2. Разработка алгоритма оценки состояния занятости спектра, позволяющего снизить вероятность создания помех для ПП.
3. Разработка алгоритма прогнозирования состояния занятости спектра с использованием нейронных сетей.
4. Разработка вычислительно эффективного алгоритма предоставления частотного ресурса.
5. Получение новых экспериментальных результатов с использованием реальных SDR устройств для проверки работоспособности разработанных алгоритмов.

Объектом исследования являются системы когнитивного радио.

Предметом исследования являются алгоритмы интеллектуальной перестройки рабочих частот в системах когнитивного радио.

Методология и методы исследования. При решении поставленных задач исследования используются методы теории вероятностей, интеллектуального анализа данных, имитационно-статистического моделирования и вычислительного эксперимента.

Научная новизна работы.

1. Разработан метод интеллектуальной перестройки рабочих частот в системах когнитивного радио, обеспечивающий предоставление вторичному пользователю доступа к радиочастотному спектру при заданной вероятности постановки помех первичному пользователю.
2. Разработан алгоритм оценки и формирования статистики занятости спектра, учитывающий условие априорной неопределенности при обнаружении сигналов первичного пользователя и динамическое изменение значения отношения сигнал/шум, отличающийся от известных тем, что позволяет повысить вероятность обнаружения сигналов первичного пользователя, тем самым уменьшая вероятность создания вторичным пользователем помех для первичного пользователя.

3. Разработан вычислительно эффективный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю, отличающийся от известных тем, что позволяет снизить время, затрачиваемое на осуществление предоставления доступа.

4. Разработан алгоритм прогнозирования состояния занятости спектра с использованием нейронных сетей, обеспечивающий повышение точности прогнозирования состояния спектра на 9% и снижение времени обучения при выполнении долгосрочного прогнозирования по сравнению с существующими алгоритмами.

Достоверность результатов и выводов обеспечивается корректностью применения математических методов и соответствием результатов, полученных путем аналитических расчетов, численного моделирования и натурального эксперимента.

Теоретическая и практическая значимость работы. Теоретическая значимость работы состоит в разработке нового метода интеллектуальной перестройки рабочих частот вторичных пользователей в системах когнитивного радио с использованием искусственных нейронных сетей и технологий Big data для снижения вероятности создания устройством вторичного пользователя помех для первичного пользователя и снижения времени, необходимого для предоставления доступа вторичному пользователю к свободному радиоканалу, тем самым увеличив эффективность использования радиочастотного спектра. Практическая значимость работы заключается в возможности использования разработанных алгоритмов, апробированных на натуральных экспериментах с использованием реальных SDR устройств, в устройствах систем когнитивного радио. Результаты диссертационной работы реализованы в НИР «Мыслитель-2015» по ТТЗ Госзаказчика и в учебном процессе МТУСИ в дисциплине «Основы построения и применения программно-определяемых радиосистем».

Степень достоверности и апробация работы.

Результаты, изложенные в диссертации, были представлены и обсуждены на следующих конференциях:

1. 2020 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2020), г. Светлогорск.
2. 2021 Systems of signals generating and processing in the field of on board communications (SOSG 2021), г. Москва.
3. 2021 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2021), г. Светлогорск.
4. 2022 Systems of signals generating and processing in the field of on board communications (SOSG 2022), г. Москва.
5. 2022 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2022), г. Архангельск.
6. 2023 Systems of signals generating and processing in the field of on board communications (SOSG 2023), г. Москва.
7. 2023 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO 2023), г. Псков.

Публикации результатов.

По теме диссертации было опубликовано девять работ [59–67]. Из них 2 опубликованы в журналах из списка ВАК [59, 60], 7 работ проиндексированы в базах данных Web of Science и SCOPUS [61–67]. Получено 8 свидетельств о государственной регистрации программ для ЭВМ [68–75].

Личный вклад автора.

Все выносимые на защиту научные результаты получены соискателем лично. Из работ, опубликованных в соавторстве, в диссертацию включена только та их часть, которая получена лично соискателем.

Соответствие паспорту специальности.

Проведенное автором исследование соответствует п. 2 «Исследование новых технических, технологических и программных решений, позволяющих повысить эффективность развития цифровых сетей, систем и устройств телекоммуникаций» и п. 6 «Развитие и разработка новых методов доступа абонентов к ресурсам сетей, систем и устройств телекоммуникаций» паспорта научной специальности 2.2.15 «Системы, сети и устройства телекоммуникаций».

Положения, выносимые на защиту.

1. Разработанный алгоритм оценки состояния занятости спектра позволяет снизить вероятность создания вторичным пользователем помех для первичного пользователя на 4–11% при заданной вероятности ложной тревоги 10^{-2} по сравнению с известным алгоритмом оценки на основе энергетического обнаружителя.
2. Разработанный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю, в отличие от алгоритма без учета разреженности исследуемых данных, обеспечивает выигрыш по количеству вычислительных операций до 46 раз и выигрыш по среднему времени выполнения до 60 раз, что позволяет уменьшить время, необходимое для предоставления доступа вторичному пользователю к частотному ресурсу.
3. Разработанный алгоритм прогнозирования состояния спектра с использованием рекуррентной искусственной нейронной сети позволяет снизить среднюю абсолютную ошибку прогнозирования на 9% и обладает меньшим временем обучения нейронной сети (на 5–26%) при прогнозировании на 100 шагов вперед по сравнению с нерекуррентными искусственными нейронными сетями прогнозирования временных рядов.

Объем и структура работы.

Диссертационная работа состоит из введения, трех разделов, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы и трех приложений. Основная часть диссертации изложена на 153 страницах текста с 43 иллюстрациями и 7 таблицами. Список литературы насчитывает 147 наименований. Приложения изложены на 4 страницах машинописного текста.

1 Анализ методов динамического доступа к спектру в системах когнитивного радио

1.1 Анализ общей концепции и требований к построению систем когнитивного радио

В последнее время отрасль связи является одним из развивающихся направлений экономики Российской Федерации, а также важной составляющей жизни современного общества. Переход к цифровой экономике, непрерывное и быстрое развитие современных систем связи, а также рост предоставляемых услуг связи привели к увеличению загруженности РЧС и снижению качества обслуживания пользователей. В настоящее время практически весь РЧС распределен между операторами, предоставляющими различные услуги связи. Такие организации имеют право на использование выделенной полосы частот на долгосрочной основе, то есть являются лицензированными пользователями предоставленного им участка РЧС. Загруженность РЧС негативно сказывается на качестве предоставляемых услуг связи, особенно в пиковых ситуациях, связанных с интенсивной коммуникацией (массовые мероприятия, чрезвычайные ситуации и т.д.). Проведенные измерительными компаниями исследования показали, что зачастую лицензированный РЧС, например, выделенный для телевизионного вещания и радиоловительской связи, используется недостаточно эффективно [76, 77]. Также, результаты анализа РЧС показали, что некоторые выделенные частотные каналы не используются лицензионными пользователями в течение продолжительного периода времени. То есть, возникает ситуация, когда лицензионный пользователь не в полной мере эксплуатирует выделенный РЧС. Тем не менее существующие нормативные требования запрещают

нелицензированным пользователям осуществлять работу в диапазонах лицензионных пользователей.

Для решения сложившейся проблемы была предложена концепция, при которой нелицензионным пользователям предоставляется возможность использовать частоты лицензионных пользователей в то время, пока выделенный РЧС не занят лицензионным пользователем. Такой подход к использованию спектра известен также как технология ДДС. Помимо задачи динамического и эффективного использования РЧС, важной частью технологии ДДС является сохранение прав и качества связи для пользователей, которые осуществляют работу в текущем частотном канале согласно полученным лицензии и разрешению. Это означает, что при использовании РЧС радиоэлектронным средством нелицензионного пользователя должно быть предотвращено создание помех для лицензионного пользователя. При этом должно сохраняться изначально предоставляемое нелицензированным пользователям качество связи. Учитывая перечисленные выше требования к использованию ДДС, очевидно, что с технической стороны реализация технологии динамического управления РЧС является довольно сложной задачей.

Основными система связи, использующими технологию ДДС, являются системы когнитивного радио. Термин «когнитивное радио» впервые был изложен в диссертации Джозефа Митолы, а опубликован в его статье в соавторстве с Джеральдом К. Магуайром [6]. Согласно ранним работам Митолы, когнитивное радио, для определения потребностей пользователей в зависимости от предоставляемой услуги связи, должно располагать развитой системой принятия решений, а также технологией интеллектуального анализа для эффективного использования частотных ресурсов и связанными с ними параметрами радиоустройств. Митола описывал когнитивное свойство такой системы как способность системы связи самостоятельно реконфигурировать собственные параметры работы на основе непрерывного процесса анализа и накопления знаний о собственном внутреннем состоянии, среде эксплуатации и установившихся правилах использования РЧС. Однако, сейчас СКР это всеобъемлющий термин для

широкого спектра технологий, которые позволяют радиоустройствам разных стандартов связи связываться друг с другом [78, 79], а также передавать в незанятом участке спектра, сводя к минимуму помехи для других радиоустройств, то есть использовать технологию ДДС [80, 81]. Международный союз электросвязи (МСЭ) использует следующее определение термина СКР: «Система когнитивного радио - радиосистема, использующая технологию, позволяющую этой системе получать знания о своей среде эксплуатации и географической среде, об установленных правилах и о своем внутреннем состоянии; динамически и автономно корректировать свои эксплуатационные параметры и протоколы, согласно полученным знаниям, для достижения заранее поставленных целей; и учиться на основе полученных результатов.»

Как видно из большинства определений термина, СКР обладает двумя отличительными возможностями: реконфигурирование или самоконфигурирование и интеллектуальная адаптация. Реконфигурация СКР это процесс, при котором радиоустройство программным образом изменяет свои эксплуатационные параметры и протоколы для наиболее эффективной и надежной передачи и приема информации, даже при отсутствии запроса от пользователя устройства. Под интеллектуальной адаптацией подразумевается способность устройства адаптироваться через какую-либо форму обучения, не являясь заранее запрограммированным для этого. Из этого следует, что для работы СКР необходимы как минимум следующие возможности:

- Реконфигурируемость. Способность устройства быстро изменять форму сигнала и другие рабочие параметры, например, стандарт связи, для взаимодействия с другими системами или улучшения качества связи.
- Мониторинг. Способность постоянного наблюдения и измерения явлений и процессов, происходящих в окружающей среде. Мониторинг необходим радиоустройству для изменения собственных параметров работы на основании статистики занятости спектра.

- Адаптируемость и обучаемость. Способность анализировать влияние явлений и процессов, распознавать закономерности и подстраивать параметры работы устройства для новых условий эксплуатации в результате машинного обучения.

Соответствующие возможности становятся доступными с помощью использования интерфейсов программных приложений управления в рамках концепции реконфигурируемых радиосистем [82]. Под реконфигурируемой радиосистемой понимаются радиоустройства с программно-определяемыми свойствами и характеристиками (SDR).

SDR - это радиопередатчик/радиоприемник или их совокупность, использующие программную технологию, позволяющую устанавливать или изменять рабочие радиочастотные параметры такие как диапазон частот, тип модуляции, кодирование с исправлением ошибок, сжатие или выходную мощность [83 – 88]. SDR позволяют предоставлять различные виды услуг для пользователей, так как способны изменять стандарты связи в любое время, поскольку последние реализуются на программном уровне. Также, одно SDR может заменить несколько радиоустройств, использующих разные виды модуляции. В качестве основных характеристик SDR выделяют:

- программное управление одним или несколькими приемопередающими радиомодулями;
- радиочастотные компоненты с большим динамическим диапазоном;
- высокоскоростной тракт аналогово-цифрового и цифро-аналогового преобразования с большим динамическим диапазоном;
- процессор управления, обладающий достаточной вычислительной мощностью;
- специализированный цифровой тракт для фильтрации сигналов.

На практике SDR представляет собой радиоустройство, в котором основные функции радиоустройства (аналогово-цифрового и цифро-аналогового преобразование, фильтрация и т.д.) реализуются программными модулями,

работающими на базе встроенных вычислительных устройств или программируемых логических интегральных схем. С использованием SDR существует возможность выбирать различные системы связи для получения требуемой услуги, так как есть возможность работать с различными стандартами связи. Для предоставления пользователю требуемой услуги связи SDR в автоматическом или полуавтоматическом режиме выбирает требуемый частотный диапазон, стандарт радиосвязи, а также программное приложение. Основную концепцию реализации SDR можно применять как для построения абонентских устройств, так и базовых станций. SDR позволяет проводить радиомониторинг спектра, отслеживать и обрабатывать передачу информации на физическом и канальном уровнях нескольких систем радиосвязи одновременно, тем самым позволяя реализовать необходимые для СКР функции (мониторинг, адаптация, реконфигурация). Также SDR могут адаптироваться к новым технологиям, так как обладают гибкими программными настройками, что невозможно для существующих радиосистем из-за их аппаратной ограниченности. В качестве SDR может рассматриваться абонентский терминал с программным управлением на основе загружаемой операционной системы (смартфон) или аналогичное устройство.

Рассмотрим упрощенную модель СКР, представленную на рисунке 2. Когнитивный блок выполняет следующие задачи: настройка радиосистемы, измерение и анализ окружающей радиосреды. На основе полученных знаний об окружающей среде когнитивный блок формирует новые параметры радиоустройства таким образом, чтобы улучшить качество связи и отвечать требованиям пользователя. Сформированные параметры передаются на приемник и передатчик для их реконфигурации. Под настройками радиосистемы подразумеваются тип и параметры модуляции, диапазон частот и т.д. Под результатами измерений понимаются мощность сигнала, статистика занятости спектра, оценка канала связи и т.п.

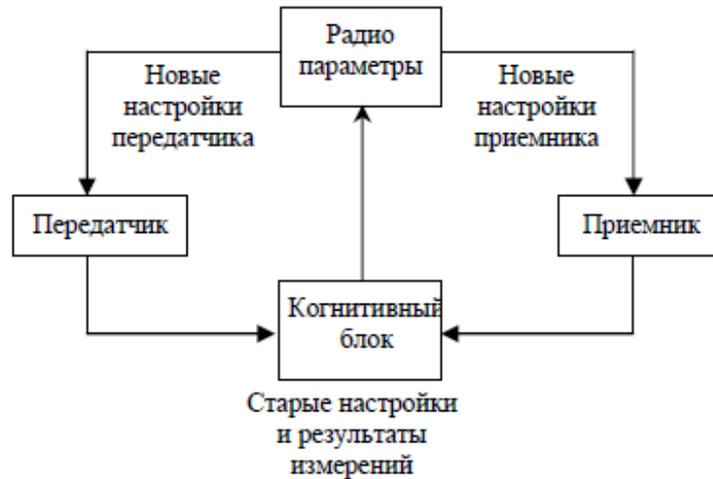


Рисунок 2 - Упрощенная модель системы когнитивного радио

Рассмотрим структурную схему когнитивного радио, представленную на рисунке 3. Входной радиочастотный модуль усиливает и затем осуществляет перенос несущей частоты, представляющего интерес радиосигнала на низкую промежуточную частоту, так что принимаемый сигнал может быть оцифрован аналогово-цифровым преобразователем. После чего, выделенный сигнал подвергается обработке, а компьютер со специальным программным обеспечением формирует информацию, содержащую оценку канала и его занятость. Также следует учитывать, что вместо компьютера со специальным программным обеспечением, для реализации СКР используются средства связи с программно-определяемыми свойствами и характеристиками SDR. В результате должно обеспечиваться оптимальное управление использованием ресурсов радиочастотного спектра и осуществляться выбор сервисов и параметров сигналов, которые наиболее подходят требованиям пользователя СКР.

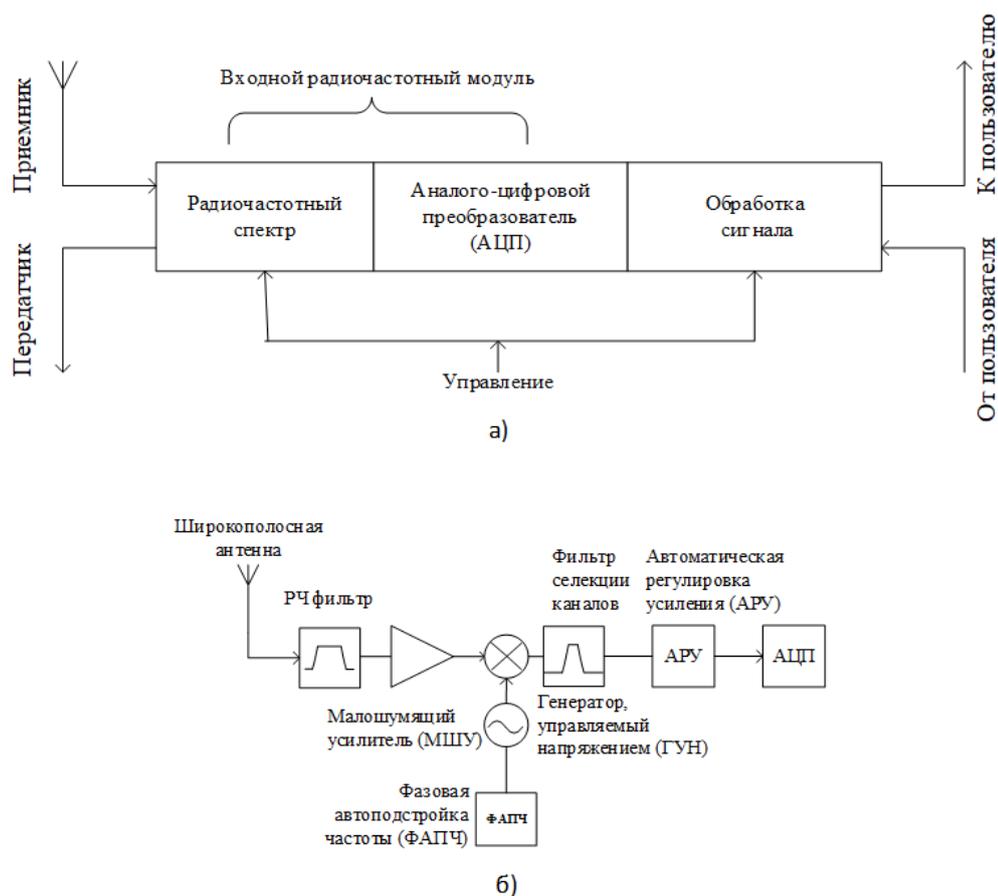


Рисунок 3 – Структурная схема когнитивного радио: а) премопередатчик; б) широкополосный входной радиочастотный модуль [89]

В настоящее время понятие «когнитивность» для системы связи используется, в основном, как возможность системы эффективнее использовать РЧС, что является более узкой трактовкой СКР в определении МСЭ. С другой стороны, задача динамического распределения спектра как никогда актуальна, поэтому «сужение» понятия когнитивное радио рядом исследователей и разработчиков понятно с точки зрения современной технико-экономической концепции развития данной отрасли. Таким образом, одной из основных задач СКР является обеспечение повсеместного, эффективного использования РЧС, при условии отсутствия снижения качества обслуживания у лицензированных пользователей нелицензированными пользователями.

Для предоставления нелицензированным пользователям доступа к спектру лицензированных пользователей, СКР на основе SDR устройств могут использовать концепцию «белых пятен» РЧС, представленную на рисунке 4. Как

видно из рисунка, свободные участки РЧС и свободные временные промежутки в радиоэфире имеют название «белые пятна». Методика использования «белых пятен» заключается в следующих этапах:

1. Нелицензированные пользователи обнаруживают «белые пятна» РЧС.
2. Нелицензированные пользователи используют для работы собственных радиоустройств найденные свободные участки.
3. При появлении лицензированного пользователя, радиоустройство ВП прекращает работу в данном участке РЧС и осуществляет поиск/переключается на другое «белое пятно», чтобы снизить вероятность создания помех для лицензированных пользователей.

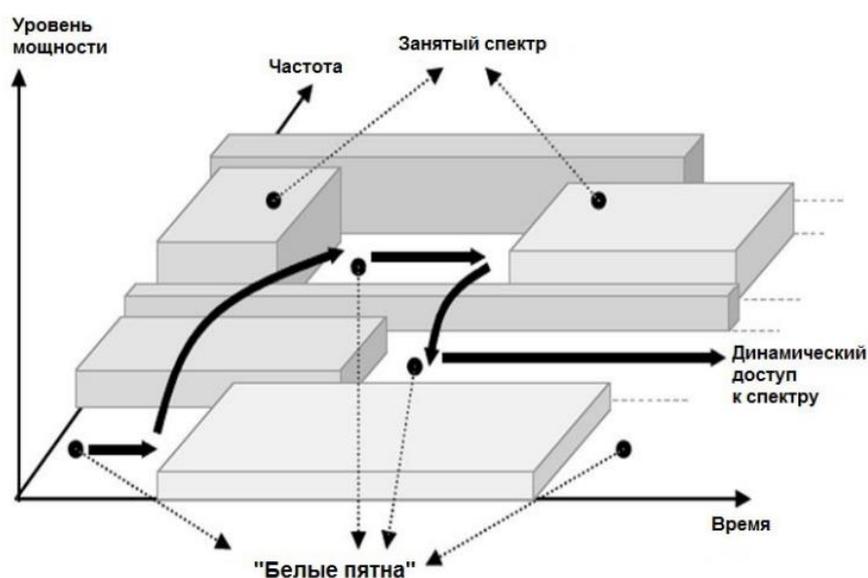


Рисунок 4 – Методика использования «белых пятен»

Из методики использования «белых пятен» очевидно, что радиоустройство ВП должно гарантировать, что оно не мешает сеансу связи лицензированного пользователя. Таким образом, выполнение этого условия является одной из основных задач при предоставлении доступа к свободным радиоканалам в пределах лицензированного спектра. Помехи для лицензированного пользователя могут возникать, когда внеполосное излучение радиоустройства ВП превышает допустимые уровни, если оно расположено в непосредственной близости в частотной области. В то же время, учитывая динамическое поведение лицензированных пользователей, участок спектра, который может быть незанятым

в один момент времени, потенциально может быть занят в последующий момент времени. Следовательно, для эффективной работы СКР должна быть быстро реконфигурируемой, чтобы предотвратить вмешательство нелегитимного пользователя в работу лицензированного пользователя.

На практике устройство ВП должно постоянно производить мониторинг активности РЧС, чтобы найти подходящий участок спектра для дальнейшего использования и свести к минимуму помехи не только для лицензированных пользователей, но и для других средств связи в спектральной близости. Поскольку лицензированные пользователи имеют законные права и приоритет обслуживания, то для их обеспечения задачи устройств ВП должны включать в себя: обнаружение сигнала ПП, проверку выбранного для работы ВП частотного канала на отсутствие сигнала ПП, а также своевременное прекращение или перемещение на другие частоты каналов связи ВП. Из чего следует, что одними из основных задач являются разработка методов нахождения свободных участков РЧС и/или свободных временных диапазонов в структуре сигналов, работающих в эфире средств связи, а также разработка алгоритмов перестроения рабочей частоты для устройств ВП. Алгоритм перестроения рабочей частоты для устройств ВП включает в себя проверку состояния выбранного частотного канала, т. е. ВП должен обладать информацией о состоянии канала связи. Распространённым на практике методом получения ВП данной информации является мониторинг спектра в режиме реального времени. Также существуют и другие подходы для решения такой задачи, например: метод обратной связи, т.е. отправляется запрос на получение информации о текущем состоянии канала; метод прогнозирования состояния частотного канала и пр.

Для реализации технологии ДДС с сохранением прав и качества обслуживания лицензированных пользователей, в процессе своей работы СКР должна выполнять следующие функции:

- обнаружение неиспользуемых в данный момент времени радиоканалов (спектральных дыр) лицензированных пользователей (первичных

пользователей), т. е. пользователей, имеющих право на использование выделенной полосы частот;

- анализ параметров радиоканала, оценка канальной информации, предсказание состояния радиоканала;
- реализация в режиме реального времени динамического управления РЧС, с коррекцией значений собственных операционных параметров (несущей частоты, вида модуляции, типа кодирования, излучаемой мощности);
- предоставление вторичным пользователям возможности использовать радиоканалы первичных пользователей на время, в течение которого данный канал не занят первичным пользователем.

С учетом описанных выше возможностей SDR и требуемых функций СКР общий алгоритм работы метода ДДС выглядит следующим образом:

1. Устройство ВП получает сведения о доступных в данный момент радиоканалах или свободных временных диапазонах в структуре сигналов различных систем связи. Для получения информации может использоваться когнитивный пилот-канал, запрос к централизованной базе данных (БД) о состоянии спектра на конкретной территории, непосредственное зондирование радиочастотного спектра или статистика занятости РЧС.
2. SDR ВП осуществляет выбор одного или нескольких доступных радиоканалов, проводит для них проверку на отсутствие сигнала ПП, чтобы осуществить подключение вторичного пользователя на время, в течение которого данный радиоканал не используется первичным пользователем.
3. Устройством ВП устанавливаются требуемые параметры приема-передачи и формируются потоки данных в соответствии с предоставляемой услугой связи. При этом за счет реконфигурации устройства сохраняется возможность перехода между системами связи.

Как видно из представленного алгоритма для реализации технологии ДДС в СКР необходимо провести анализ существующих методов формирования информации о свободных участках РЧС, а также анализ методов динамического предоставления ВП участков частотного ресурса без вреда для ПП.

1.2 Обзор существующих методов динамического доступа к спектру в системах когнитивного радио

Как уже было сказано, одним из перспективных подходов к решению проблемы неэффективного использования спектра является использование свободных, лицензированных участков РЧС нелицензированными пользователями. Задачу ДДС можно разбить на два этапа. Первый этап — обнаружение свободных участков РЧС, второй этап — это предоставление ВП свободного участка спектра. Рассмотрим каждый из этапов подробнее.

1.2.1 Анализ методов обнаружения свободных участков радиочастотного спектра

Очевидно, что для реализации первого этапа ДДС СКР необходимо обладать информацией о занятости спектра ПП. Измерительные компании по всему миру проводят большое количество экспериментов, направленных на получение актуальной информации о занятости спектра [90]. Большинство из них сосредоточены на получение только статистических данных, достаточных для доказательства потенциальной возможности более эффективного использования спектра [91–95]. Некоторые из них проводят эксперименты только для выбранного диапазона частот, например, как в работах [96–100]. В работе [101] автор предлагает алгоритм обнаружения сигналов ПП для решения задачи мониторинга спектра в СКР в широком диапазоне частот в условиях априорной

неопределенности. Апробация алгоритмов проводилась с помощью полунатурного моделирования, где осуществлялась запись реальных сигналов и их постобработка. В [101] упоминается, что был разработан программно-аппаратный комплекс с использованием приемника RTL-SDR и разработанного алгоритма обнаружения. В работе описана только визуализация процесса обнаружения сигналов ПП в реальном времени, но не приведено никакой информации об оценке времени выполнения разработанных алгоритмов обнаружения. Из чего сделан вывод, что разработанный автором алгоритм не подходит для работы в широком диапазоне частот в режиме реального времени.

Проведенные измерительными компаниями эксперименты позволили сделать выводы о том, что фактическая загруженность спектра зависит от частоты, времени и местоположения. Таким образом, необходимая информация о распределении спектра лицензированных систем может быть получена, например, путем регулярного выполнения измерений спектра. Это означает, что одним из основных способов формирования статистики занятости спектра является обнаружение сигналов ПП.

Методы мониторинга спектра можно разделить исходя из зависимости ширины сканируемой полосы на узкополосные и широкополосные. В зависимости от наличия априорной информации о передаваемых сигналах: не-слепые, полуслепые и слепые. В зависимости от числа пользователей методы мониторинга можно классифицировать как некооперативные и кооперативные. Существует множество методов обнаружения сигналов на основе цифрового спектрального анализа при мониторинге спектра. К ним относятся энергетический обнаружитель, обнаружитель на основе согласованного фильтра, а также обнаружитель на основе циклостационарных свойств сигнала [4].

Задача обнаружения сигнала по сути сводится к общей задаче статистической проверки гипотез:

$$\begin{aligned} H_0 : y(n) &= w(n) \\ H_1 : y(n) &= s(n) + w(n), \end{aligned} \tag{1}$$

где H_0 – гипотеза об отсутствии сигнала, а H_1 – гипотеза о наличии сигнала, $w(n)$ – аддитивный белый Гауссовский шум, $s(n)$ – сигнал ПП, n – количество полученных отсчетов. В СКР принятие гипотезы H_0 означает, что текущий канал свободен для передачи ВП, соответственно H_1 – канал занят. Рассмотрим подробнее преимущества и недостатки некоторых из существующих методов обнаружения сигнала ПП.

1.2.1.1 Согласованный фильтр

Когда информация о сигнале ПП известна СКР, оптимальным обнаружителем является согласованный фильтр, который максимизирует отношение принятого сигнала к шуму (ОСШ) [102, 103]. Структурная схема обнаружителя представлена на рисунке 5.

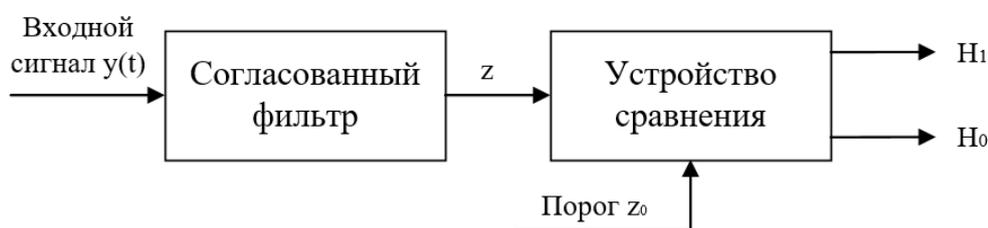


Рисунок 5 - Структурная схема обнаружителя на основе согласованного фильтра

Входной сигнал $y(t)$ проходит через согласованный фильтр, чья импульсная характеристика согласована с опорным сигналом. Значение на выходе согласованного фильтра сравнивается с порогом z_0 . На основании сравнения принимается решение о присутствии H_1 или отсутствии H_0 передаваемого сигнала в рассматриваемом участке спектра.

Хотя основным преимуществом согласованного фильтра является то, что ему требуется меньше времени для достижения высокого выигрыша при обработке из-за когерентности, он требует априорного знания о сигнале ПП. Так как большинство систем связи имеют пилот-сигнал, преамбулы, слово синхронизации

или коды расширения, их можно использовать для когерентного обнаружения. Однако, если эта информация не точна, согласованный фильтр работает плохо, то есть главным недостатком данного метода является обязательное наличие опорного сигнала.

1.2.1.2 Циклостационарный обнаружитель

Часто о структуре сигнала ПП известно совсем немного. Однако многие модулированные сигналы, используемые в системах связи, имеют явные и неявные периодические особенности. Такие особенности может вносить в сигнал модуляция, кодирование, расширение спектра для получения широкополосного шумоподобного сигнала, а также использование циклического префикса или пилот сигнала. Таким образом, если среднее значение и автокорреляция таких сигналов периодически изменяются во времени, то такие сигналы называются циклостационарными [104]. С математической точки зрения, если любое нелинейное преобразование более высокого порядка случайного сигнала генерирует спектральную линию на циклических частотах, отличных от нуля, сигнал называется циклостационарным [105]. Сигнал $x(t)$ называется циклостационарным с циклической частотой α , задержкой τ и периодом T_0 тогда и только тогда, когда сопряжённый сигнал $y(t) = x(t)x^*(t - \tau)$ имеет спектральную линию на частоте α .

Особенности циклостационарных сигналов обнаруживаются с помощью исследований циклической автокорреляционной функции и спектральной корреляционной плотности (SCF). Поэтому альтернативным методом обнаружения сигналов ПП в СКР является обнаружение циклостационарных признаков [106 – 108]. Рассмотрим обнаружение сигнала на основе анализа SCF.

Уравнение показывает сигнал, присутствующий в аддитивном шуме.

$$z(t) = x(t) + n(t) \quad (2)$$

где $x(t)$ - представляет собой интересующий нас сигнал, а $n(t)$ - аддитивный белый Гауссовский шум. Так как циклостационарная обработка линейная операция, то мы можем записать SCF $z(t)$ как:

$$S_z(f) = S_x(f) + S_n(f) \quad (3)$$

Если мы сосредоточимся на ненулевой циклической частоте $\alpha \neq 0$, то SCF шума будет равна нулю и SFC наблюдаемого сигнала будет равна SCF передаваемого сигнала.

$$S_z(f) = S_x(f) \quad (4)$$

Таким образом теоретически SCF на ненулевых циклических частотах может служить отличным обнаружителем. Вследствие этого циклостационарная обработка может быть полезна из-за ее нечувствительности к низким ОСШ и к ее способности обнаружения без необходимости демодуляции принятого сигнала. Для более эффективной и надежной работы в [108] предлагается усовершенствованная схема обнаружения признаков, сочетающая спектральный анализ циклостационарных сигналов и использование искусственных нейронных сетей. Однако, основным недостатком данного метода является его сложность с вычислительной точки зрения и необходимость значительного времени наблюдения.

1.2.1.3 Энергетический обнаружитель

Использование энергетического обнаружителя является одним из основных методов мониторинга в СКР, поскольку приемнику не требуется дополнительной информации для обнаружения занятых участков спектра [109–110]. Структурная схема энергетического обнаружителя представлена на рисунке 6.

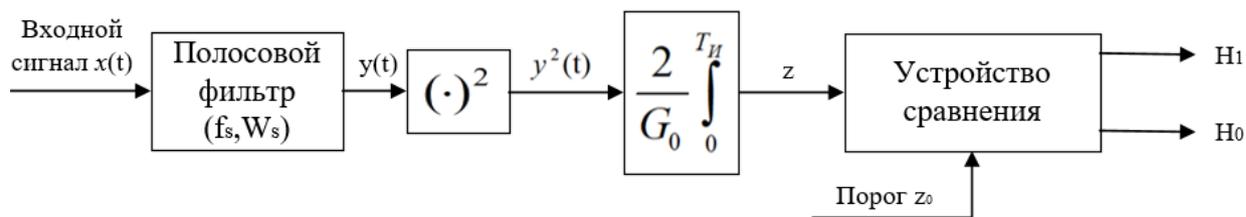


Рисунок 6 - Структурная схема энергетического обнаружителя

Энергетический обнаружитель состоит из: широкополосного полосового фильтра со средней частотой f_s и полосой пропускания W_s , квадратичного детектора, интегратора и устройства сравнения. Такой обнаружитель обеспечивает измерение энергии принятой реализации в пределах конечного времени интегрирования $T_{И}$ и сравнивает выходной сигнал интегратора z с порогом z_0 для принятия решения. Порог может быть как фиксированным значением, так и варьироваться в зависимости от состояния канала. Реализация энергетического обнаружителя требует правильно установленного порогового значения. Под порогом z_0 подразумевается величина, значение которой позволяет принимать решение о состоянии канала. Канал считается свободным, т.е. предполагается, что ПП отсутствует, если обнаруженная энергия ниже заданного порога или занятым, если поступившее значение энергии превышает заданный порог.

Из приведенного выше описания метода мониторинга спектра очевидно, что самой сложной частью реализации энергетического обнаружителя является выбор порогового значения z_0 . Если пороговое значение слишком низкое, то увеличивается вероятность ложного обнаружения. Высокое пороговое значение ведет к увеличению вероятности пропуска сигнала первичного пользователя. Наиболее часто используемые подходы к обнаружению энергии основаны на критерии Неймана-Пирсона. Критерий Неймана-Пирсона увеличивает вероятность обнаружения для заданной вероятности ложной тревоги. Это распространенный подход к измерению спектра, поскольку он имеет умеренную вычислительную сложность и может быть реализован как во временной, так и в частотной областях.

Чтобы настроить порог обнаружения, энергетическому обнаружителю требуется знание мощности шума в полосе.

Метод мониторинга спектра с использованием энергетического обнаружителя имеет ряд преимуществ и недостатков. По сравнению с энергетическим обнаружителем, циклоstationарный обнаружитель и обнаружитель на согласованном фильтре требуют априорной информации о ПП для эффективной работы, что не всегда возможно эффективно реализовать на практике, поскольку ПП различаются в разных ситуациях (стандартах). Эффективность энергетического обнаружителя сильно падает, если мощность шума неизвестна и определить точный порог для принятия решения невозможно. Так как мощность шума в канале варьируется в зависимости от многих факторов, то требуется постоянная корректировка порога принятия решения. При этом использование фиксированного порога будет приводить к большому числу ошибок. Таким образом, эффективность энергетического обнаружителя в основном зависит от выбранного порога принятия решения. Также, использование энергетического обнаружителя не дает возможности разделить сигнал и помеху, возможно только сделать вывод о наличии или отсутствии сигнала в заданной полосе РЧС.

1.2.2 Анализ методов предоставления свободного участка радиочастотного спектра вторичному пользователю

После формирования статистики занятости спектра ПП следующей задачей при реализации технологии ДДС является разработка метода предоставления доступа ВП к свободному участку РЧС. Очевидно, что предлагаемые методы стремятся к увеличению эффективности использования частотного ресурса. Для этого разработчики ищут правила, которые позволят обеспечить довольно низкую вероятность помех для ПП, при этом устанавливая минимально возможные требования для устройств ВП. Также, учитывая возможный рост когнитивных

устройств по мере их использования, разработчикам методов доступа к РЧС необходимо обратить внимание на задачу предотвращения помех между устройствами ВП. Как правило, задача предотвращения вмешательства не только очень сложная техническая проблема, но и довольно сложный политический вопрос. Стоит отметить, что методы доступа также нуждаются в методиках оценки их надежности и эффективности. На данный момент широко распространены три метода предоставления доступа ВП к частотному ресурсу [4]: предоставление информации о свободных участках РЧС через пилот канал СКР, объединение географического положения ВП с БД использования спектра ПП и прямое зондирование спектра. Данные методы доступа могут использоваться по отдельности или в комбинации с целью достижения эффективного использования РЧС при низком уровне помех. Далее в разделе приводится обзор методов, а также их преимуществ и недостатков для оценки работоспособности при широкомасштабном развертывании СКР.

1.2.2.1 Предоставление радиочастотного спектра по пилот каналу

Одним из методов предоставления частотного ресурса ВП является наличие универсального канала передачи сигналов для СКР [111–113]. Когнитивный пилот-канал (Cognitive Pilot Channel, CPC) это логический или физический канал, который передает информацию управления, необходимую для предоставления радиочастотного ресурса ВП СКР. Под информацией управления подразумевается следующее: возможные доступные участки РЧС в лицензированном диапазоне; системы связи доступные в данном географическом районе; технология радиодоступа; временной интервал доступа и т.д.

CPC способствует упрощению доступа ВП к РЧС, сообщая доступные для работы радиоканалы, и обеспечивает взаимодействие между узлами когнитивной сети с помощью сигнальной информации. Через CPC ПП может передавать не только информацию о свободном частотном ресурсе, но и информировать об

ограничении доступа или разрешенном уровне мощности передачи, а также временной интервал использования, чтобы потенциальные ВП могли использовать возможность осуществления сеанса связи на предлагаемом участке РЧС. Альтернативным методом предоставления доступа является использование СРС ПП для передачи информации о занятых участках РЧС с целью предотвращения ВП работы и создания помех в указанных диапазонах РЧС в определенное время и конкретных местах. Такой подход используется при предоставлении доступа к частотному ресурсу через маяки [112].

В существующей радиообстановке взаимодействие между ПП и ВП устройствами, с целью предоставления доступа к спектру, может быть реализовано в зависимости от используемых в системах связи технологий радиодоступа. Реализация методов предоставления свободного участка РЧС для ВП с использованием СРС возможна между однородными беспроводными системами связи. В настоящее время многие стандарты беспроводной связи предлагают архитектуры и инструменты, облегчающие реализацию методов предоставления частотного ресурса ВП. Например, в беспроводных сетях большинство методов организации каналов управления связаны с канальным или MAC-уровнем модели взаимосвязи открытых систем, что позволяет при доработке использовать их для реализации СРС. Для новых систем связи возможна разработка таких инструментов, на основе уже имеющихся наработок, с целью упрощения алгоритмов совместного использования РЧС.

Возможно несколько вариантов организации когнитивного пилот-канала:

- канал общего пользования на общедоступной частоте.
- канал ограниченного доступа на одной из частот данной системы связи.
- смешанный канал, где в общедоступной части находится список систем связи с указанием технологии радиодоступа и частот.

В работе [113] авторами была предложена концепция универсального канала информирования о ресурсах (resource awareness channel, RAC). RAC - это общий канал, по которому все устройства ПП передают информацию об использовании своих ресурсов, и который все устройства сети когнитивного радио должны

периодически отслеживать, чтобы оценить возможности для собственного сеанса связи. Всеми устройствами ПП используется фиксированная мощность для передачи информации о RAC, что облегчает СКР оценку качества канала для каждого первичного приемника.

Стоит отметить, что организация когнитивного пилот-канала приведет к ряду трудностей, связанных с переработкой существующих стандартов связи или развертыванию существенно новых систем связи. Также, создание СРС в системах связи ведет к снижению пропускной способности.

1.2.2.2 База данных использования радиочастотного спектра

Для данного подхода устройство ВП оценивает свое местоположение и проверяет БД, чтобы идентифицировать каналы, которые используются для предоставления услуг ПП в непосредственной близости от ВП. Для эффективной работы устройство должно иметь оценку своего местоположения, оценку своей ошибки местоположения, оценку своего диапазона помех, а также доступ к БД зон обслуживания потенциальных ПП. Основная концепция данного метода предоставления доступа к РЧС следующая: устройство ВП создает зону, которая учитывает его местоположение, точность определения его положения и диапазон помех, и пересекает ее с зонами обслуживания каналов ПП. Пустое пересечение означает, что канал может считаться свободным для устройства ВП. Основная концепция метода представлена на рисунке 7, где устройство ВП, учитывает свою ошибку определения местоположения R_E , и диапазон помех R_I , при принятии решения о том, может ли он избежать ситуации создания помех для $ПП_1$ и $ПП_2$.

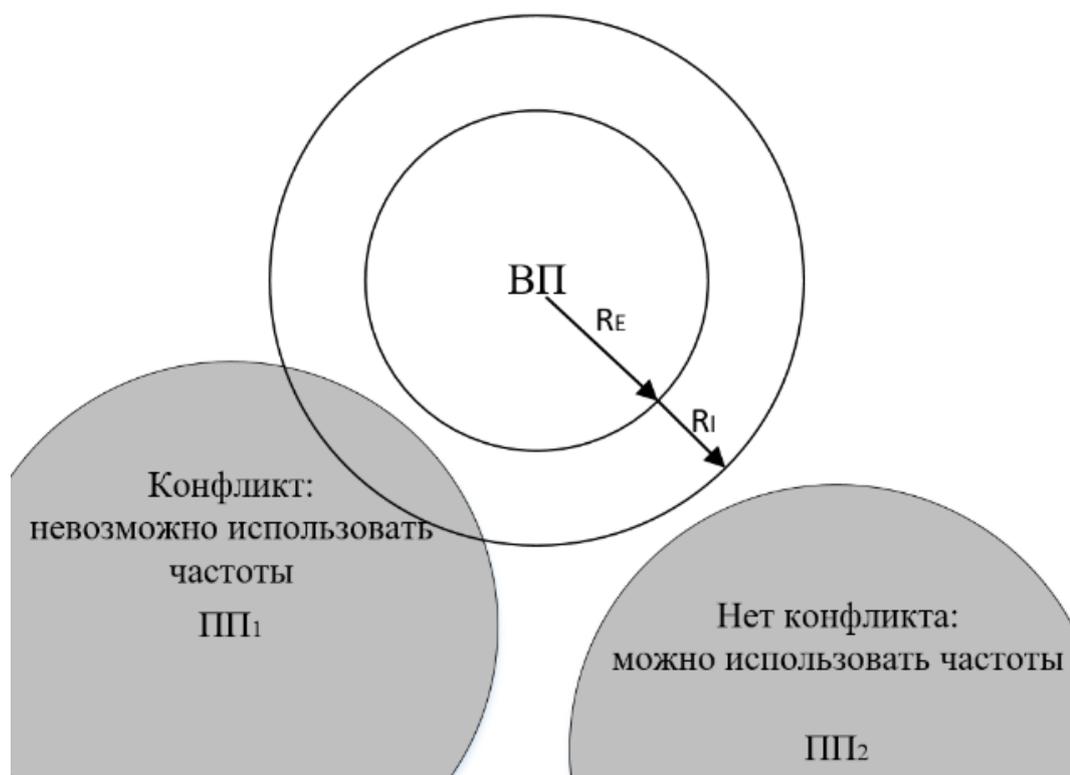


Рисунок 7 - Концепция предоставление доступа вторичному пользователю на основе местоположения и базы данных

Увеличение точности оценки местоположения ВП позволяет использовать большее число каналов. Но даже низкая точность оценки местоположения может привести к появлению большого числа свободных участков РЧС, если учесть ошибку. Например, ошибка местоположения в 10 км и диапазон помех в 1 км могут привести к появлению большого количества неиспользуемого частотного ресурса, особенно в сельской местности, где частотные каналы более свободны. Таким образом, о методах позиционирования следует судить по их способности ограничивать свою ошибку, а не по величине ошибки. Например, если в характеристиках устройства сообщается, что вероятность ошибки локализации составляет 0,99, а сама ошибка равна 100 м, то устройство обнаруживает себя с точностью до 100 м в 99% случаев. Учет такой ошибки локализации позволяет устройствам в будущем избежать неэффективного использования РЧС.

Методы определения местоположения можно разделить на три категории: локализация; местоположение, определяемое оператором; местоположение на основе сети. Устройство ВП может получать информацию о своем

местоположении автоматически, например, с помощью GPS или информации с базовых станций сотовой связи. Другим источником информации о местоположении устройства ВП могут быть данные, введенные вручную установщиком или конечным пользователем. Также, информацию о собственном местоположении можно определить из связи с другими устройствами СКР, положение которых известно. Стоит отметить, что данные методы могут использоваться как по отдельности, так и совместно. Рассмотрим подробнее каждый из методов.

Метод определения местоположения на основе GPS обычно точен и надежен для открытых мест. Например, он широко используется на базовых станциях сотовой связи для определения местоположения и синхронизации. Но в помещении, на застроенной местности или в крупных городах с большим количеством высотных зданий качество оценки ухудшается или не удается определить местоположение, так как спутниковые сигналы блокируются или не доходят из-за высокого уровня помеховой обстановки. Но стоит отметить, что GPS модуль имеется во всех современных абонентских устройствах, а значит, мы предполагаем, что потенциально он будет присутствовать во всех устройствах ВП. GPS также устанавливают на стационарные вышки на открытом воздухе. Однако использование GPS не единственное и не обязательно наиболее эффективное решение для определения местоположения, поэтому рассмотрим другие методы.

При настройке оператором точность местоположения устройства может быть настолько высокой, насколько это необходимо. Этот метод лучше подходит для фиксированных устройств, которые необходимо правильно настроить только один раз и которые с большей вероятностью будут установлены профессионально. Существует возможность неправильной конфигурации, особенно для устройств, которые часто перемещаются или настраиваются конечными пользователями.

Сетевой подход к определению местоположения позволяет устройствам ВП узнавать свое положение от других устройств сети когнитивного радио, которые могут иметь точное местоположение. При таком подходе только часть устройств ВП нуждается в методе локализации. Например, если устройство ВП может

обмениваться данными с базовой станцией, которая знает собственное местоположение через GPS, то ВП может использовать положение GPS с привязкой смещения положения, чтобы выполнить собственную локализацию. Очевидно, что до тех пор, пока такие методы имеют надежную границу ошибки, то СКР могут гарантировать предотвращение помех для ПП.

Сама по себе БД требует организатора, метода доступа и модели для обновления информации в БД. Информация необходимая для формирования надежной БД аналогична услугам, предоставляемых операторами, и многим коммерческим приложениям. Таким образом, ожидается, что программное обеспечение БД может легко поддерживать БД местоположения для развития СКР. Вопрос, кто должен предоставлять эту базу данных или оплачивать ее, выходит за рамки данной работы. Однако, можно предположить, что поскольку организации, предоставляющие услуги ПП, заинтересованы в точной информации БД, то они могут оплатить эксплуатацию и обслуживание БД.

Так как БД должна быть универсальной, гибкой и не требовать больших затрат, то оптимальным методом доступа к ней является сеть Интернет. Однако, стоит учитывать, что не все устройства обладают доступом к сети Интернет или, возможно, когнитивное устройство использует беспроводное соединение для получения доступа к сети Интернет. В таком случае БД может быть предварительно загружена на устройство. Другим вариантом для загрузки БД является временное подключение устройства к сети Интернет с помощью другого средства или устройство могло узнать о текущем состоянии области из сети существующих когнитивных радиоустройств.

Поведение лицензированных пользователей в радиоэфире динамическое. ПП могут приостанавливать передачу на ночь или иметь конкретное расписание для сеансов связи. Анализ использования спектра показал, что многие лицензированные участки РЧС могут использоваться ВП, которые приходят и уходят из зоны обслуживания. Простой веб-доступ к БД позволит организациям, имеющим право на работу в данном диапазоне РЧС, легко и потенциально автоматически добавлять динамику работы устройств в БД. Очевидно, что

организации, предоставляющие услуги связи, заинтересованы в актуальных сведениях о показателях эффективности своих зон обслуживания. Запросы к БД должны быть простыми для ВП и обеспечивать гибкость ответа БД. Например, если устройство ВП ввело свое местоположение, ошибку местоположения и мощность передачи, то БД могла бы вычислить, какие участки РЧС можно использовать без помех, на основе местоположения и данных лицензированных зон обслуживания приемника.

Важным критерием при реализации БД является определение частоты запросов ВП к БД. Если БД является чисто реактивной, в которой обновления вводятся только при изменении лицензированного использования, то частота запросов зависит от того, насколько раньше времени вводятся изменения. Например, если изменения вводятся за час вперед, то запросы к БД следует опрашивать ежечасно. Можно утверждать, что нет единого периода времени при реализации БД, поэтому данный критерий необходимо учитывать на этапе разработки. Более длительные периоды делают БД менее реактивной, особенно при краткосрочном использовании частотного ресурса. Более короткие периоды вызовут чрезмерное количество запросов к БД и увеличат накладные расходы на связь ВП.

Также, стоит учитывать, что БД не всегда может быть доступна из-за запланированных или внеплановых отключений обслуживания. Это может предотвратить доступ к БД и вызвать поток запросов, когда БД вернется в рабочее состояние. Даже если БД надежна, подключение ВП устройств может быть ненадежным и страдать от сбоев.

Эти проблемы с доступом можно было бы облегчить, если бы БД включали новую информацию проактивно, а не реактивно. Например, если новый участок РЧС будет использоваться начиная с определенной даты, БД будет включать эту информацию за много дней вперед, чтобы ВП устройства могли планировать новый канал или избегать его, даже если БД недоступна в день перехода. Так же устройства могут заблаговременно вводить в БД запланированное использование зоны обслуживания (период времени и место, частотный канал). Было бы разумно

поддерживать БД таким образом, чтобы информация была действительна в течение будущего периода (например, 24-48 часов). Запрос позволит ВП устройству работать в течение этого периода, даже если БД не функционировала в тот момент, когда устройство ВП хотело работать. Устройства ВП, не имеющие действительного запроса, не смогут работать. Такое отказоустойчивое правило «без базы данных - без передачи» было бы одним из способов обеспечить высоконадежный подход к предотвращению помех.

Устройства, не подключенные к Интернету, могут использовать запросы, полученные через другие устройства. Например, рассмотрим следующую модель работы сети когнитивного радио. Оператор желает предоставить широкополосный доступ в Интернет на большой территории. Центральная базовая радиостанция устанавливается на улице. Базовая станция подключена к Интернету через проводное соединение. Во время установки или с помощью встроенного метода геолокации радиостанция оценивает свое местоположение. Когнитивное радиоустройство, установленное вместе с этой базовой станцией, проводит первичную оценку своего диапазона помех, как наихудшего случая, т.е. завышая значение, и запрашивает БД об использовании каналов через Интернет. После чего устройство оценивает какие каналы доступны для работы. Между тем, в помещениях пользователей устанавливаются приемопередающие модули. Эти радиомодули, когда они включены, пассивно сканируют и принимают сигнал когнитивного устройства с базовой станции. Этот сигнал идентифицирует действительные каналы восходящей линии связи, которые могут использоваться для устройств ВП. Базовая станция периодически запрашивает БД свободных участков РЧС (например, ежечасно), чтобы убедиться, что она имеет самую последнюю информацию, и соответствующим образом корректирует информацию. Таким образом, устройства ВП могут быть реализованы как абонентский терминал, технологически эквивалентный сотовому телефону, обеспечивая при этом гарантии защиты лицензированных диапазонов РЧС.

В вопросе безопасности устройства ВП полагаются на данные из БД и от других ПП и ВП устройств для получения информации о канале или локализации.

Устройствам нужны методы для аутентификации источника информации и методы для опровержения предоставляемой источником информации. База данных нуждается в безопасном доступе для аутентификации ПП и авторизации соответствующих обновлений. Эти обновления не должны подлежать опровержению. Также необходимы методы конфиденциальности или анонимности, встроенные в запросы к БД, для того чтобы сетевые перехватчики не отслеживали местоположения устройств. Наконец, БД должна быть устойчивой к атакам типа «отказ в обслуживании», которые могут препятствовать законным запросам и обновлениям информации в БД. Сегодня у этих проблем безопасности есть решения, но их следует рассматривать как неотъемлемую часть при реализации данного подхода, чтобы он был эффективным.

Использование БД обладает таким преимуществом, как возможность управлять ВП устройствами, таким образом, который ранее был неочевидным. Так, например, организация, обладающая лицензией на конкретный диапазон РЧС, при желании удалить все когнитивные устройства из собственного диапазона в определенной зоне обслуживания, может сделать это, установив для всего своего частотного ресурса в БД значение «занято». Тогда когнитивные устройства не смогут передавать данные в этой зоне. В качестве альтернативы такие организации могут управлять определенными типами когнитивных устройств, или реализовать другие правила для устройств с различными когнитивными возможностями.

1.2.2.3 Непосредственное автономное зондирование спектра

При таком подходе устройства ВП пытаются напрямую обнаруживать сигналы ПП. Такой подход требует наименьших усилий со стороны организаций, имеющих лицензию на предоставление услуг связи. При использовании данного подхода в беспроводном канале замирание сигнала может привести к так называемой проблеме «скрытого терминала». Проблема «скрытого терминала» в контексте сетей когнитивного радио может быть описана как случай, когда ВП в

сети СКР находится в пределах зоны работы передатчика ПП, но не может обнаружить его существование, как показано на рисунке 8. Помимо проблемы со «скрытым терминалом» в беспроводной среде устройство ВП также может ошибочно обнаружить ПП из-за шума или помех.

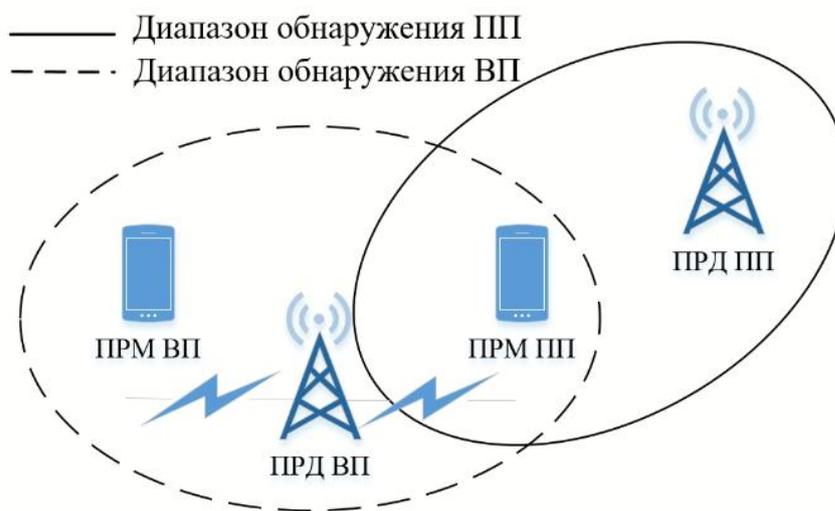


Рисунок 8 - Проблема скрытого узла при обнаружении когнитивного радиоустройства первичного пользователя напрямую

Как видно из рисунка 8, передатчик ВП имеет хорошую линию связи с приемником, но не может обнаружить передатчик ПП. К этой проблеме можно применить два решения: увеличить качество обнаружения или применить совместное обнаружение. Сигналы могут быть обнаружены на уровнях ниже принимаемых. Как правило, реализация этих методов технически сложна и является затратной, а также требует настройки детекторов для каждой лицензированной системы связи. Данные методы можно реализовать дешевле за счет интеграции обнаружения на более длительные периоды, но такой подход напрямую сокращает доступное время связи и может быть недостаточно быстродействующим при обнаружении активности новой лицензированной системы связи. При совместном обнаружении другие устройства ВП могут быть в лучшем положении для обнаружения передатчика ПП, и могут обмениваться информацией об обнаруженных лицензированных каналах связи.

В работе [114] авторы предложили модель для оценки преимуществ совместного обнаружения. В этой модели авторами рассматривались устройства ВП, которые могут взаимодействовать друг с другом. Отдельное устройство ВП может обнаруживать потенциальные передатчики ПП. Устройство ВП обнаруживает передатчик ПП с вероятностью D . Поскольку устройства могут быть распределены в разных местах относительно передатчика ПП, некоторые устройства ВП могут обнаружить передатчик, в то время как другие не могут. Достаточно одного устройства для обнаружения передатчика, чтобы все устройства, с которыми оно может взаимодействовать, знали о передатчике. Следовательно, вероятность того, что устройство ВП обнаружит передатчик ПП, зависит от того, обнаруживает ли оно или любой из его соседствующих устройств передатчик ПП и может ли устройство связываться с любым соседом, которым успешно был обнаружен передатчик. Объединяя эти факторы, авторы показали, что вероятность обнаружения передатчика ПП определяется как:

$$P_{обн} = 1 - (1 - D)e^{-DN}, \quad (5)$$

где N – среднее количество нелегальных соседних пользователей, способных связываться с устройством ВП, а D – независимая величина, равная вероятности обнаружения отдельного передатчика ПП для всех устройств ВП. Для относительно высокой индивидуальной вероятности обнаружения D (0,5 или выше) совместное обнаружение обеспечивает быстрое и надежное обнаружение по мере увеличения числа соседствующих устройств. Достаточно всего 3 соседних устройств, чтобы гарантировать вероятность обнаружения более 0,9. Для более низкого D требуется больше число соседних устройств, но возможны высокие вероятности обнаружения, если в совместную сеть обнаружения объединено достаточное количество устройств ВП.

Надежность совместного обнаружения повышается с увеличением плотности устройств ВП. Как показано в аналитической модели авторов [114], требуемая точность обнаружения увеличивается пропорционально плотности устройств ВП. Таким образом, обнаружение становится экспоненциально лучше с увеличением

плотности устройств. Это показывает, что совместное обнаружение имеет положительную обратную связь по мере увеличения количества устройств ВП, что более чем компенсирует увеличение помех. Однако такие методы обнаружения вторичны. Основным недостатком такого подхода является необходимость в осуществлении частого мониторинга спектра для обнаружения новых передатчиков и использования появляющихся (новых) частотных ресурсов, что снижает эффективность описанного подхода.

1.2.2.4 Прогнозирование состояния занятости спектра

Учитывая, что ВП не должен вести передачу до обнаружения и определения занятости канала, так как такое поведение может привести к созданию помех для ПП, то одной из задач терминала ВП является проверка состояния выбранного частотного канала на наличие или отсутствие сигнала ПП. Это означает, что ВП должен обладать информацией о состоянии канала связи. Классическим методом для получения пользователем данной информации является мониторинг спектра в режиме реального времени. При обнаружении сигнала ПП на выбранной рабочей частоте, принимается решение, что канал связи занят. В этом случае ВП не предоставляется доступ к спектру на данной частоте в текущий момент времени, а процесс обнаружения свободного канала связи продолжается. В ином случае, при получении информации о том, что канал свободен, ВП разрешается доступ в текущий момент времени. Очевидно, что при таком подходе, ВП необходимо выполнять частый мониторинг радиочастотного спектра для большого набора частот, принимать решение о наличии или отсутствии сигнала ПП для каждой из них в текущий момент времени, прежде чем фактически использовать частоту для передачи. Также для решения поставленной задачи используют метод обратной связи, т.е. отправляется запрос на получении информации о текущем состоянии канала. Поскольку все вышеизложенные операции необходимо выполнять в каждый временной интервал, то задержка перед подключением ВП значительно

растет, что негативно сказывается не только на скорости связи, но и на спросе технологии вторичного доступа.

Как уже было сказано, в большинстве случаев пользователи связи получают информацию о состоянии занятости спектра посредством мониторинга. В отличие от оперативного мониторинга методы прогнозирования спектра получают информацию о состоянии каналов в будущем, анализируя внутреннюю релевантность исторических данных о спектре. В результате чего данный подход эффективно обнаруживает и использует скрытые, повторяющиеся признаки и структуры использования спектра. Полученная модель использования спектра ПП позволяет подготовиться к предоставлению доступа к спектру ВП, что может существенно сократить время на мониторинг спектра.

Прогнозирование состояния спектра относится к задаче разработки соответствующей математической модели или алгоритма для предсказания состояния радиочастотного спектра в определенный период времени в будущем. Методы прогнозирования основываются на имеющейся информации о радиочастотном спектре и анализе правил его использования.

Совокупность традиционного метода мониторинга спектра с технологией прогнозирования его состояния позволяет повысить эффективность использования радиочастотного спектра. Рассматривая работу СКР для такого случая, предполагается, что существует перечень частот-претендентов, используемый ВП для выбора собственной рабочей частоты. Канал ПП, предсказанный как занятый, исключается из числа частот-претендентов для ВП, тем самым экономя время и энергию, затрачиваемые на определение состояния спектра. Наличие информации о состоянии канала в последующий временной интервал позволяет снизить вероятность создания помех для ПП, а также позволяет определить лучший канал для возможного использования ВП. Поэтому предсказание спектра является распространенным методом решения поставленной задачи и все больше работ направлены на разработку эффективных алгоритмов прогнозирования спектра [115 – 117].

В работе [118], посвященной обзору методов использования машинного обучения для ДДС в СКР, показано, что для прогнозирования спектра в основном используются следующие методы: байесовская сеть, скрытые марковские модели, временные шаблоны и ИНС. Однако, байесовская сеть и марковские модели обладают меньшей эффективностью из-за многомерной природы спектральных данных, что приводит к ограничениям при обнаружении во входных данных нелинейных закономерностей и снижению точности прогнозирования состояния канала. При прогнозировании спектра на основе скрытой марковской модели необходимо большое количество прошлых наблюдений, что требует больших объемов памяти и имеет высокую вычислительную сложность. Стоит отметить, что такие модели используются для несложных шаблонов поведения одиночного ПП, поэтому они не являются расширяемыми.

В работах [119 – 121] для прогнозирования состояния спектра в СКР предложены методы с использованием калмановской фильтрации. Авторы данных работ используют фильтр Калмана для оценки состояния канала, т.е. оценивают импульсную характеристику канала. Например, в работе [119] предлагается авторегрессионная модель второго порядка для прогнозирования переходов состояний каналов. Параметры модели вычисляются с использованием алгоритма Юла-Уокера. Когда эти параметры получены, состояние спектра предсказывается с помощью фильтра Калмана. В работе [120] авторы также оценивают импульсную характеристику канала, но используют для этого известную преамбулу в сигнале ВП. Общеизвестно, что для использования калмановской фильтрации необходимо с достаточной точностью задать динамическое уравнение системы, что довольно сложно реализовать на практике. Поэтому во многих работах по данной тематике, в том числе и рассмотренных выше, проводится только моделирование, без натуральных экспериментов, так как сложно с достаточной точностью предоставить алгоритму на основе фильтра Калмана априорную информацию. Поэтому, такой подход для решения задачи прогнозирования состояния спектра в условиях априорной неопределенности не рассматривается в данной работе.

Необходимо отметить, что для эффективной работы технологии ДДС требуется долгосрочное предсказание, т.е. прогноз состояния спектра на большое количество будущих временных интервалов. Использование долгосрочного прогнозирования предоставляет алгоритму ДДС информацию о состоянии каналов на длительный промежуток времени, тем самым снижая вероятность создания помех для ПП. Очевидно, что реализация точного долгосрочного предсказания связана с рядом трудностей, например, накоплением ошибок и снижением точности [122, 123]. В последние годы, поскольку глубокое обучение набирает популярность благодаря повышению вероятности точного прогнозирования и возможности самообучения на больших данных, для решения регрессионных задач, т.е. для прогнозирования временных рядов, все чаще предлагается использование нейронных сетей, в том числе рекуррентных нейронных сетей. Из вышесказанного следует, что задача разработки алгоритма долгосрочного прогнозирования спектра с допустимой ошибкой для технологии ДСС является актуальной. Учитывая, что временные шаблоны и рекуррентные нейронные сети пригодны для осуществления долгосрочного прогнозирования, то более подробно данные методы рассмотрены в разделе 2.4.

1.3 Постановка и формализация задачи научного исследования

Рассмотрим модель СКР с использованием общей теории систем с целью определения наиболее важных характеристик для решения поставленной задачи [124].

Пусть:

x - набор входных данных, где общее множество входной информации обозначается как $X, x \in X$. Входные информационные данные представляют собой запросы когнитивного радиоустройства (КР) к объекту управления сети СКР, либо базовой станции или другому устройству КР с указанием набора параметров, значение которых необходимо для решения поставленной задачи. К входным

информационным данным для текущей задачи относятся: полоса передаваемого сигнала, время начала сеанса работы, длительность сеанса связи. В качестве одного из параметров входных данных также могут выступать координаты местоположения пользовательского КР. Но для данной задачи принимается условие, что пользовательское КР постоянно находится в пределах зоны обслуживания одной базовой станции (другого устройства КР). Таким образом, координаты местоположения пользовательского КР являются константными относительно базовой станции и процесс хэндовера не рассматривается;

y - набор выходных данных или результатов входных воздействий, где общее множество выходной информации обозначается как $Y, y \in Y$. Выходные данные представляют значения параметров, характеризующих результат выполнения правил и определенной последовательности действий. Выходными данными для данной задачи являются набор свободных участков РЧС или значение центральной частоты радиоканала, удовлетворяющих условиям запроса пользовательского КР, т.е. x ;

a - набор параметров, изменяющихся во времени, которые способны влиять на выходные данные, где общее множество параметров обозначается как $A, a \in A$. Для данной задачи изменяющимися во времени параметрами являются состояние канала связи и радиообстановка. Значение оценки канала связи может повлиять на порядок последовательности действий устройства, например, привести к необходимости повторной отправки запроса. Под изменениями радиообстановки подразумевается внезапное появление сеанса связи устройств ПП в непосредственной близости в частотной области от пользовательского устройства КР;

t - параметр времени реакции модели на входные воздействия, т.е. интервал времени, за которое фиксируется (наблюдается) отклик модели на входные информационные данные.

Пусть F - правило, ход решения (последовательность требуемых действий) для получения набора выходных данных y по входным параметрам x ,

изменяющимся во времени параметрам a и параметру процесса t . Тогда справедливо утверждение о том, что

$$y = F(x, a, t) \quad (6)$$

Целью исследования является определение правила F , которое формирует ход решения и определяет следующий необходимый набор задач для решения поставленной задачи:

1. Сформировать краткосрочную и долгосрочную БД свободных для работы ВП лицензированных участков РЧС.
2. Предоставить доступ устройству ВП к частотному ресурсу с безусловным приоритетом доступа ПП к РЧС и с учетом предотвращения помех работе ПП со стороны ВП.
3. Минимизировать время, необходимое для осуществления доступа к частотному ресурсу для ВП, посредством интеллектуальных методов анализа данных.

В соответствии с перечисленными задачами на рисунке 9 представлена структурная схема метода ИПРЧ в СКР.

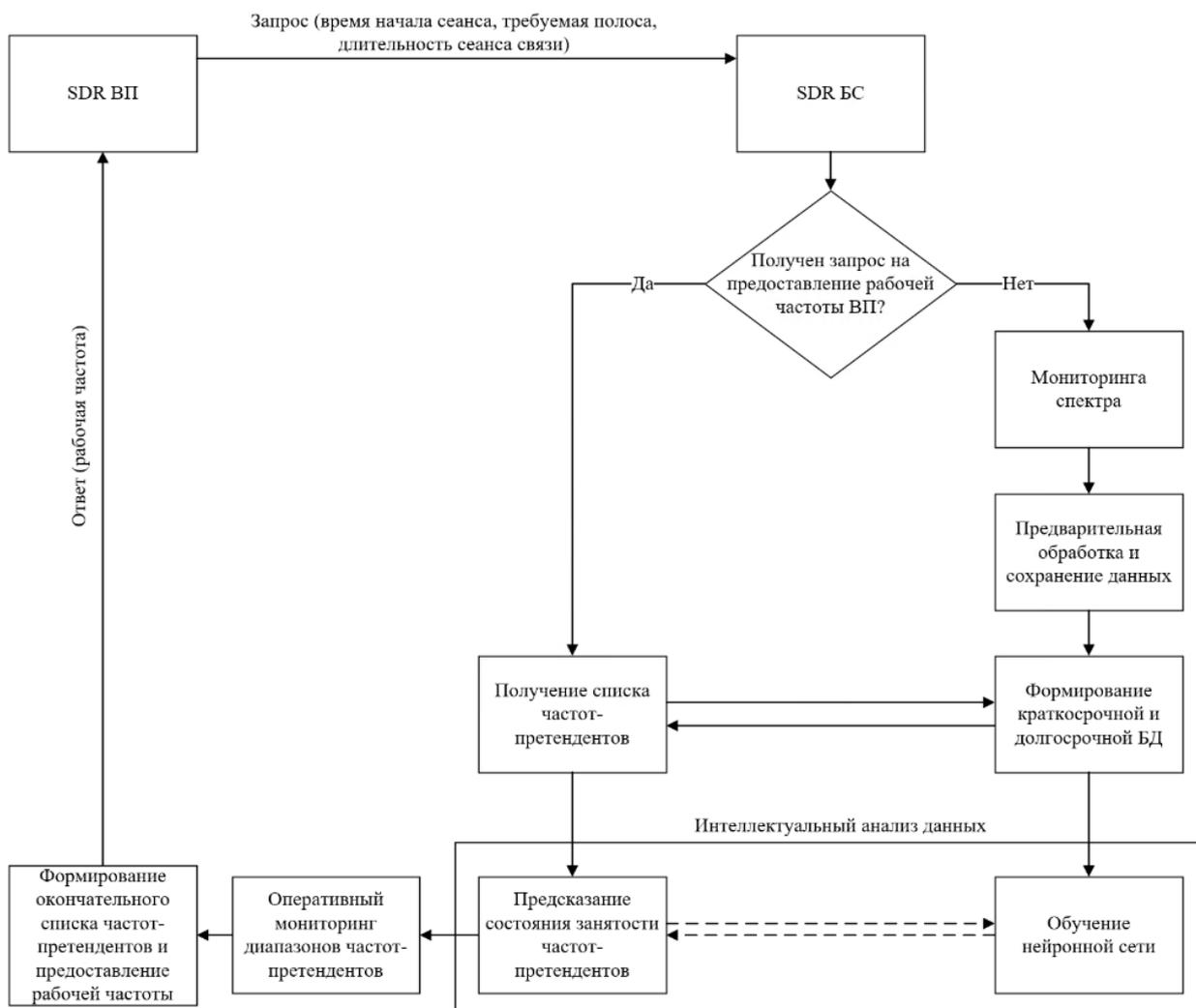


Рисунок 9 - Структурная схема метода интеллектуальной перестройки рабочих частот в системах когнитивного радио

1.4 Выводы по главе 1

- 1 Актуальным решением проблемы дефицита радиочастотного спектра является использование технологии динамического доступа к спектру. Основная концепция данной технологии направлена на предоставление вторичному пользователю радиочастотного спектра возможности использовать частоты первичного пользователя на время, пока выделенный частотный ресурс не занят первичным пользователем. Важной, составной частью технологии динамического доступа к спектру является сохранение прав и качества связи для пользователей, которые осуществляют работу в

текущем частотном канале согласно полученным лицензии на право оказания услуг связи и разрешению на использование полос радиочастотного спектра.

- 2 Основными системами связи, использующими технологию динамического доступа к спектру, являются системы когнитивного радио. Динамический подход к распределению радиочастотного спектра позволяет распространить когнитивные радиосистемы на наземную подвижную и фиксированную радиосвязь и т.д. Применение систем когнитивного радио с технологией динамического доступа к спектру повышает эффективность использования радиочастотного спектра, поэтому необходимо провести анализ методов реализации данной технологии в системах когнитивного радио.
- 3 Реализация технологии динамического доступа к спектру в системах когнитивного радио состоит из двух этапов. Первый этап заключается в сборе информации об использовании спектра лицензированными системами. Второй этап заключается в разработке метода предоставления вторичному пользователю свободного участка спектра. Одним из основных способов формирования статистики занятости спектра является обнаружение сигналов первичного пользователя. Анализ существующих методов обнаружения позволил сделать вывод, что перспективным является использование энергетического обнаружителя, поскольку такой подход остается работоспособным в условиях априорной неопределенности.
- 4 Анализ методов предоставления вторичному пользователю свободного участка спектра показал, что использование базы данных со сведениями о доступных частотных ресурсах, с данными о выделенных или занятых частотных каналах первичных пользователей является наиболее эффективным для решения поставленной задачи. Данный подход не требует частого мониторинга спектра для обнаружения новых передатчиков, не

нуждается в переработке существующих стандартов связи и развертыванию существенно новых систем связи.

- 5 По результатам проведенного анализа сформулирована задача разработки интеллектуального метода перестройки рабочей частоты в системах когнитивного радио для вторичных пользователей с безусловным приоритетом доступа первичного пользователя к радиочастотному спектру, а также с учетом предотвращения помех работе первичного пользователя со стороны вторичного. При распределении частотного ресурса требуется уменьшить время необходимое для осуществления доступа к радиочастотному спектру для вторичного пользователя с использованием интеллектуальных методов анализа данных.

2 Разработка алгоритмов интеллектуальной перестройки частоты вторичного пользователя в системах когнитивного радио

2.1 Алгоритм оценки (мониторинга) состояния спектра

Основная концепция СКР, направленная на эффективное использование радиочастотного спектра, включает в себя мониторинг спектра с целью обнаружения и последующего использования РЧС ПП без снижения качества обслуживания всех абонентов. Энергетический обнаружитель (ЭО) описывается как наиболее эффективный подход при решении задачи мониторинга спектра в СКР в условиях априорной неопределенности [125– 129]. ЭО позволяет проводить мониторинг спектра в режиме реального времени. Стоит отметить, что ЭО является оптимальным при решении задачи обнаружения сигналов неизвестной формы, т.е. когда неизвестны статистические характеристики сигналов. Таким образом, выбор ЭО обосновывается не только простотой реализации, но также отсутствием требования к наличию априорной информации об ПП. Однако на эффективности работы ЭО сильно сказывается величина ОСШ. Производительность ЭО зависит от выбранного порога обнаружения, который в свою очередь зависит от мощности шума в полосе. Реализация энергетического обнаружителя требует правильно установленного порогового значения. Под порогом T подразумевается величина, значение которой позволяет принимать решение о состоянии канала.

Канал считается свободным, если полученное значение мощности сигнала ниже или равно заданному порогу, или занятым, если мощность сигнала превышает заданный порог. Таким образом, предполагая, что J измерение на определенной частоте f представляет собой $P_j(f)$, можно рассчитать занятость радиоканала для J измерения на частоте f по следующей формуле:

$$B_j(f) = \begin{cases} 1 \text{ (занято)} & : P_j(f) > T \\ 0 \text{ (свободно)} & : P_j(f) \leq T, \end{cases} \quad (7)$$

где $j=1,2,\dots,N(f)$, а $N(f)$ — общее количество измерений, выполненных на частоте f . Используя полученную формулу, можно получить количественную оценку уровня занятости частотных каналов. Для этого необходимо рассчитать коэффициент занятости частотного канала, то есть количество измерений, признанных занятыми на частоте f , деленное на общее количество измерений, выполненных на частоте f . Таким образом получается, что коэффициент занятости — это средняя доля времени, в течение которого основной пользователь занимает канал. Для данного случая расчет занятости частотных каналов в диапазоне РЧС выполняется следующим образом:

$$D(f) = \frac{\sum_{j=1}^{N(f)} B_j(f)}{N(f)} \quad (8)$$

Из формулы (8) следует, что уровень занятости частотных каналов в диапазоне РЧС не может превышать единицу. При этом, если уровень занятости частотных каналов $\leq 0,55$, то считается допустимой реализация метода ИПРЧ. Следовательно, чем ближе значение коэффициента занятости к единице, тем больше вероятность занятости канала на частоте f .

В данной работе метод мониторинг спектра для формирования статистики занятости спектра с использованием ЭО выполняется согласно следующему алгоритму [128]:

- 1) Вычисляем быстрое преобразование Фурье (БПФ) для принятой пачки квадратурных отсчетов.
- 2) Вычисляем значение мощности для результата БПФ.
- 3) Накапливаем и усредняем k -ое количество пачек значений мощности за фиксированный промежуток времени $E = (E_1, E_2, \dots, E_N)$, где N — размер пачки БПФ.

- 4) Для полученного в п.3 результата вычисляем среднее значение. Полученное среднее значение принимается за уровень шума.
- 5) Значение порога обнаружения T выбирается эмпирически или рассчитывается из критерия Неймана-Пирсона.
- 6) Каждое значение результата п.3 (E_i) сравнивается с порогом обнаружения T . При превышении значением измерения порога обнаружения T выносится решение о занятости канала, т.е. для заданного промежутка времени на данной частоте устанавливается значение 1. В противном случае 0.
- 7) Полученные значения 0 и 1 в течение мониторинга формируют статистику занятости частотных каналов и записываются в файл. При мониторинге спектра в течение суток полученный файл формирует краткосрочную базу данных.

Описанный алгоритм ЭО является распространенным методом мониторинга спектра в СКР [4]. Эффективность работы ЭО характеризуется такими величинами как вероятность правильного обнаружения, вероятность ложной тревоги и вероятность пропуска цели. Таким образом, эффективность ЭО напрямую зависит от выбранного порога обнаружения T .

Значение порога обнаружения T выбирается эмпирически или рассчитывается исходя из критерия Неймана-Пирсона. При эмпирическом подходе значение T выбирается исходя из значения мощности в полосе. В таком случае значение T устанавливается на 1...2 дБ выше уровня шума, чтобы учесть те выбросы шума, которые могут быть ошибочно приняты за сигнал. При расчете порога по критерию Неймана-Пирсона необходимо зафиксировать вероятность ложной тревоги, согласно формуле (9), что позволит увеличить вероятность правильного обнаружения.

$$T = \sigma_{ш} \sqrt{-2 \ln(P_{лп})}, \quad (9)$$

где $\sigma_{ш}$ – дисперсия шума, $P_{лп}$ – вероятность ложной тревоги.

На практике, в большинстве случаев ВП не имеет информации не только о статистических характеристиках сигналов ПП, но также не обладает информацией о шумовой неопределенности в канале. Также значение мощности шума трудно вычислить в условиях низкого ОСШ, что вносит неопределенность, а также дополнительные ошибки в работу обнаружителя, что негативно сказывается на работе абонентского терминала ВП при эксплуатации в реальных условиях. Стоит отметить, что мощность шума в канале варьируется в зависимости от окружающей радиообстановки, поэтому этот подход к обнаружению является восприимчивым как к динамическому поведению ОСШ, так и к различным видам помех.

Таким образом главным недостатком данного метода для СКР является то, что из-за выбранного порога обнаружения при низких значениях ОСШ вероятность правильного обнаружения сильно снижается. Все вышеперечисленные недостатки привели к необходимости создания метода мониторинга спектра на основе ЭО с адаптивным выбором порога обнаружения сигналов ПП [125]. Из концепции СКР очевидно, что устройство ВП должно гарантировать, что оно не мешает сеансу связи ПП. А также, выполнение этого условия является одной из основных задач при предоставлении доступа к свободным радиоканалам в пределах лицензированного спектра. Поэтому предлагаемый алгоритм мониторинга направлен на снижение вероятности создания помех для ПП, т.е. направлен на снижение вероятности пропуска цели, что актуально в рамках основной концепции СКР.

В отличие от существующего алгоритма мониторинга спектра, предлагается менять порог обнаружения в зависимости от предыдущего состояния занятости канала. Если в формуле (7), полученное для канала, измерение $P_j(f)$ сравнивалось с порогом T , то в предлагаемом алгоритме, в зависимости от предыдущего значения состояния канала CS_{last} , $P_j(f)$ сравнивается либо с T_{low} либо с T_{high} . На первом шаге, когда CS_{last} неизвестно используется среднее значение T_{avg} для порогов T_{low} и T_{high} . Значение порогов рассчитывается следующим образом:

$$\begin{aligned}
 T_{low} &= T - a \\
 T_{high} &= T + b \\
 T_{avg} &= \frac{T_{low} + T_{high}}{2}
 \end{aligned}
 \tag{10}$$

где a и b – постоянные величины, T – порог обнаружения, рассчитанный по формуле (9) с использованием критерия Неймана-Пирсона. Блок-схема разработанного алгоритма представлена на рисунке 10.

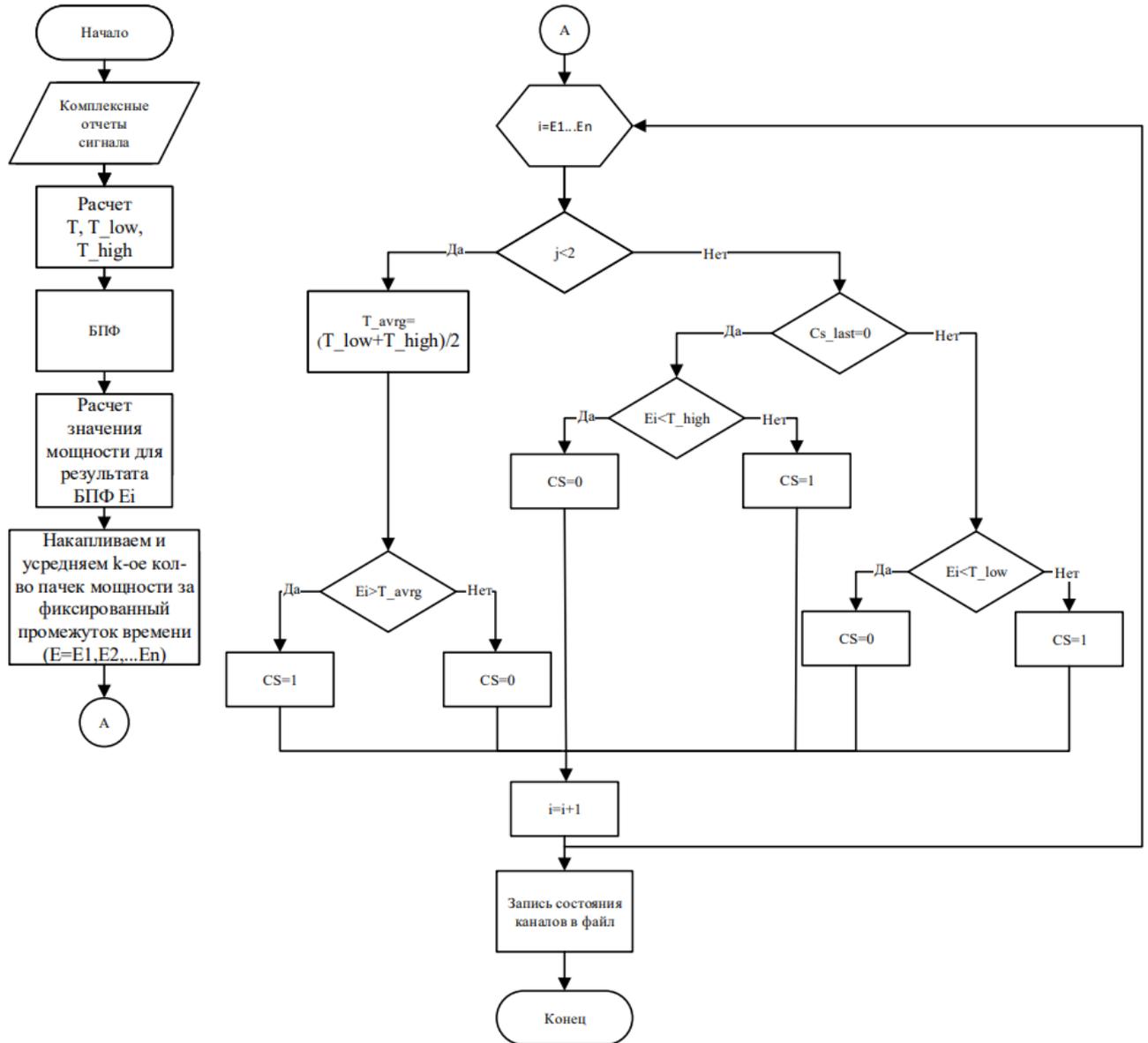


Рисунок 10 - Блок-схема разработанного метода мониторинга спектра, использующего энергетический обнаружитель с адаптивным выбором порога обнаружения

Разработанный алгоритм для мониторинга спектра ЭО с адаптивным выбором порога обнаружения сигналов ПП следующий [60, 64, 65]:

- 1) Вычисляем БПФ для принятой пачки квадратурных отсчетов.
- 2) Вычисляем значение мощности для результата БПФ.
- 3) Накапливаем и усредняем k -ое количество пачек значений мощности $E = (E_1, E_2, \dots, E_N)$ за фиксированный промежуток времени, где N – размер пачки БПФ.
- 4) Рассчитываем по формуле (9) значение порога обнаружения T .
- 5) Рассчитываем значение порогов T_{low} и T_{high} .
- 6) На первом шаге рассчитываем значение порога T_{avg} и переходим к п. 7, иначе к п. 8
- 7) Каждое значение результата п.3 (E_i) сравниваем с порогом T_{avg} . Если $E_i > T_{avg}$, то текущее состояние канала $CS = 1$, т.е. канал занят. Иначе $CS = 0$. Переходим к п. 1.
- 8) Если предыдущее состояния канала $CS_{last} = 0$, то переходим к п.9. Иначе переходим к п.10.
- 9) Если $E_i < T_{high}$, то $CS = 0$, иначе $CS = 1$. Переходим к п.2.
- 10) Если $E_i < T_{low}$, то $CS = 0$, иначе $CS = 1$. Переходим к п.2.
- 11) Полученные значения 0 и 1 в течение мониторинга формируют статистику занятости частотных каналов и записываются в файл. При мониторинге спектра в течение суток полученный файл формирует краткосрочную базу данных.

Таким образом, за счет учета предыдущего состояния канала критерии для принятия решения усложняются, но при сильных колебаниях или низком значении ОСШ это позволяет не пропустить сигнал ПП, а также не фиксировать шумовые выбросы как сигнал ПП.

2.2 Алгоритм обработки и хранения данных мониторинга спектра

В настоящее время вслед за стремительным развитием новых технологий и систем связи, также наступил взрывной рост объемов информации в мире. Это привело к появлению такого термина как «большие данные» (Big data, BD), а также различных новых технологий для их хранения, обработки и т.д. Применение технологий больших данных является актуальным направлением при построении СКР.

Использование технологий BD позволяет более эффективно выполнить построение СКР. Результатом мониторинга спектра является краткосрочная БД, а накопленные за месяц (полгода, год) результаты формируют долгосрочную БД состояния занятости частотных спектра. Таким образом, процесс обработки и хранения этих БД является типичным объектом для применения технологий BD.

В данной работе под краткосрочной (суточной) БД подразумевается матрица состояния занятости спектра, полученная в результате работы алгоритма мониторинга РЧС в диапазоне 390-490 МГц, описанного в разделе 2.1, визуальное представление которой показано на рисунке 11. Краткосрочная БД позволяет быстро предоставить актуальную за некоторый промежуток времени информацию о занятости спектра. Данная матрица является бинарной, т.е. состоит из 0 и 1, где 1 означает, что канал занят ПП, а 0 – канал свободен. Строка матрицы — это разрешение по времени, равное 1с. Таким образом, в сутки информация о занятости радиоканалов для изучаемого диапазона частот (в данном случае 390 – 490 МГц) получена 86400 раз. Разрешение по частоте зависит от выбранного размера пачки БПФ. Для данного случая размер пачки БПФ равен 256, что соответствует разрешению по частоте ~ 19 кГц. Накопленная за месяц (полгода, год) информация формирует долгосрочную БД фактического состояния использования спектра.

Таким образом долгосрочная БД постоянно обогащается новой информацией в процессе работы СКР.

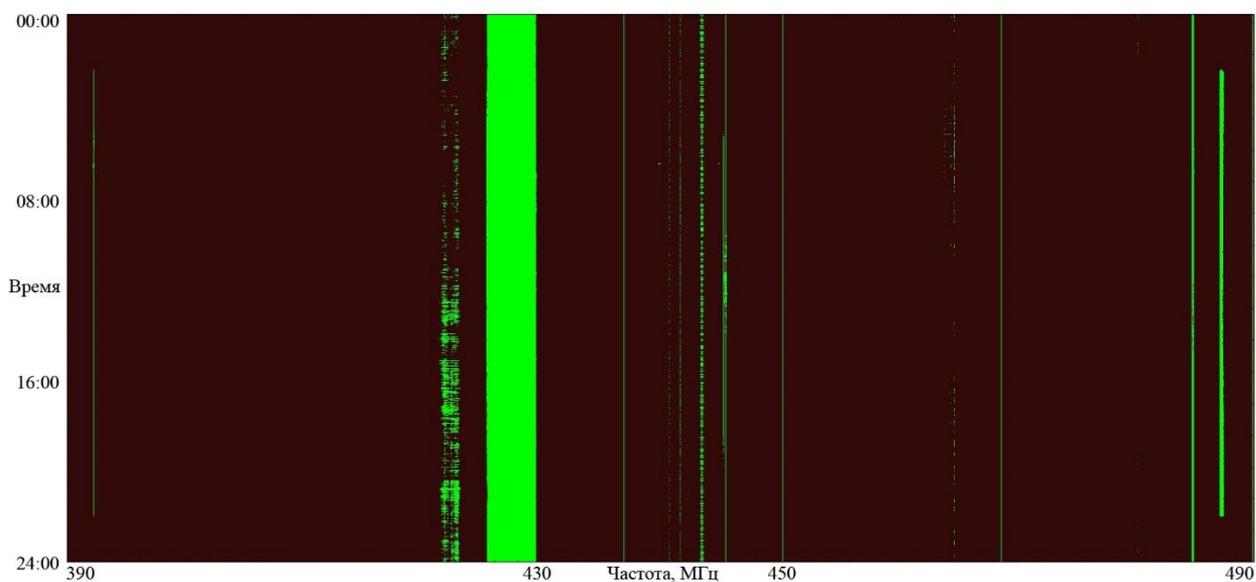


Рисунок 11 – Визуальное представление матрицы состояния занятости спектра для заданного диапазона частот

Рассмотрим процесс мониторинга спектра как один из этапов реализации СКР. В таком случае, в качестве источника информации о состоянии занятости спектра может быть использовано не только SDR. Источниками информации о состоянии спектра могут быть анализаторы спектра, получающие информацию для определенной местности, данные от измерительных компаний, базовых станций и т.д. Таким образом получается, что данные о состоянии занятости спектра могут быть получены от любого достоверного источника, при соблюдении следующего условия. Предоставляемая различными источниками информация о состоянии занятости спектра должна быть достаточной для конвертации ее к формату имеющейся БД. Из этого следует, что в зависимости от анализируемой СКР полосы частот объем БД может достигать действительно больших значений. Также стоит отметить, что, для текущей реализации процесса формирования БД, объем данных в ней хранящейся может быть легко увеличен за счет увеличения разрешения по частоте и времени. Соответственно всё это приведет к увеличению объема затрачиваемых на хранение и обработку БД ресурсов. Исходя из вышесказанного, а также учитывая перспективы развития СКР и непрерывно растущие объемы

данных о состоянии занятости спектра, целесообразно признать краткосрочную и долгосрочную БД объектами ВД. Из этого следует, что необходимо проанализировать полученные БД с точки зрения объектов ВД, с целью применения технологий ВД.

Главным, но не единственным, преимуществом использования технологий ВД является снижение затрачиваемых на хранение и взаимодействие с БД ресурсов. Однако, не стоит забывать о таком достоинстве технологий ВД, как возможность использования методов интеллектуального анализа данных. Ранее было сказано, что в перспективе развития СКР БД содержит в себе информацию о местоположении, частоте, времени и другой информации о ПП, которая может быть использована для анализа, создания моделей и прогнозирования состояния занятости спектра. Все вышеперечисленные возможности являются актуальными в рамках разработанного в данной работе алгоритма реализации СКР.

Ранее было сказано, что для применения технологий ВД на первом этапе необходимо проанализировать сформированную БД. Опираясь на визуальное представление краткосрочной БД для диапазона 390 – 490 МГц, представленной на рисунке 11, было выдвинуто предположение, что данная матрица является разреженной. Под разреженной матрицей подразумевается матрица, состоящая в основном из нулевых элементов [130]. Степень разреженности матрицы можно оценить с помощью отношения числа нулевых значений в матрице к общему количеству элементов в матрице.

Представление разреженной матрицы в виде классического двумерного массива может привести к различного рода сложностям. Одной из таких проблем является объем памяти, выделяемый на хранение такой матрицы. Большие разреженные матрицы, которые слишком велики для хранения в памяти, часто встречаются при решении задач мониторинга, например, при регистрации возникновения пользователей или подсчета активности. В таких случаях матрицы являются разреженными и имеют количество нулевых значений в разы больше, чем информационных данных. При представлении этих матриц в классическом виде требуется помнить, что необходимая для их хранения память должна быть

выделена для каждого 32-битного или даже 64-битного элемента в матрице. Это означает, что для хранения в памяти компьютера, например, матрицы размером 100×100 элементов, из которых только 10 элементов являются информационными, при выделении 2 байт на один целочисленный элемент матрицы, требуется 20000 байт оперативной памяти. Очевидно, что такой подход является нерациональным с точки зрения экономии ресурсов памяти, учитывая, что большая часть элементов матрицы не содержит полезной информации.

Учитывая, что планируется загрузить разреженную матрицу в память компьютера, то, логично предположить, что следующей задачей будет взаимодействие, выполнение различного рода операций, с данной матрицей. Важно обратить внимание на то, что выполнение операций над такой матрицей может занимать длительный промежуток времени, так как большая часть данных является нулевыми элементами. Это означает, что основная часть времени, необходимого для выполнения операции, будет затрачена на сложение, умножение и т.д. нулевых элементов между собой. Даже операция получения доступа к ненулевым элементам в разреженной матрице, при использовании традиционных методов, требует большого количества времени. Например, для той же матрицы размером 100×100 , содержащей 10 ненулевых элементов, чтобы получить доступ к ненулевым элементам, необходимо проверить все 10000 элементов. Таким образом, при работе с разреженными матрицами нецелесообразно использовать общие методы линейной алгебры, так как они включают в себя работу с нулевыми элементами. Очевидно, что с увеличением размера разреженной матрицы проблема временных затрат, необходимых для решения поставленной задачи, лишь усугубляется. Также, если при реализации алгоритма требуется большое количество операций в каждой строке, столбце или по всей матрице, то это приведет к дополнительным временным затратам.

Значительно сэкономить память, а также снизить временные затраты и другие накладные расходы на решение поставленной задачи, можно используя альтернативные структуры данных для представления, хранения и обработки разреженных матриц. Основная идея таких структур данных заключается в

хранении и обработке только данных с полезной информацией (ненулевых элементов), нулевые элементы игнорируются.

Существует множество форматов структур данных, которые можно использовать для эффективного представления разреженной матрицы, рассмотрим преимущества и недостатки некоторых из них. Словарь по ключам – индексы строк и столбцов используются как ключи, а значениями являются ненулевые элементы матрицы. Данный метод позволяет экономить выделяемую для хранения память, но последовательный доступ к элементам требует больших вычислительных затрат. Список списков – один список используется для представления строк, и каждая строка содержит список узлов вида: индекс столбца, значение (ненулевой элемент). Обычно элементы списка сортируются по индексу столбца для осуществления более быстрого поиска, однако, на формирование такой структуры данных затрачивается больше времени. Список координат – список, где один элемент — это группа из трех параметров: строка, столбец, значение ненулевого элемента. Для такого подхода характерно хранить размерность матрицы, так как подразумевается, что не сохраненные значения являются нулями, и сортировать записи сначала по индексу строки, а затем по индексу столбца, чтобы сократить время произвольного доступа. Для более эффективного выполнения арифметических операций существуют два наиболее часто используемых подхода: сжатая разреженная строка и сжатый разреженный столбец. Сжатая разреженная строка – формат описывает матрицу тремя одномерными массивами, которые содержат ненулевые значения, экстенды строк и индексы столбцов. Сжатый разреженный столбец похож на предыдущий метод, однако строки и столбцы меняются ролями. Ненулевые значения храним по столбцам, по второму массиву можем определить строку, после подсчётов с третьим массивом – определяются столбцы. Данные структуры наиболее часто встречаются при решении задач машинного обучения, так как поддерживают наиболее эффективный доступ и умножение матриц.

Ранее было сказано, что опираясь на краткосрочную БД для диапазона 390 – 490 МГц, представленную на рисунке 11, нами было выдвинуто предположение,

что данная матрица является разреженной. В результате анализа выявлено, что для анализируемой матрицы, размером 86400×5120 , объем занятых каналов составляет $1/10$ от всего ее объема. Таким образом, показатель разреженности для данной матрицы составляет 90%. Следовательно, исходная матрица является разреженной, а для ее хранения и обработки необходимо использовать специальные структуры данных и методы взаимодействия с матрицей.

2.3 Алгоритмы предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

Из алгоритма ДДС, представленного на рисунке 9, видно, что взаимодействие с БД осуществляется для предоставления свободного участка спектра ВП. Для решения данной задачи в диссертационной работе разработано два алгоритма предоставления частотного канала ВП, подробно описанные в разделах 2.3.1 и 2.3.2. Разница алгоритмов заключается в подходах хранения данных БД и взаимодействия с краткосрочной БД, визуальное представление которой приведено на рисунке 11. Первый алгоритм взаимодействует с БД как с классическим двумерным массивом (матрицей), далее именуемый классическим алгоритмом (см. раздел 2.3.1). Второй алгоритм исходную БД преобразует в структуру данных для хранения разреженной матрицы, далее именуемый вычислительно эффективным алгоритмом (см. раздел 2.3.2). Основным принципом каждого из алгоритмов является следующий. В определенные моменты времени (например, раз в сутки) долгосрочная БД с использованием результатов оперативного мониторинга спектра актуализируется. При поступлении запроса от устройства ВП, каждый из алгоритмов запускает процесс поиска свободной полосы частот. Устройство ВП в качестве исходных данных предоставляет SDR устройству БС время начала сеанса связи, длительность сеанса и полосу частот передаваемого сигнала. Заданные устройством ВП исходные данные можно интерпретировать как размеры блока с нулевыми значениями. Таким образом задача поиска свободной полосы частот

сводится к задаче поиска в исходной матрице субблока заданного размера, содержащего в себе только нулевые элементы. Результатом работы каждого из алгоритмов является значение центральной частоты свободного радиоканала, которое удовлетворяет запросу устройства ВП.

2.3.1 Алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

Данный алгоритм напрямую взаимодействует с краткосрочной БД, т.е. взаимодействует с матрицей состояния занятости спектра как с двумерным массивом элементов. Алгоритм основан на решении задачи по памяти, который организует хранение исходных данных в виде одномерного массива и осуществляет перебор значений матрицы. Алгоритм предоставления свободного радиоканала для ВП, далее классический алгоритм, реализующий поиск нулевого субблока, с заданными устройством ВП размерами, следующий:

1. В матрице SDR устройство БС получает строку, индекс которой равен времени начала сеанса связи.
2. В полученной строке, начиная с элемента *startFreq*, который соответствует индексу столбца и на первом шаге равен 0, проверяется выполнение следующего условия. Если в данной строке элемент с текущим индексом равен 1, то переходим к пункту 3, иначе переходим к пункту 4.

$$\begin{aligned} i &= \text{startFreq} \dots \text{startFreq} + \text{columns}; \\ i &\rightarrow 1 \end{aligned} \tag{11}$$

3. Присваиваем стартовой частоте (*startFreq*) значение текущего элемента плюс 1 и проверяем выполняется ли следующее условие. Если $\text{startFreq} + \text{columns}$, где *columns* – полоса передаваемого сигнала, выраженная через число столбцов требуемого субблока, больше числа элементов в строке матрицы (*numberElementLine*), то передаем устройству ВП сообщение о том, что свободный радиоканал не найден. Иначе переходим к пункту 1.

$$\begin{aligned} startFreq &= i + 1 \\ startFreq + columns &> numberElementLine \end{aligned} \quad (12)$$

4. Переходим к следующему элементу в строке. Если текущий элемент не равен значению $startFreq + columns$, то переходим к пункту 2 и проверяем выполняется ли его условие. Иначе переходим к пункту 5.
5. SDR устройство БС получает строку матрицы для следующего момента времени. Если текущий момент времени не равен времени окончания сеанса связи, то переходим к пункту 2. Иначе переходим к пункту 6.

$$\begin{aligned} it &= startSearch...endSearch \\ it &\neq endSearch \end{aligned} \quad (13)$$

6. Исходя из полученного значения $startFreq$ и характеристик исходной матрицы состояния занятости спектра, рассчитывается и сообщается устройству ВП центральная частота свободного радиоканала.

Структурная схема классического алгоритма предоставления частотного ресурса ВП представлена на рисунке 12.

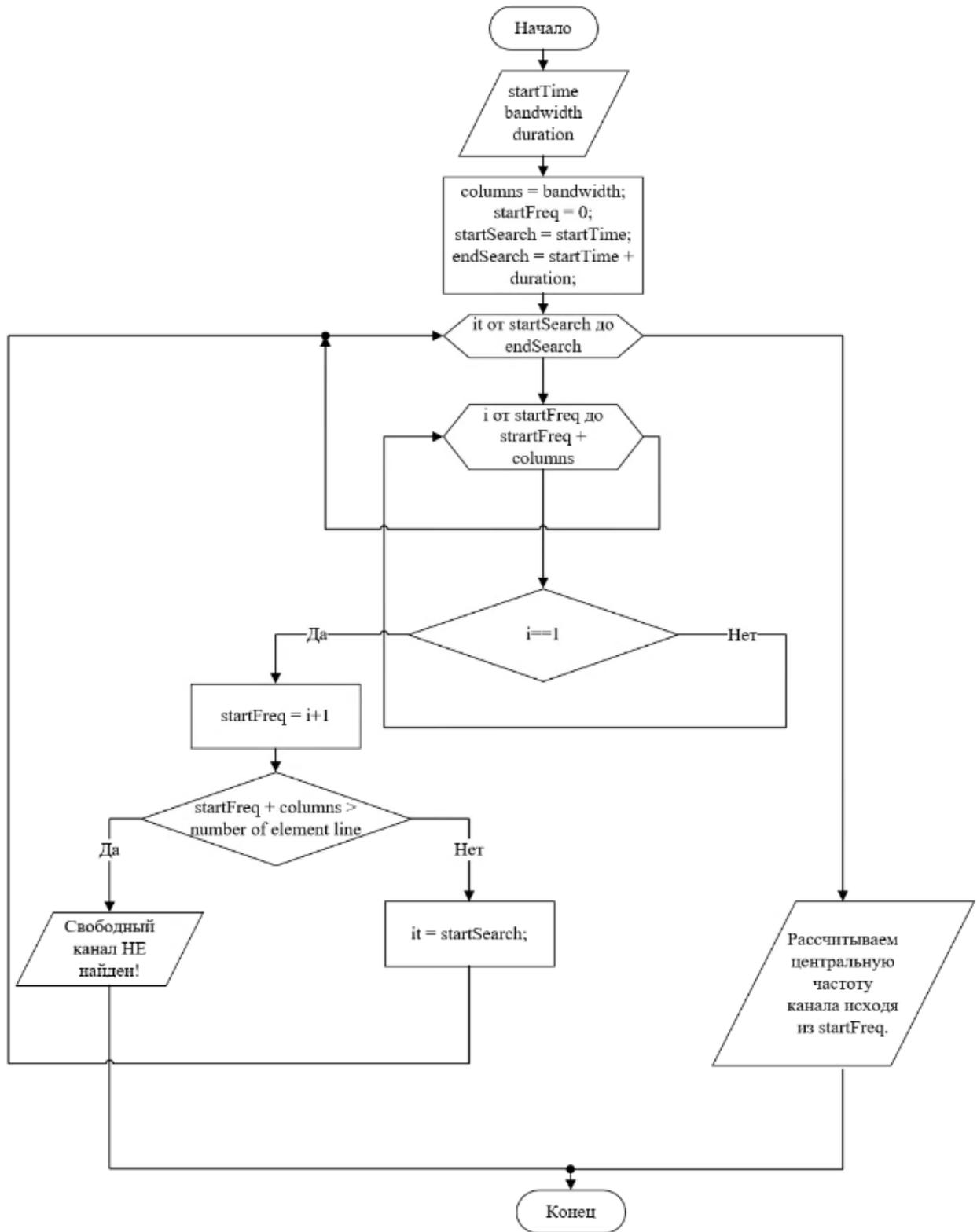


Рисунок 12 - Структурная схема классического алгоритма предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

2.3.2 Вычислительно эффективный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

В данном алгоритме для представления исходной матрицы, с учетом ее разреженности, использовалась структура данных «список списков». Так как основным этапом в алгоритме является поиск, а элементы списка изначально сортируются по индексу столбца, то данная структура данных позволяет увеличить быстродействие алгоритма. Однако, учитывая, что БД является бинарной, то информацию несут только индексы расположения ненулевых элементов, таким образом необходимость в хранении значения ненулевого элемента отпадает. Поэтому, разреженная матрица хранится в виде списка с множеством индексов ненулевых элементов, как показано на рисунке 13. Индексы списка соответствуют индексам строки исходной матрицы (моментам времени), а элемент списка содержит множество индексов столбцов (частот) исходной матрицы, в которых расположены ненулевые элементы для данной строки (для текущего момента времени). Также стоит отметить, что если строка исходной матрицы содержит в себе только нулевые элементы, то элемент списка, соответствующий данной строке, будет пустой. Таким образом, снижаются затраты на выделение памяти.

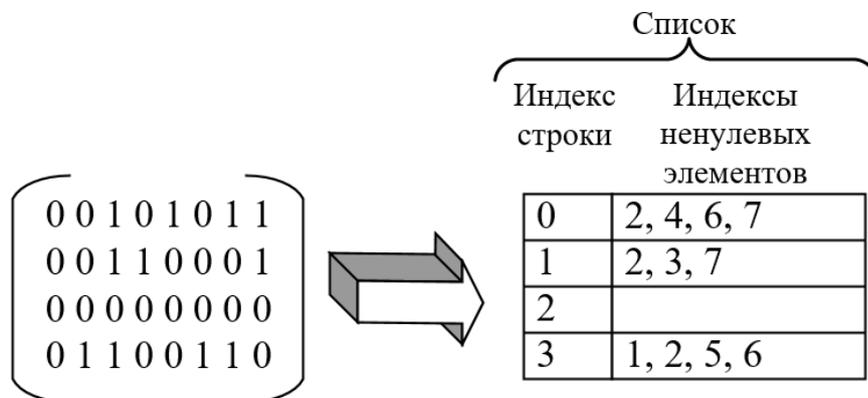


Рисунок 13 - Схема представления разреженной матрицы в виде списка

Вычислительно эффективный алгоритм предоставления свободного участка спектра ВП следующий:

1. В списке, представляющем разреженную матрицу, для элемента, индекс которого равен времени начала сеанса связи, SDR устройство БС получает соответствующее ему множество ненулевых элементов.
2. В полученном множестве ненулевых элементов устройство БС находим ищет первый элемент (стартовый элемент, $startElem$), который больше или равен стартовой частоте ($startFreq$)

$$startElem \geq startFreq \quad (14)$$

На первом шаге под стартовой частотой подразумевается индекс столбца равный 0.

$$startFreq = 0 \quad (15)$$

3. В полученном множестве ненулевых элементов SDR устройство БС проверяет удовлетворяет ли текущий элемент (первоначально равный $startElem$) следующему условию. Если текущий элемент меньше $startFreq + columns$, где $columns$ – полоса передаваемого сигнала, выраженная через число столбцов требуемого подблока, то переходим к пункту 4. Иначе переходим к пункту 5.

$$\begin{aligned} i &= startElem...endElem; \\ i &< startFreq + columns \end{aligned} \quad (16)$$

4. Стартовой частоте ($startFreq$) присваивается значение текущего элемента плюс 1 и проверяется выполнение следующего условия. Если $startFreq + columns$ больше числа элементов в строке исходной матрицы ($numberElementLine$), где исходная матрица – матрица до ее представления в виде списка, то передаем устройству ВП сообщение о том, что свободный радиоканал не найден. Иначе переходим к пункту 1.

$$\begin{aligned} startFreq &= i + 1 \\ startFreq + columns &> numberElementLine \end{aligned} \quad (17)$$

5. В списке для следующего момента времени SDR устройство БС получает множество ненулевых элементов. Если текущий момент времени не равен времени окончания сеанса связи, то переходим к пункту 2. Иначе переходим к пункту 7.

$$\begin{aligned}it &= startSearch...endSearch \\it &\neq endSearch\end{aligned}\tag{18}$$

6. Исходя из полученного значения startFreq и характеристик исходной матрицы состояния занятости спектра, рассчитывается и сообщается устройству ВП центральная частота свободного радиоканала.

Структурная схема разработанного вычислительно эффективного алгоритма предоставления частотного ресурса ВП представлена на рисунке 14.

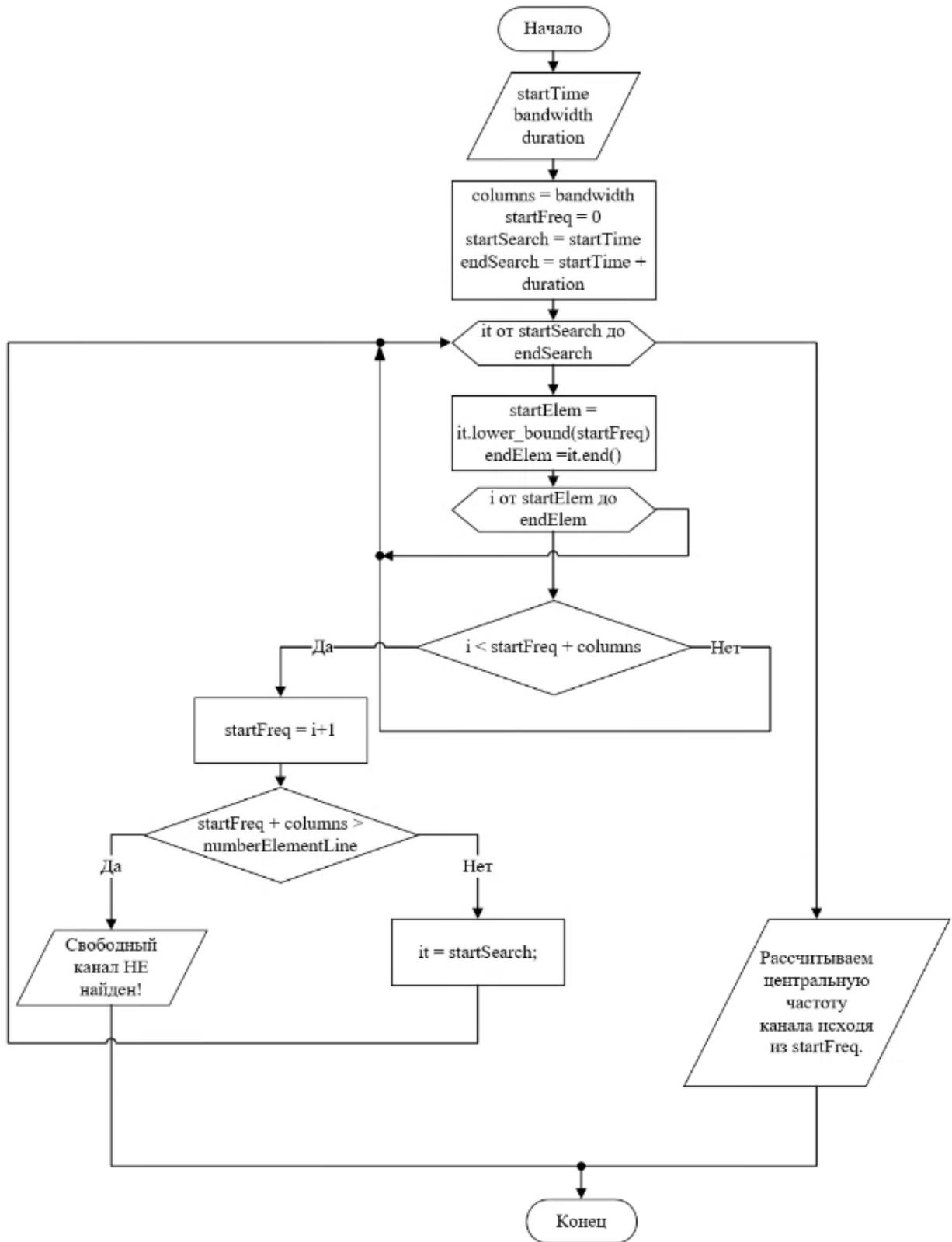


Рисунок 14 - Структурная схема вычислительно эффективного алгоритма предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

В вопросе вычислительной сложности и высокой производительности представление и работа с разреженными матрицами, как если бы они были классическими матрицами, накладывает дополнительные затраты на хранение

данных в памяти и времени обработки запросов, как описано в разделе 2.2. Из чего сделан вывод, что выгодно использовать специальные структуры данных и операции, которые направлены на работу с разреженными данными. Таким образом, на основании исследования структур данных для представления разреженной матрицы, а также учитывая особенности входной информации была предложена собственная структура данных в виде списка. Предложенная структура представлений данных и соответствующие методы обработки позволят значительно увеличить допустимую размерность решаемых задач, и сократить требования к используемой памяти. Однако, необходимо периодически проводить проверку исходной матрицы на разреженность, так как в том случае, если матрица не является разреженной, алгоритм перестает быть вычислительно эффективным.

2.4 Алгоритм прогнозирования состояния спектра

2.4.1 Алгоритм прогнозирования спектра на основе временных шаблонов

Так как радиочастотный спектр предназначен для использования систем связи определенных стандартов и протоколов, для некоторых из которых существует конкретное расписание сеансов связи, то ожидается, что интеллектуальный анализ использования РЧС выявит соответствующие закономерности. Данный раздел описывает метод прогнозирования спектра на основе временных шаблонов. Этот метод позволяет предсказывать будущее состояние занятости спектра на основе анализа исторических наблюдений о состоянии каналов и обнаружения временных шаблонов.

Временные шаблоны – наборы элементов, подвыборки данных, которые встречаются в анализируемом наборе данных с частотой, превышающей пороговое значение, установленное пользователем. Рассмотрим, как метод временных шаблонов используется для прогнозирования состояния спектра в работе [131].

Пусть x обозначает состояние занятости канала и может принимать значения равные 0 и 1, где «0» означает, что канал «свободен», а «1» соответствует состоянию канала «занят». Тогда состояние одного спектрального канала за фиксированный промежуток времени может быть представлено двоичным временным рядом. Очевидно, что состояние занятости для N каналов за определенный интервал времени будет представлено в виде бинарной матрицы.

Предположим, что нам известно состояние N каналов за предыдущий интервал времени T . Тогда состояние занятости спектра для данного случая можно представить в виде матрицы следующим образом:

$$\begin{bmatrix} x_{0,0} & x_{0,1} & \dots & x_{0,T} \\ x_{1,0} & x_{1,1} & \dots & x_{1,T} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N,0} & x_{N,1} & \dots & x_{N,T} \end{bmatrix}, \quad (19)$$

где $x_{i,j}$ – значение состояния занятости i -го канала в момент времени j .

Для простоты понимания, рассмотрим задачу прогнозирования состояния спектра для следующего временного интервала для 2 частотных каналов.

Следовательно, необходимо определить значения переменных $x_{i,T+1}$ и $x_{i+1,T+1}$.

Для этого анализируем входную матрицу с целью определения подматрицы как временного шаблона. Пусть временным шаблоном, для данной задачи, считается подматрица, которая встречается не менее 20 раз по всему временному ряду состояний спектра для этих каналов. В таком случае, если подматрица

$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ встречается 100 раз, то ее можно считать шаблоном. Обнаруживая во

входной матрице временной шаблон $B = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$, который встречается 99 раз,

мы можем выполнить прогнозирование. Таким образом, можно заключить, что с

вероятностью 0,99 (99/100) $x_{i,T+1} = 1$ и $x_{i+1,T+1} = 0$, при условии, что

$$\begin{bmatrix} x_{i,T-2} & x_{i,T-1} & x_{i,T} \\ x_{i+1,T-2} & x_{i+1,T-1} & x_{i+1,T} \end{bmatrix} = A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}. \quad \text{Для долгосрочного прогнозирования,}$$

например, на k значений вперед, в данном методе необходимо обнаружить временной шаблон соответствующего размера. Таким образом, для успешного прогнозирования состояния спектра методом временных шаблонов необходимо решить две задачи: обнаружить временные шаблоны и ассоциативные правила для них.

Существует множество работ, направленных на развитие данного метода. Если в работах [132–134] число необходимых для точного прогнозирования априорных данных было фиксировано, то в работе [131] этот параметр изучается в процессе интеллектуального анализа входных данных и автоматически настраивает алгоритм на соответствующий размер прошлых данных. В работе [135] представлен метод прогнозирования занятости спектра на основе временных периодических шаблонов. Под временным периодическим шаблоном подразумевается шаблон, отражающий регулярность появления набора элементов не постоянно во времени, а в определенные временные интервалы (сезонно). Например, шаблон, который показывает, что частотный канал интенсивно используется в определенное время суток каждый день, но не является регулярным в остальное время, считается временным периодическим шаблоном. Работа [135] направлена на обнаружение не только временных шаблонов, но и периодических шаблонов занятости спектра, тем самым пополняя набор ассоциативных правил прогнозирования и снижая вероятность ошибки при прогнозировании состояния занятости спектра. Также использование структуры списка индексов и проверка на валидность потенциальных временных шаблонов позволяют увеличить быстродействие процесса интеллектуального анализа данных.

Стоит отметить, что в работах [131], [135] авторы проводили оценку производительности предложенных алгоритмов на основе реальных данных, полученных для диапазонов стандартов GSM, TV и т.д. В работе [135] результаты исследования показали, что предложенный алгоритм значительно снижает вероятность ошибки прогнозирования по сравнению с ранними работами.

Основным недостатком алгоритма прогнозирования спектра на основе временных шаблонов является значительное увеличение вероятности ошибки предсказания в случае прогнозирования состояния спектра вне одной системы связи. При использовании данного алгоритма для различных систем связи временные шаблоны различных служб сталкиваются. Обнаруженные временные шаблоны для одной системы связи могут привести к ошибкам прогнозирования для другой системы, что в свою очередь приводит к снижению точности алгоритма. Учитывая, что транкинговые системы связи используют различные стандарты связи и расписания сеансов связи, то использование алгоритма прогнозирования спектра на основе временных шаблонов приведет к нарушению основного требования к технологии ДДС о сохранении прав и качества связи для ПП. Перечисленные ранее недостатки метода прогнозирования на основе временных шаблонов позволяют сделать вывод, что ключевым решением задачи долгосрочного прогнозирования спектра является использование рекуррентных моделей глубокого обучения.

2.4.2 Алгоритм прогнозирования спектра с использованием нейронных сетей

Стремительное развитие вычислительной мощности и бурный рост объема обрабатываемых данных привели к активному внедрению технологий искусственного интеллекта в различные области исследований. Наибольшим спросом в настоящее время пользуется направление машинного обучения как класс методов искусственного интеллекта.

Машинное обучение – процесс, реализующий вычислительные методы, которые предоставляют системам возможность обучаться на данных или на основе опыта [136]. В последнее время использование методов машинного обучения для развития искусственного интеллекта можно встретить в различных сферах жизнедеятельности человека, например, медицина, транспорт, развлечения и

телекоммуникации. Методы машинного обучения добились больших успехов в решении задач прогнозирования и принятия решений. Существующие научные статьи в области телекоммуникаций показывают, что грамотное использование данной технологии позволяет решать такие задачи, как прогнозирование пропускной способности в сетях мобильной связи, обнаружение сбоев в работе сети и многое другое [137–140]. В задаче прогнозирования спектра ключевым этапом является распознавание шаблонов и зависимостей, а методы машинного обучения должны быть хорошим инструментом для их поиска. Как показывает анализ существующих работ [138–140], одним из наиболее популярных методов прогнозирования являются искусственные нейронные сети.

2.4.2.1 Искусственные нейронные сети

Нейронные сети, известные также как искусственные нейронные сети (ИНС), являются частью машинного обучения и лежат в основе алгоритмов глубокого обучения. ИНС – модель машинного обучения, созданная по принципу работы человеческого мозга, состоящего из нейронов, образующих между собой и внешней средой связи. Модель ИНС состоит из следующих слоев нейронов: входной слой; один или несколько скрытых слоев; выходной слой. Нейроны одного слоя соединяются с нейронами другого слоя весами, которые отображают информативность одних входных данных по сравнению с другими. Также каждый нейрон имеет функцию активации, которая используется как пороговое устройство и определяет выход нейрона. Если выход любого отдельного нейрона превышает указанное пороговое значение, то нейрон переходит в активное состояние и отправляет данные на следующий слой, в ином случае данные дальше не передаются. В процессе функционирования ИНС осуществляет преобразование входного вектора данных, вид которого изменяется весами межнейронных связей, типом функции активации, архитектурой и конфигурацией сети, а выходной вектор рассчитывается как результат прохождения входных данных через сеть.

Увеличивая или уменьшая количество скрытых слоев и количество нейронов скрытого слоя, можно реализовать любую сложную нелинейную функцию, т.е. изменять глубину и ширину ИНС.

Для обучения ИНС могут использоваться как методы обучения без учителя, например, для модели сетей Кохонена, так и методы обучения с учителем. Наиболее распространенным методом обучения ИНС с учителем является метод обратного распространения. Процесс обучения ИНС осуществляется в два этапа: прямое распространение ошибки; обратное распространение ошибки. Результатом прямого распространения является предсказание выходного вектора при применении входного вектора. При обратном распространении вычисляется ошибка между предсказанным результатом, полученном на этапе прямого распространения, и ожидаемым (из обучающего набора). Полученное значение ошибки распространяется обратно от выходного до входного слоев, при этом корректируя значения межнейронных связей (весов и смещений).

Обученные нейронные сети способны решать крайне сложные задачи по сбору, анализу и созданию новой информации. ИНС являются мощными инструментами в области компьютерных наук и искусственного интеллекта, а также продолжают находить свое применение в различных областях жизнедеятельности человека. Можно выделить следующие категории задач, решаемых ИНС:

- Классификация и распознавание образов – определение принадлежности неизвестного ранее образа к определенному классу.
- Прогнозирование – предсказание значения некоторой последовательности на основе ее предыдущих значений. Является частным случаем задачи регрессии.
- Кластеризация – объединение объектов в сравнительно однородные группы на основе близости и свойств (признаков).

- Оптимизация – поиск наилучшего решения, удовлетворяющего системе критериев, для достижения наибольшей эффективности процесса.

ИНС используются в большинстве систем распознавания и синтеза речи, а также распознавания, обработки и даже синтеза изображений. ИНС применяется в некоторых системах навигации, например, для роботов пылесосов или беспилотных автомобилей, машинном переводе, компьютерном зрении, здравоохранении, в части постановки диагноза, телекоммуникациях, например, для сжатия видео или оптимизации сотовых сетей связи, и т.д.

Очевидно, что главным преимуществом ИНС является их обучаемость, однако это не все их достоинства. Одним из достоинств ИНС является способность эффективно реализовывать нелинейные зависимости, более точно описывающие наборы данных по сравнению с линейными методами статистики. Также стоит отметить такое свойство ИНС как адаптивность. ИНС могут быть обучены для работы в условиях незначительной нестабильности параметров среды. Помимо этого, можно создать ИНС, которая будет корректировать собственные параметры, например, веса, в зависимости от динамического изменения среды. Также ИНС являются отказоустойчивыми. Так как информация в ИНС хранится распределено, то повреждение отдельного нейрона или его связи в медленном темпе скажется на работоспособности сети. Отсюда следует, что только серьезные вмешательства в структуру ИНС могут повлиять на ее эффективность.

Из всего вышесказанного следует, что обученную ИНС можно эффективно использовать для извлечения закономерностей занятости спектра, долгосрочного прогнозирования поведения пользователей РЧС, что позволит обеспечить эффективное распределение частотного ресурса в рамках концепции СКР. Поэтому рассмотрим подробнее наиболее популярные типы ИНС: нейронные сети прямого распространения и рекуррентные.

1. Нейронная сеть прямого распространения — сеть, в которой данные поступают на вход и передаются только в одном направлении, проходя слой за слоем, пока не достигнут выходов. Главным признаком ИНС прямого

распространения является отсутствие обратной связи. Простейшей формой такой ИНС является однослойный персептрон, представленный на рисунке 15. Довольно часто такой тип ИНС используется для задач классификации, например, классификации текста, распознавания объектов, компьютерного зрения, включая обработку изображения.

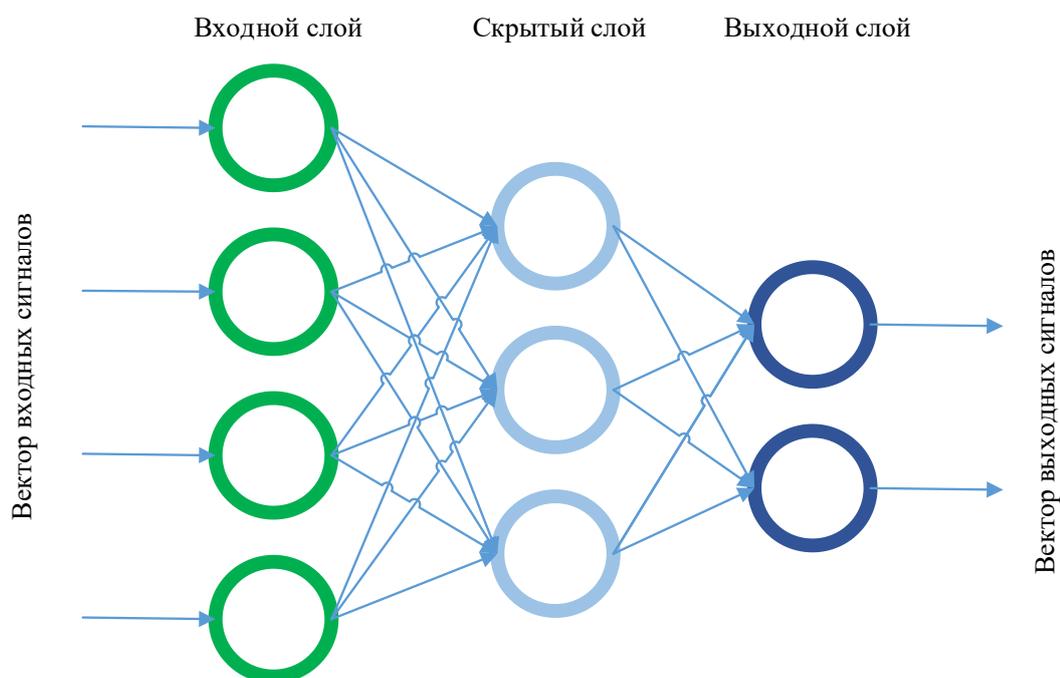


Рисунок 15 - Архитектура нейронной сети прямого распространения

2. Рекуррентные нейронные сети – это ИНС, которые используются для анализа временных последовательностей, когда необходимо учитывать предыдущее значение элемента последовательности. Примерами временных последовательностей могут быть аудиосигналы, данные об изменении положения объекта во времени, текстовая информация или данные об использовании трафика пользователем в течении дня и т.д. В ИНС прямого распространения подразумевается, что все входы и выходы независимы, однако для анализа такого рода информации данная концепция не подходит. Например, если мы хотим перевести какую-то фразу с одного языка на другой, то стоит учитывать порядок слов в предложении. Рекуррентные ИНС часто называют сетями с «памятью», поскольку они учитывают предшествующую информацию с помощью обратной связи, чтобы влиять на текущий вход и выход нейрона. Архитектура рекуррентной

ИНС представлена на рисунке 16. Существуют следующие варианты архитектур рекуррентных ИНС: двунаправленные ИНС; сети с долговременной и кратковременной памятью (LSTM); управляемые рекуррентные блоки. Рекуррентные ИНС обычно используются для таких задач как языковой перевод, обработка естественного языка, распознавание речи и рукописного текста, синтеза текста в речь, прогнозирование временных рядов и многих других задач.

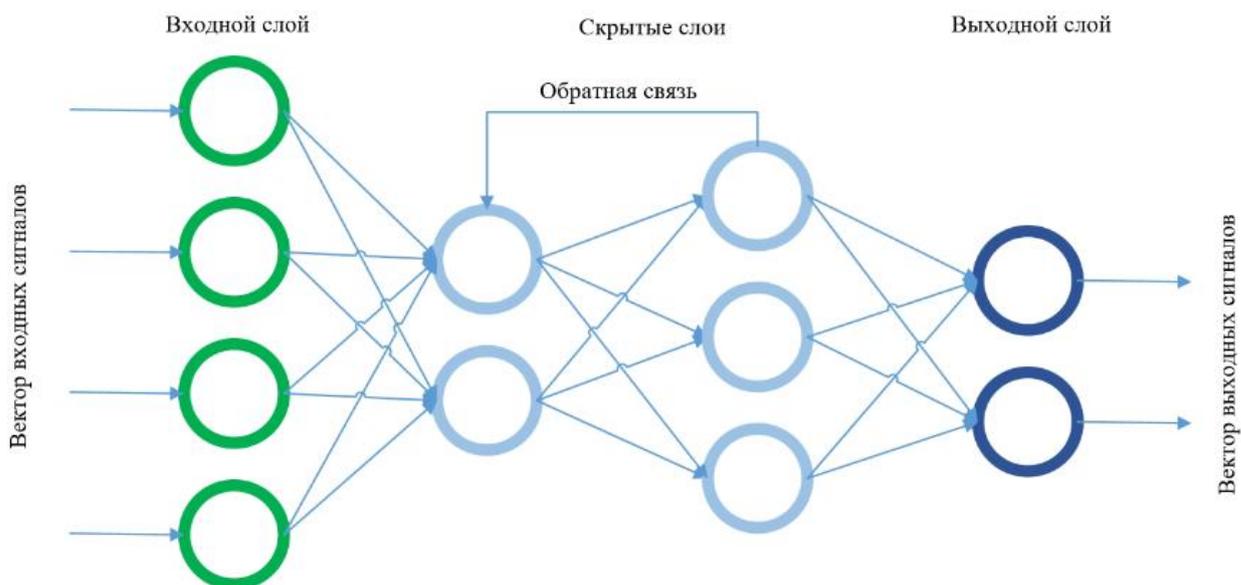


Рисунок 16 - Архитектура рекуррентной нейронной сети

2.4.2.2 Архитектура нейронной сети долгой краткосрочной памяти

Поскольку информация о занятости РЧС представляет собой многомерную временную последовательность, а для прогнозирования состояния спектра необходимо решать регрессионную задачу, то, очевидно, что для эффективного достижения поставленной цели, необходимо использовать рекуррентную ИНС глубокого обучения.

Простые рекуррентные ИНС обладают рядом недостатков: кратковременной памятью – когда при каждой итерации данные, хранящиеся в памяти, смешиваются с новой информацией и через несколько итераций полностью перезаписываются; исчезающий градиент – когда значение градиента уменьшается по мере его

распространения во времени, что препятствует дальнейшему обучению глубокой ИНС. Для решения данных проблем разработана архитектура глубокой рекуррентной ИНС с долгой краткосрочной памятью (Long Short-Term Memory, LSTM). Глубокие ИНС с архитектурой LSTM прекрасно подходят для задачи прогнозирования последовательностей благодаря своей способности определять долгосрочные временные закономерности, а также возможности работы с большими объемами данных.

В сетях LSTM элементом сети является не один нейрон или слой из нейронов, а целый набор слоев, которые взаимодействуют друг с другом по определенным правилам. Такие наборы называются ячейками. Структура ячейки LSTM представлена на рисунке 17, где x_t – входной элемент последовательности, h_t – выходное значение ячейки. Рассмотрим подробнее данную структуру.

Основой в ячейке LSTM является «состояние» ячейки или ячейка памяти, сигнал, который передает информацию с предыдущего этапа работы сети C_{t-1} на следующий этап C_t . Именно благодаря этому сигналу сеть LSTM может хранить данные длительный промежуток времени, т.е. обладает памятью.

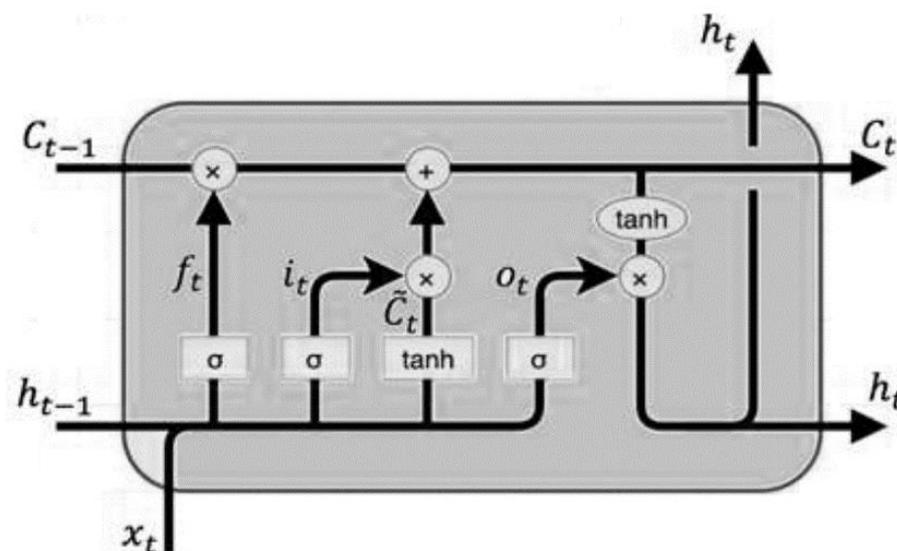


Рисунок 17 - Структура ячейки LSTM [141]

Для управления состоянием ячейки в LSTM используются «вентили». Вентиль – слой нейронов, имеющий на выходе сигмоидальную функцию активации, и последующая операция поэлементного умножения. В зависимости от

выхода нейронного слоя, элемент сигнала может быть ослаблен, вообще не передаваться или передаться без изменений. В сетях LSTM используется три вентиля: вентиль забывания, входной вентиль, выходной вентиль. Вентиль забывания определяет, когда стереть данные из ячейки. Входной вентиль определяет какие данные записать в ячейку, а выходной вентиль определяет результат вывода ячейки. Стоит отметить, что ячейка LSTM передает на следующий этап работы сети два сигнала: состояние ячейки C_t и ее выходное значение h_t .

На первом этапе, согласно структуре ячейки LSTM (см. рисунок 17), рассматривается вентиль забывания, который определяет, что необходимо стереть из ячейки памяти. Вентиль забывания анализирует текущие данные x_t , которые поступили на вход ИНС, и выходное значение сети с предыдущего этапа работы сети h_{t-1} . Это нейронный слой с функцией активации сигмоид, у которого на выходе значения в диапазоне от 0 до 1, где 0 – «ничего не передавать», 1 – «передать без изменения». Сигмоидальная функция описывается следующим образом: $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$. Таким образом, если какой-то нейрон выдает значение 0, то соответствующее значение в ячейки состояния стирается, не передается дальше. Вектор вентиля забывания определяется следующим образом:

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f), \quad (20)$$

где W_f и U_f – весовые матрицы вентиля забывания входных и рекуррентных соединений соответственно, а b_f – вектор смещения.

На втором этапе определяется будет ли новая информация влиять на состояние ячейки. Данный этап состоит из нескольких частей. Сначала, с помощью нейронного слоя с функцией активации гиперболический тангенс, который анализирует текущие входные данные x_t и данные с предыдущего этапа работы ИНС h_{t-1} , производится расчет кандидатов на новые значения \tilde{C}_t . Далее входной вентиль, т.е. нейронный слой с функцией активации сигмоид, решает какие именно данные \tilde{C}_t необходимо записать в ячейку памяти. Таким образом, кандидаты

состояния ячейки \tilde{C}_t и вектор входного вентиля i_t определяются как функции весовых матриц W_C , U_C , W_i , U_i и векторов смещения b_C , b_i следующим образом:

$$\begin{aligned}\tilde{C}_t &= \tanh(W_C x_t + U_C h_{t-1} + b_C) \\ i_t &= \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)\end{aligned}\quad (21)$$

Далее, рассмотрим процесс обновления состояния ячейки C_t . На первом шаге определяем какие данные необходимо стереть из памяти, для этого получаем данные с выхода вентиля забывения f_t и выполняем операцию поэлементного умножения с данными, которые пришли с предыдущего этапа работы ИНС C_{t-1} . На втором шаге выполняем операцию поэлементного сложения результата первого шага с результатом поэлементного мультиплексирования выхода входного вентиля i_t и кандидатов состояния ячейки \tilde{C}_t . Таким образом, вектор состояния ячейки можно вычислить следующим образом:

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes \tilde{C}_t \quad (22)$$

Значение C_t является новым значением в ячейке памяти и передается на вход сети в следующий момент времени.

На следующем шаге рассчитывается выходное значение ячейки. Выходное значение ячейки h_t – результат поэлементного мультиплексирования выхода нейронного слоя с функцией активации гиперболический тангенс, который анализирует значения C_t , с результатом выходного вентиля o_t . Результат выходного вентиля o_t и выходное значение ячейки h_t определяется следующим образом:

$$\begin{aligned}o_t &= \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o) \\ h_t &= o_t \otimes \tanh(C_t),\end{aligned}\quad (23)$$

где W_o и U_o – весовые матрицы выходного вентиля входных и рекуррентных соединений соответственно, а b_o – вектор смещения. Стоит отметить, что результат h_t также передается на вход сети в следующий момент времени $t+1$. Для обучения такой ИНС используется метод обучения с учителем и алгоритм обратного распространения ошибки.

2.4.2.3 Модель нейронной сети для задачи прогнозирования спектра

Как правило, построение модели ИНС начинается с анализа и представления входных данных в формате, соответствующем для выбранного типа модели. Для задачи прогнозирования при работе с временными рядами и сетями LSTM используется обучение с учителем, а входные данные представляют собой длинную последовательность. Поэтому наборы данных формируются на основе скользящего окна последовательных выборок из входных данных.

В предыдущих разделах было сказано, что состояния занятости для N частотных каналов за интервал времени T , при условии, что состояние канала может принимать значения только 0 или 1, где «0» означает, что канал «свободен», а «1» соответствует состоянию канала «занят», представляют собой бинарную матрицу. Очевидно, что размер этой бинарной матрицы зависит от методов измерения значения спектра в реальной системе связи и может принимать большое значение. То есть, входные данные ИНС – это большая бинарная матрица. Разбиение такой матрицы на наборы данных с использованием скользящего окна происходит в соответствии с рисунком 18.

Скользящее окно \rightarrow

f_1	0	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0
f_2	1	1	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
f_3	1	0	0	0	1	1	0	1	0	1	1	1	0	0	0
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
f_{N-1}	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	1
f_N	1	1	1	0	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0
	t1	t2	t3	t4	t5	t6	t7	t8	t9	t10	t11	t12	t13	t14	t15

Рисунок 18 – Формирование наборов входных данных с использованием скользящего окна

Предположим, что длина скользящего окна равна 6, выходом сети являются прогнозируемые состояния занятости нескольких каналов во временном слоте t_7 , в то время как известный вектор во временном слоте t_7 маркируется, т.е. отмечается как правильное выходное значение для этого образца (данного скользящего окна). При таком подходе скользящее окно сдвигается на один временной интервал вперед, чтобы сформировать выборку, которая составит набор данных для ИНС. Помимо этого, вся входная бинарная матрица разбивается на обучающий набор данных, проверочный набор и тестовый набор данных в соответствии с определенной пропорцией. В данном случае рассматривалась модель ИНС с предсказанием для нескольких выходов, т.е. для всех частотных каналов.

Наиболее часто под прогнозированием временных рядов подразумевается выполнение предсказания для входных данных на один временной шаг вперед. Такой подход называется одношаговым прогнозированием и выполняется по текущим и предыдущим значениям из входного набора данных. Для долгосрочного прогнозирования состояния спектра необходимо рассматривать модель ИНС с предсказанием для нескольких выходов и нескольких временных шагов. Такой тип модели носит название многошаговой. Многошаговая модель ИНС должна научиться прогнозировать диапазон будущих значений, т.е. такая модель предсказывает последовательность будущих значений. Если рассматривать

простую многошаговую модель, то мы увидим, что она использует для прогноза одношаговую, после чего предсказанное значение приравнивается к текущему и снова используется одношаговая модель. Такой цикл прогнозирования повторяется до получения необходимого количества выходных временных шагов.

Учитывая вышесказанное, на рисунке 19 представлена структурная схема разработанного алгоритма прогнозирования состояния занятости спектра с использованием ИНС.

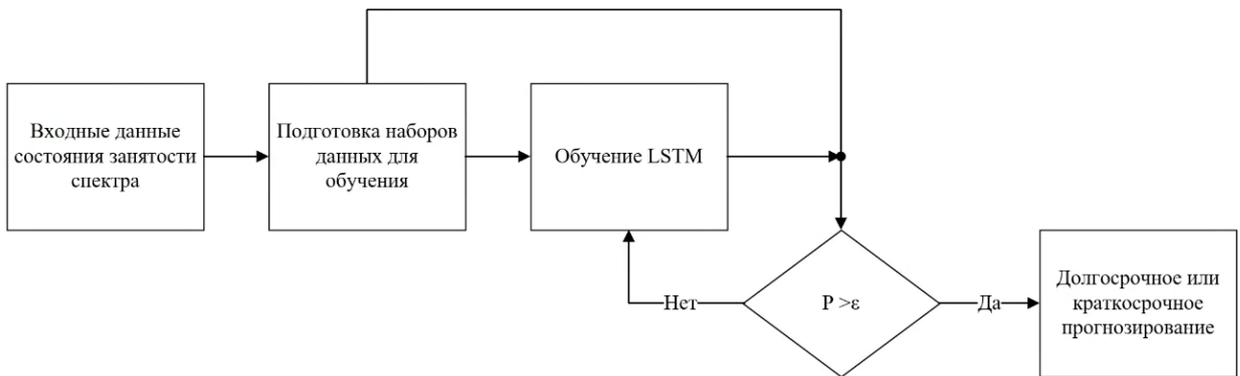


Рисунок 19 – Структурная схема разработанного алгоритма прогнозирования состояния занятости спектра с использованием нейронной сети LSTM

Согласно рисунку 19, входные данные состояния занятости частотных каналов, имеющие формат бинарной матрицы, используются для создания обучающего, тестового и валидационного наборов. Перечисленные наборы данных формируются с использованием метода скользящего окна, описанного ранее, и используются для обучения представленной выше итоговой модели ИНС с архитектурой LSTM. Далее проводится сравнение точности обучения модели P с пороговым значением ε , если порог не превышен, то обучение модели продолжается, в ином случае переходим к следующему этапу алгоритма. На следующем этапе обученная модель применяется для осуществления долгосрочного прогнозирования, т.е. предсказания значений состояния занятости для нескольких частотных каналов на несколько временных шагов вперед.

2.5 Выводы по главе 2

- 1 Исходя из основной концепции системы когнитивного радио, согласно которой вторичный пользователь обязан гарантировать, что собственной работой не создает помех первичному пользователю, разработан алгоритм мониторинга спектра с использованием энергетического обнаружителя с адаптивным выбором порога обнаружения. Разработанный алгоритм учитывает условие априорной неопределенности при обнаружении сигналов первичного пользователя и динамическое изменение значения отношения сигнал\шума, вследствие изменения мощности шума в канале в зависимости от радиообстановки. Также разработанный алгоритм позволяет снизить вероятность пропуска цели, тем самым уменьшая вероятность создания вторичным пользователем помех для первичного пользователя, и способствует решению задачи предоставления доступа к свободным радиоканалам в пределах лицензированного спектра в рамках концепции когнитивного радио.
- 2 С учетом того, что база данных состояния занятости спектра является объектом Big Data, а хранящиеся в ней данные представляют собой разреженную бинарную матрицу, показатель разреженности которой составляет 90%, разработан вычислительно эффективный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю. Алгоритм включает в себя процедуры обработки и хранения данных мониторинга спектра, позволяющие значительно увеличить допустимую размерность решаемых задач и сократить требования к используемой памяти.
- 3 На основе анализа существующих методов прогнозирования состояния спектра сделан вывод, что для эффективной работы алгоритма динамического доступа к спектру требуется решить задачу долгосрочного

прогнозирования, которая предоставит алгоритму информацию о состоянии каналов на протяжении длительного промежутка времени, тем самым снижая вероятность создания помех для первичного пользователя. Для решения поставленной задачи разработан алгоритм прогнозирования спектра на основе нейронных сетей.

3 Оценка эффективности метода интеллектуальной перестройки рабочей частоты для систем когнитивного радио

3.1 Разработка модели искусственной нейронной сети для прогнозирования состояния спектра

3.1.1 Подготовка данных

Для обучения моделей ИНС использовался набор данных, полученный в результате работы алгоритмов, описанных в разделах 2.1, 2.2. Входной набор данных представляет собой бинарную матрицу размером 5120x86400 для диапазона частот 390–490 МГц с разрешением по времени равным 1 с и разрешением по частоте равным 19,5 кГц, полученную в результате работы алгоритма мониторинга РЧС, описанного в разделе 2.1, визуальное представление которой показано на рисунке 11. Таким образом, число частотных каналов для данной матрицы составило 5120. Прогнозирование состояния занятости спектра проводилось для каждого из каналов.

Входные данные с использованием скользящего окна разбивались на обучающий набор данных, который составил 70% от всей исходной матрицы, проверочный набор (20%) и тестовый набор (10%). Главными особенностями скользящего окна являются: ширина (количество временных шагов) окон входа и метки, смещение времени между ними. Учитывая, что производится сравнение различных моделей LSTM-сети, то необходимо, чтобы реализация скользящего окна данных подходила для использования во всех анализируемых моделях. Также стоит учитывать, что все сравниваемые модели должны решать несколько задач прогнозирования:

- прогнозирование с несколькими выходами;
- прогнозирование с одним временным шагом;
- прогнозирование с несколькими временными шагами.

Таким образом, реализация скользящего окна должна поддерживать все перечисленные типы задач прогнозирования. Например, модель ИНС, которая прогнозирует на 10 временных шагов вперед, учитывая 5 временных шагов истории, нуждается в скользящем окне, представленном на рисунке 20.

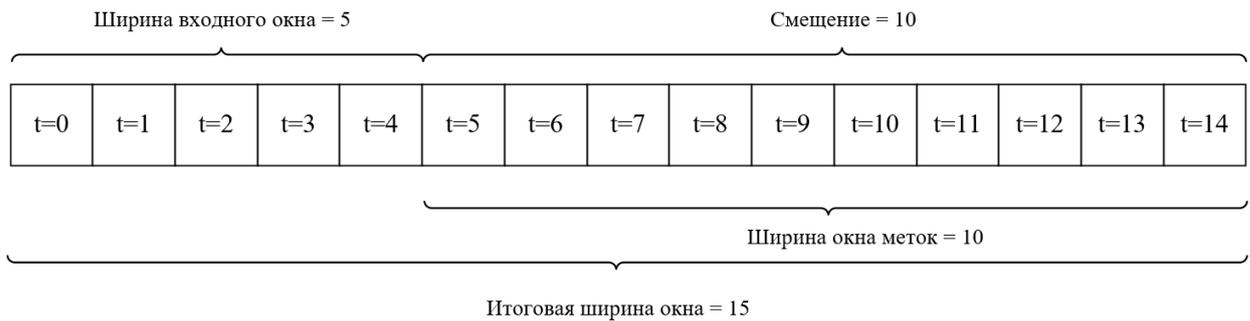


Рисунок 20 – Пример скользящего окна и его характеристик для прогнозирования на 10 шагов вперед, учитывая 5 временных шагов истории

Для выбора итоговой модели проведено исследование производительности ИНС для нескольких случаев: в зависимости от числа скрытых нейронов и архитектур моделей. После чего, для оценки качества прогноза алгоритмов глубокого обучения проведен анализ значений ошибок прогноза. Если значение ошибки равно нулю, то прогноз модели считается идеальным. Следовательно, основной задачей при обучении модели является минимизация значений ошибок. После выбора итоговой модели, для оценки ее работоспособности, проводится сравнение разработанной модели с существующими моделями ИНС.

3.1.2 Оценка точности прогнозирования.

Для оценки качества модели, при решении регрессионной задачи, часто используют следующие метрики: среднеквадратичная ошибка (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (24)$$

корень из средней квадратичной ошибки (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (25)$$

средняя абсолютная ошибка (MAE):

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (26)$$

средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE):

$$MAPE = \frac{100}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \quad (27)$$

где N – общее число наблюдений, по которым строится модель, и прогнозов, y_i – фактическое значение величины для i -го наблюдения, \hat{y}_i – предсказанное значение.

MSE представляет собой среднее значение квадрата разницы между фактическим и предсказанным значениями в наборе данных и рассчитывается по формуле (24). При использовании MSE ошибка возводится в квадрат, в результате чего большие значения ошибок существенно влияют на итоговое значение MSE. RMSE – это квадратный корень из MSE (25). Преимущество RMSE заключается в том, что результат данной метрики выражается в прогнозируемой единице, т.е. результат данной метрики легче интерпретировать. MAE – среднее значение всех ошибок, при котором вычисляется неотрицательная (абсолютная) разница между предсказанным и фактическим значениями (26). Также стоит отметить, что абсолютные значения не позволяют положительным и отрицательным ошибкам компенсировать друг друга, как это происходит в MSE и RMSE. Результат MAE является легко интерпретируемым, так как значение находится в той же шкале, что и данные, для которых осуществляется прогнозирование. MAPE – это среднее значение всех абсолютных ошибок между прогнозируемыми и фактическими значениями в процентах (27). MAPE обладает теми же преимуществами, что и метрика MAE. Однако, из формулы (27) очевидно, что если фактическое значение имеет величину близкую или равную 0, то результатом будет либо очень большое

значение, либо ошибка деления на 0. Учитывая, что входные данные для обучения модели представляют собой бинарную матрицу, то метрика MAPE не подходит для оценки качества для поставленной задачи. Стоит отметить, что MSE, RMSE и MAE используются для сравнения моделей для одного набора данных или наборов данных с аналогичным принципом маркировки данных.

Также для оценки оптимизации точности прогнозирования моделей в данной работе вычислялись значения бинарной точности. Значение бинарной точности показывает, как часто предсказанное значение соответствует двоичным фактическим значениям величины, при этом фактическое значение величины имеет значение «0» или «1». Значение бинарной точности рассчитывается согласно следующей процедуре.

Допустим, нам известен набор логических значений, характеризующих фактическое состояние канала, $y_i, i=1 \div N$ и набор прогнозируемых значений $\hat{y}_i, i=1 \div N$, где N – количество наблюдений. Заметим, что $y_i, i=1 \div N$ может принимать только значения «0» и «1», где «0» означает, что канал свободен, а «1», что занят. В то время как прогноз состояния канала разделяется на промежуточный $\hat{y}_i, i=1 \div N$, который может принимать любые значения в диапазоне от 0 до 1, и конечный $\hat{y}_i, i=1 \div N$, принимающий те же значения, что параметр, характеризующий истинное состояние канала, то есть «0» и «1». Для получения прогнозируемых значений $\hat{y}_i, i=1 \div N$ их промежуточные значения $\hat{y}_i, i=1 \div N$ сравниваются с порогом $C=0.5$:

$$\hat{y}_i \geq C = 0.5, i=1 \div N \quad (28)$$

Если конкретное значение $\hat{y}_i, i=1 \div N$ превосходит порог, то принимается решение, что $\hat{y}_i = 1$, если нет, то $\hat{y}_i = 0, i=1 \div N$.

Далее значения фактического состояния канала y_i , $i=1 \div N$ сравниваются поточечно с \hat{y}_i , $i=1 \div N$, вычисляя количество совпавших значений N_y . Далее рассчитывается бинарная точность прогноза как
$$g = \frac{N_y}{N}.$$

Таким образом, модель ИНС с наилучшей точностью прогнозирования должна обладать наименьшими значениями MSE, RMSE, MAE и наибольшим значение бинарной точности. Стоит отметить, что метрики RMSE и MAE, в отличие от MSE, которая имеет квадратичную зависимость, легко интерпретируются, так как их значения находятся в той же шкале, что и данные, для которых осуществлялось прогнозирование, т.е. измеряется в тех же единицах, что и целевая переменная. Поэтому метрики RMSE и MAE использовались как основные критерии при оценке точности прогнозирования моделей, а для оценки оптимизации точности прогнозирования моделей в данной работе вычислялись значения бинарной точности и длительности обучения

3.1.3 Формирование модели искусственной нейронной сети

Для оценки производительности в зависимости от числа скрытых нейронов в слоях LSTM будут исследованы модели глубокого обучения со следующим количеством нейронов: 50, 100 и 300. Также будут исследованы модели LSTM со следующими архитектурами:

1. Модель LSTM_Simple содержащая: один слой LSTM с варьируемым числом нейронов; полносвязный слой (dense), количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования; слой Reshape, который формирует выходные данные в соответствии с размерностью: количество шагов прогнозирования на число анализируемых частотных каналов.

2. Модель LSTM_Drop содержащая: один слой LSTM с варьируемым числом нейронов, слой исключения (dropout), полносвязный слой (dense),

количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования; слой Reshape, который формирует выходные данные в соответствии с размерностью: количество шагов прогнозирования на число анализируемых частотных каналов.

3. Модель 2LSTM_Drop содержащая: два слоя LSTM с одинаковым, варьируемым числом нейронов; слой исключения (dropout); полносвязный слой (dense), количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования; слой Reshape, который формирует выходные данные в соответствии с размерностью: количество шагов прогнозирования на число анализируемых частотных каналов.

Для всех перечисленных моделей ИНС используются следующие параметры. Для слоя LSTM применяется функция активации гиперболический тангенс (tanh), которая применяется для кандидата состояния ячейки и выходного значения ячейки, а также функция активации сигмоид (sigmoid), которая применяется для вентилях ячейки. Полученная последовательность скрытого состояния передается на следующий, в зависимости от модели нейросети, слой. Слой исключения (dropout) с вероятностью «исключения» нейрона равной 0,1. Слой исключения применяется для решения проблемы переобучения. Для этого слой dropout случайным образом выбирает нейрон и при любых входных данных или параметрах он возвращает значение 0. Исключенные нейроны не вносят свой вклад в процесс обучения ни на одном из этапов алгоритма обратного распространения ошибки. Полносвязный слой (dense) используется с функцией активации «relu», количество нейронов которого в слое соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования. Функция активации «relu» для данного слоя выбрана в процессе анализа модели ИНС как наиболее подходящая для элементов выборки, лежащих в диапазоне [0, 1]. Слой Reshape, соответствующий количеству шагов прогнозирования, умноженному на число анализируемых частотных каналов. Из этого следует, что выход одного нейрона в выходном слое соответствует прогнозируемой последовательности состояний одного частотного канала. Таким образом, выходом нейронной сети

является прогнозируемая последовательность для всех частотных каналов. Параметры обучения моделей представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Параметры обучения

Гиперпараметры	Значение
Скорость обучения	0,0001
Размер набора данных, матриц	64
Количество эпох	20
Алгоритм оптимизации	Adam
Функция потерь	Mean Squared Error
Длина скользящего окна, временных шагов	10

Оценка данных моделей позволяет выявить, как изменение числа скрытых нейронов в слое LSTM, а также изменение архитектуры нейронной сети, влияют на оптимизацию точности прогнозирования. Для каждой из моделей было проведено два вида эксперимента: прогнозирование состояния частотных каналов на 10 шагов вперед, что равно 10 с, и прогнозирование на 100 шагов (100 с). Результаты экспериментов для всех исследуемых моделей ИНС представлены в таблицах 2 и 3. В таблице 2 представлены значения точности прогнозирования состояния занятости спектра на 10 шагов, а в таблице 3 представлены результаты для прогнозирования состояния занятости спектра на 100 шагов.

Таблица 2 – Оценка точности прогнозирования состояния занятости спектра на 10 шагов

Модель	Число нейронов	MSE	RMSE	MAE	Бинарная точность	Длительность обучения, с
LSTM_ Simple	50	0,0076	0,0871	0,0111	0,9908	496,64
LSTM_ Drop	50	0,0039	0,0626	0,0079	0,9944	502,84

2LSTM_ Drop	50	0,0041	0,0643	0,0082	0,9937	567,07
LSTM_ Simple	100	0,0068	0,0824	0,0101	0,9918	518,13
LSTM_ Drop	100	0,0037	0,0606	0,0073	0,9946	517,26
2LSTM_ Drop	100	0,0036	0,0601	0,0073	0,9947	573,2
LSTM_ Simple	300	0,0038	0,0615	0,0072	0,9946	604,85
LSTM_ Drop	300	0,0033	0,0579	0,0067	0,9952	607,35
2LSTM_ Drop	300	0,0036	0,0592	0,0066	0,9948	685,6

Таблица 3 – Оценка точности прогнозирования состояния занятости спектра на 100 шагов

Модель	Число нейронов	MSE	RMSE	MAE	Бинарная точность	Длительность обучения, с
LSTM_ Simple	50	0,0095	0,0976	0,0131	0,9885	2658,07
LSTM_ Drop	50	0,0048	0,0692	0,0089	0,9930	2628,02
2LSTM_ Drop	50	0,0052	0,0722	0,0091	0,9925	2614,61
LSTM_ Simple	100	0,0073	0,0857	0,0108	0,9909	2682,03
LSTM_ Drop	100	0,0044	0,0662	0,0080	0,9936	2664,01

2LSTM_ Drop	100	0,0045	0,0674	0,0087	0,9933	2625,07
LSTM_ Simple	300	0,0049	0,0703	0,0084	0,9933	5694,43
LSTM_ Drop	300	0,0038	0,0620	0,0071	0,9942	5444,63
2LSTM_ Drop	300	0,0038	0,0620	0,0070	0,9942	5587,07

Как видно из таблицы 2, при прогнозировании состояния занятости спектра на 10 шагов вперед, бинарная точность каждой из модели составила порядка 99%. Из результатов приведенных в таблице 2 видно, что, при числе скрытых нейронов, равных, 300, модели ИНС имеют наименьшие значения RMSE и MAE, что говорит о наилучшей точности прогнозирования по сравнению с моделями ИНС с числом нейронов 50 и 100. Поэтому, рассмотрим результаты экспериментов прогнозирования на 10 шагов для различного типа архитектур ИНС с числом скрытых нейронов, равным 300. Как видно из результатов таблицы 2, наименьшее значение $RMSE=0,0579$ имеет модель с архитектурой LSTM_Drop, при этом значение $MAE=0,0067$. Однако, модель 2LSTM_Drop имеет наименьшее значение $MAE=0,0066$, при $RMSE=0,0592$. Из чего можно сделать вывод, что точность прогнозирования для данных моделей приблизительно равна. Однако, стоит отметить, что наименьшее количество времени, затраченное на обучение среди моделей LSTM_Drop и 2LSTM_Drop, составляет 607,35 с и принадлежит модели LSTM_Drop. Поэтому для выбора итоговой модели ИНС необходимо рассмотреть результаты эксперимента прогнозирования состояния занятости спектра на 100 шагов вперед.

Как видно из таблицы 3, при прогнозировании состояния занятости спектра на 100 шагов вперед, бинарная точность каждой из моделей составила порядка 99%. Из результатов эксперимента видно, что, при числе скрытых нейронов, равных, 300, модели ИНС имеют наименьшие значения RMSE и MAE, а значит и

наилучшую точность прогнозирования по сравнению с моделями ИНС с числом нейронов 50 и 100. Поэтому рассмотрим результаты экспериментов прогнозирования на 100 шагов для различного типа архитектур ИНС с числом скрытых нейронов, равным 300. Как видно из результатов таблицы 3, модели с архитектурой LSTM_Drop и 2LSTM_Drop имеют равные значения $RMSE=0,0620$ и равные значения бинарной точности, которая составила 99%. При этом MAE, соответственно, имеют значения $MAE=0,0071$ и $MAE=0,0070$ и также приблизительно равны. Однако, стоит отметить, что наименьшее количество времени, затраченное на обучение, составляет 5444,63 с и принадлежит модели LSTM_Drop. Таким образом, можно сделать вывод, что наилучшей оптимизацией и точностью прогнозирования обладает модель с архитектурой LSTM_Drop и числом скрытых нейронов 300, что делает ее наиболее подходящей для долгосрочного прогнозирования.

Таким образом итоговая модель ИНС для задачи прогнозирования спектра состоит из следующих слоев. Слой LSTM с числом узлов равным 300, с функцией активации гиперболический тангенс (\tanh), а также функцией активации сигмоида (sigmoid). Выход слоя LSTM передается на слой исключения (dropout) с вероятностью «исключения» нейрона равной 0,1. Выход слоя dropout передается на полносвязный слой (dense) с функцией активации ' relu ', количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования. Последним идет слой Reshape, который формирует выходные данные с размерностью, соответствующей количеству шагов прогнозирования, умноженному на число анализируемых частотных каналов.

На рисунках 21 и 22 представлены сравнения исходных данных спектра (сверху) и соответствующих спрогнозированных данных (снизу) для временных интервалов прогнозирования на 10 с и 100 с соответственно, модели LSTM_Drop с числом нейронов 300. По оси абсцисс отложены индексы частотных каналов, по оси ординат – время в секундах, градиент отображает состояние занятости частотного канала (0 или 1), а красным цветом выделены полученные прогнозы. Из рисунка видно, что предложенная модель LSTM_Drop позволяет эффективно

обнаруживать скрытые, повторяющиеся признаки и структуры использования спектра, а также подходит для долгосрочного прогнозирования занятости спектра.

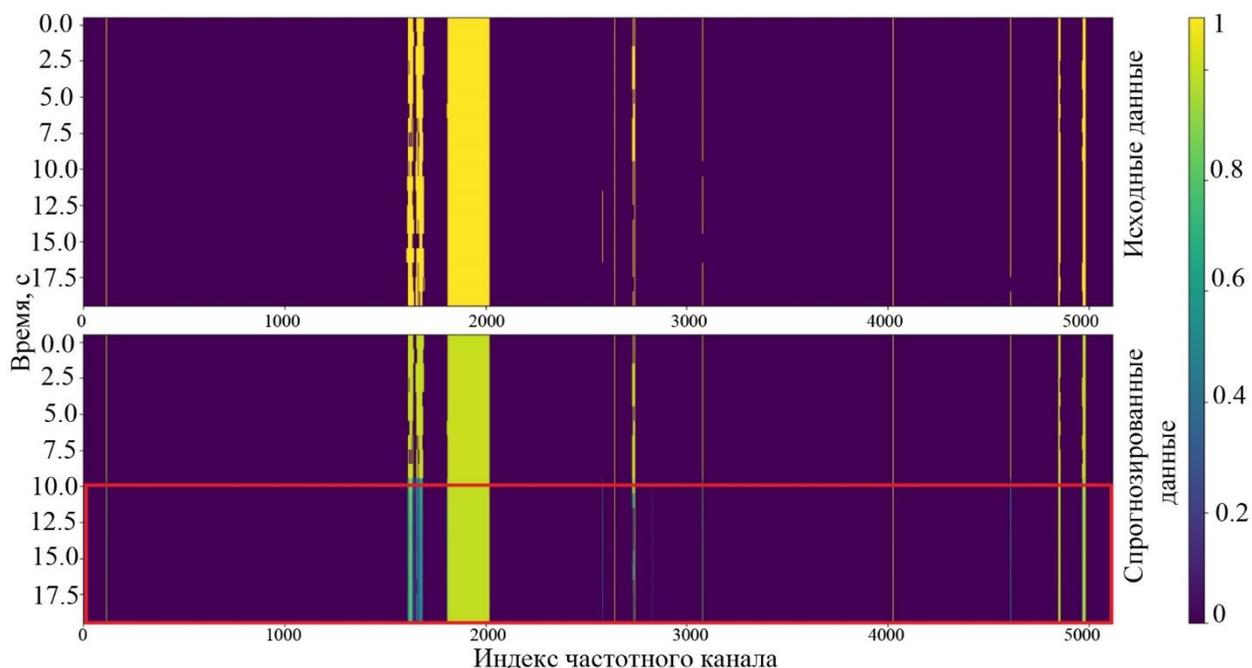


Рисунок 21 – Сравнение исходных данных занятости спектра и соответствующих спрогнозированных данных для временного интервала 10 с модели LSTM_Drop с числом нейронов 300

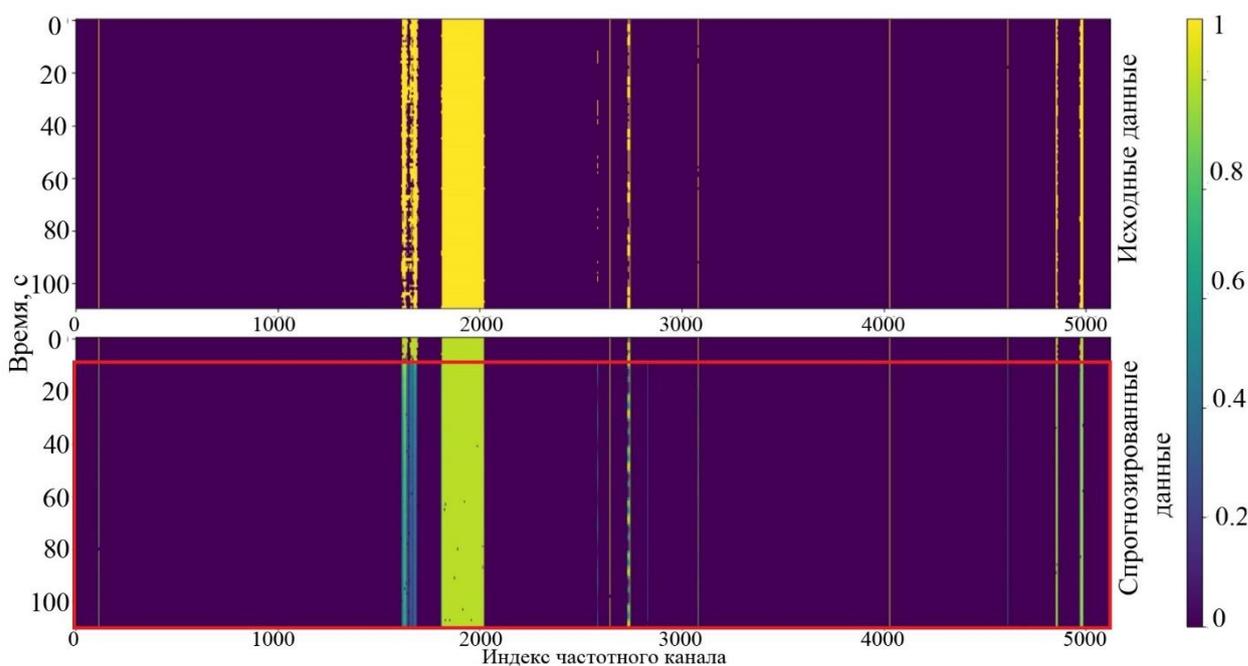


Рисунок 22 – Сравнение исходных данных занятости спектра и соответствующих спрогнозированных данных для временного интервала 100 с модели LSTM_Drop с числом нейронов 300

3.1.4 Сравнение разработанной модели искусственной нейронной сети с другими архитектурами

Разработанный алгоритм прогнозирования занятости спектра с использованием модели LSTM_Drop с числом нейронов 300 сравнивался с другими моделями ИНС для оценки её эффективности. Для сравнения использовались следующие модели ИНС: Linear, Dense, авторегрессионная LSTM (AR LSTM) [142]. Модель Linear основывается на последнем входном временном шаге и прогнозирует на N временных шагов на основе одного входного временного шага с линейной проекцией. Модель Dense также основывается на последнем входном временном шаге, однако требует меньше вычислительных ресурсов. Модели Linear, Dense и LSTM предсказывают всю выходную последовательность за один шаг, однако для некоторых типов задач становится полезным разложение прогноза на отдельные временные шаги. Выходные данные, в данном случае, каждой модели возвращаются в себя на каждом шаге моделирования, и прогнозирование формируется в зависимости от предыдущего шага. Таким образом, для модели AR LSTM создается авторегрессионный цикл обратной связи для одноэтапной модели LSTM. Такие модели можно настроить для получения выходных данных различной длины, что актуально для задачи долгосрочного прогнозирования. Параметры обучения моделей представлены в таблице 1.

Архитектуры моделей Linear, Dense и AR LSTM представлены далее:

1. Linear состоит из последовательной модели (Sequential), включающую в себя: слой Lambda, который преобразует формат входных данных из N временных шагов в один временной шаг ([batch, time, features] в [batch, 1, features]); слой dense, количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования; слой Reshape,

который формирует выходные данные с размерностью равной количеству шагов прогнозирования, умноженному на число анализируемых частотных каналов.

2. Dense состоит из модели Sequential, включающую в себя: слой Lambda, который преобразует формат входных данных из N временных шагов в один временной шаг ([batch, time, features] в [batch, 1, features]); слой dense с количеством нейронов 512; слой dense, количество нейронов которого соответствует числу анализируемых частотных каналов умноженных на количество шагов прогнозирования; слой Reshape, который формирует выходные данные с размерностью равной количеству шагов прогнозирования, умноженному на число анализируемых частотных каналов.
3. AR LSTM имеет основу в виде модели LSTM_simple, состоящую из одного слоя LSTM с числом скрытых нейронов, равным 300, а также аналогичного слоя dense, который преобразует выходные данные слоя LSTM в прогнозы модели. Сформированная LSTM обернута в слой RNN более высокого уровня, который управляет результатами состояния и последовательности. Входные данные для каждого шага, а также инициализация внутреннего состояния RNN на основе входных данных, настраиваются вручную. В результате обучения модели внутреннее состояние захватывает соответствующие части истории ввода. Учитывая наличие внутреннего состояния RNN и начального прогноза, AR LSTM продолжает итерацию, передавая прогнозы на каждом шагу назад в качестве входных данных.

Также было проведено два вида эксперимента: прогнозирование состояния частотных каналов на 10 шагов вперед (10 с) и прогнозирование на 100 шагов (100 с). В качестве критериев оценки точности прогнозирования моделей использовались RMSE и MAE, а для оценки оптимизации точности прогнозирования применялись значения бинарной точности и длительности

обучения. Результаты экспериментов для тестового набора данных представлены в таблицах 4 и 5.

Таблица 4 – Оценка точности моделей для прогнозирования на 10 шагов

Модель	RMSE	MAE	Бинарная точность	Длительность обучения, с
Linear	0,0628	0,0078	0,9941	1421
Dense	0,0620	0,0076	0,9942	558
LSTM	0,0574	0,0067	0,9952	607
AR LSTM	0,0589	0,0110	0,9949	2309

Таблица 5 – Оценка точности моделей для прогнозирования на 100 шагов

Модель	RMSE	MAE	Бинарная точность	Длительность обучения, с
Dense	0,0648	0,0078	0,9936	7388
LSTM	0,0620	0,0071	0,9942	5444
AR LSTM	0,0663	0,0127	0,9934	5780

Как видно из таблицы 4, при прогнозировании состояния занятости спектра на 10 шагов, бинарная точность каждой из модели составила 99%. Однако для модели LSTM значения метрик составили $RMSE=0,0574$ и $MAE=0,0067$, что говорит о наилучшей точности прогнозирования по сравнению с другими моделями. Наименьшее количество времени, затраченное на обучение, составляет 558 с у модели Dense, следующим является разработанная модель LSTM со значением 607с. Из таблицы 5 видно, что для прогнозирования на 100 шагов модель Linear не использовалась, так как требует слишком много ресурсов GPU для долгосрочного прогнозирования. Из полученных результатов видно, что наилучшая точность прогнозирования у модели LSTM и имеет значения метрик $RMSE=0,062$, $MAE=0,0071$. На рисунке 23 представлено сравнение исходных данных спектра (сверху) и соответствующих прогнозных данных (снизу,

выделенные красным цветом) для временного интервала прогнозирования 100 с моделью LSTM.

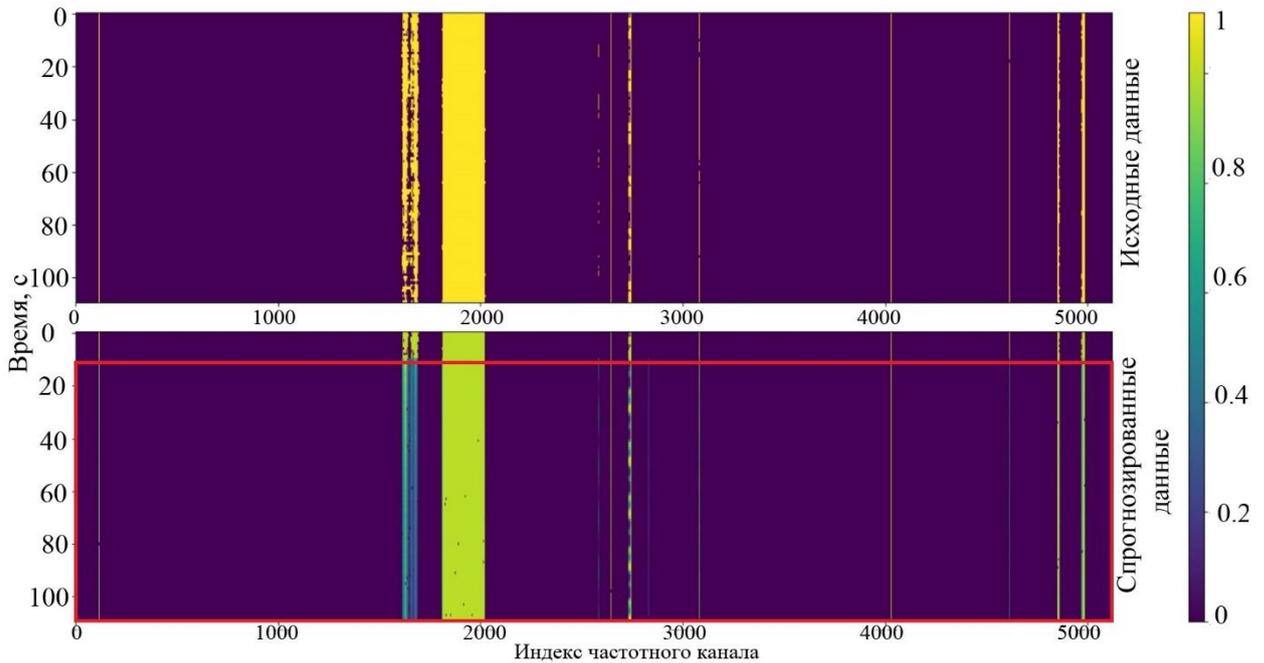


Рисунок 23 – Сравнение исходных данных занятости частотных каналов и соответствующих спрогнозированных данных для временного интервала 100 с предложенной моделью LSTM

Стоит отметить, что значение метрики MAE AR LSTM с увеличением временного интервала прогнозирования выросло значительно больше, чем для других моделей. Из этого можно сделать вывод, что точность предсказания для данной модели будет значительно снижаться при дальнейшем увеличении требуемого для долгосрочного прогнозирования временного интервала. На рисунке 24 представлено сравнение исходных данных спектра и соответствующих прогнозных данных для временного интервала прогнозирования 100 с моделью AR LSTM.

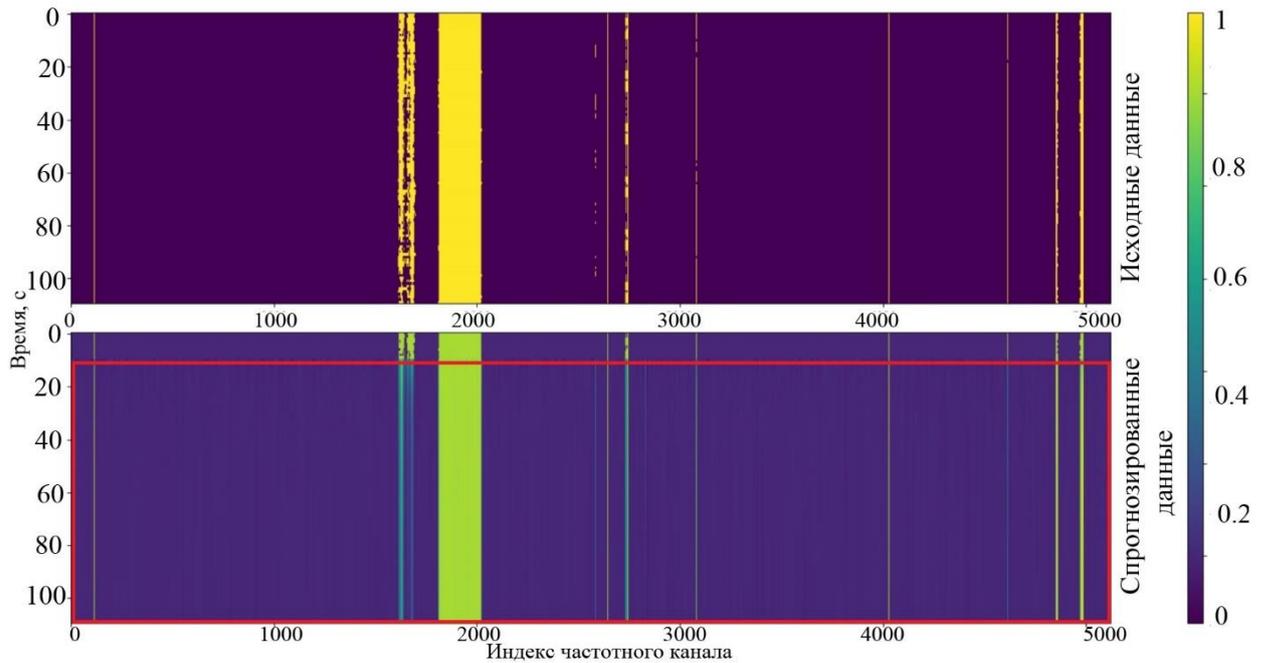


Рисунок 24 – Сравнение исходных данных занятости частотных каналов и соответствующих спрогнозированных данных для временного интервала 100 с моделью AR LSTM

Из результатов эксперимента видно, что для модели Dense время, затраченное на обучение, значительно выросло и составило 7388с, а наименьшее время обучения показывает модель LSTM – 5444с. Из этого можно сделать вывод, что хоть затраченное на обучение модели время будет расти при увеличении временного интервала для долгосрочного прогнозирования, однако модель LSTM наиболее подходит для решения задачи долгосрочного прогнозирования. На рисунке 25 представлено сравнение исходных данных спектра и соответствующих прогнозных данных для временного интервала прогнозирования 100 с моделью Dense.

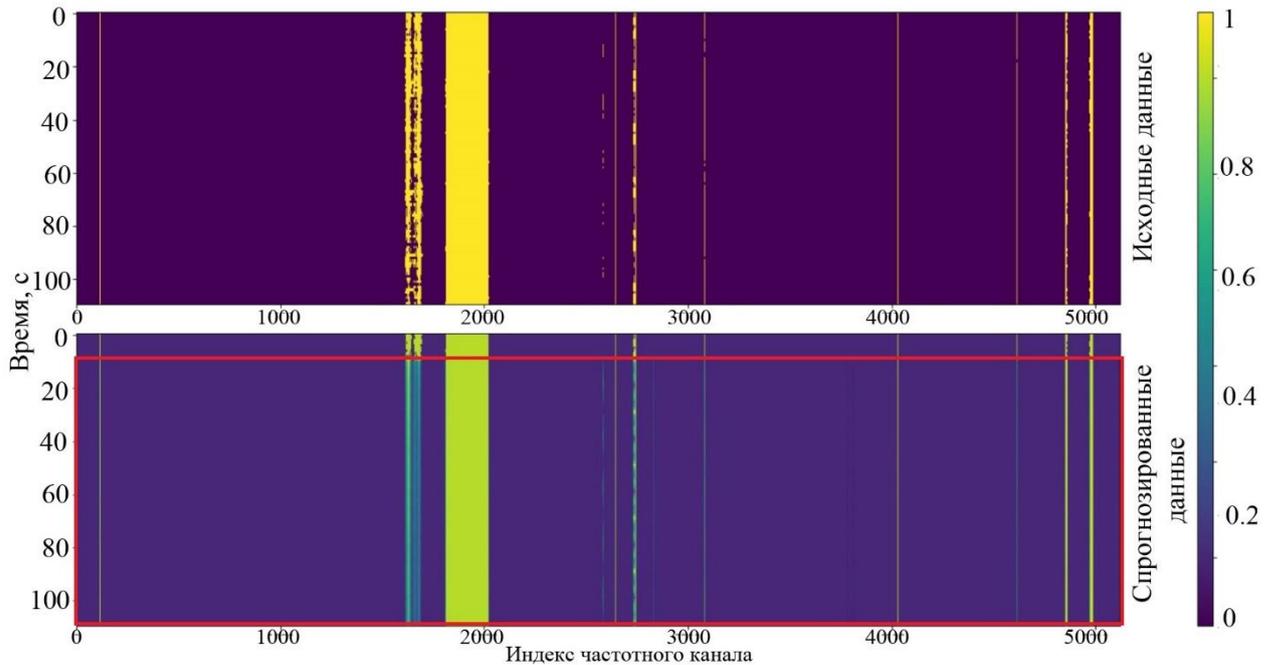


Рисунок 25 – Сравнение исходных данных занятости частотных каналов и соответствующих спрогнозированных данных для временного интервала 100 с моделью Dense

Из рисунков 23 – 25 видно, что предложенная модель LSTM с числом нейронов 300 позволяет более эффективно обнаруживать скрытые, повторяющиеся признаки и структуры использования спектра по сравнению с моделями Linear, Dense и AR LSTM. Таким образом, можно сделать вывод, что предложенная модель рекуррентной нейронной сети, с одним слоем LSTM с числом нейронов 300 и слоем исключения dropout, обладает наилучшей точностью прогнозирования и является наиболее подходящей для долгосрочного прогнозирования.

3.2 Программная реализация разработанных алгоритмов

Большинство алгоритмов в данной работе реализованы в виде программного обеспечения с использованием языка программирования C++. Реализация передающей и приемной частей СКР производилась в программе имитационного моделирования радиотехнических систем и систем связи «Спектр-2», разработанной в МТУСИ. «Спектр-2» обладает широким набором различных устройств, модемов и кодеков, а также позволяет взаимодействовать с различными

SDR. Также существует возможность расширения возможностей данной среды моделирования с помощью внедрения пользовательских модулей, написанных на языке программирования C++. В среде «Спектр-2» существует большой ряд виртуальных устройств, позволяющих анализировать сигналы и оценивать их параметры, например, виртуальные спектроанализатор и осциллограф и т.д. Поэтому для разработки комплекса, реализующего метод динамического доступа к спектру для ВП в СКР, была выбрана среда имитационного моделирования «Спектр-2».

3.2.1 Исследование эффективности алгоритма оценки (мониторинга) состояния спектра

В данном разделе эффективность разработанного в пункте 2.1 алгоритма мониторинга состояния спектра оценивается с использованием сравнительного исследования между разработанным и существующим ЭО. Моделирование проводилось с помощью программного обеспечения MATLAB R2022A.

Для данного эксперимента исходные данные моделировались следующим образом. На первом этапе формировалась исходная матрица размером 256x60, что соответствует описанному в разделе 2.2 размеру пачки БПФ 256 и разрешению по времени 1 с. Таким образом значения исходной матрицы можно интерпретировать как состояние занятости спектра для 256 частотных каналов в течении 60 секунд. Матрица заполнялась бинарными значениями, где 0 означает, что канал свободен для ВП, 1- канал занят (присутствует сигнал ПП). Принцип заполнения матрицы бинарными значениями был выбран исходя из принципа работы транкинговых систем связи. Это означает, что если выбранный частотный канал — это канал управления транкинговой системы связи, то в основном канал занят в течение всего периода времени. Если это пользовательский канал, то обычно канал занят на период сеанса связи, а в остальное время свободен. Также пользовательский канал может использоваться согласно расписанию, например, в течение 10 с канал занят,

а затем в течение 10 с свободен. Таким образом, исходная матрица заполнялась бинарными значениями исходя из описанных условий и исключая вероятность того, что частотные каналы являются каналом управления. Исходная бинарная матрица представлена на рисунке 26, где синим цветом обозначаются каналы, у которых состояние канала $CS=0$, т.е. канал свободен, а желтым цветом каналы, где $CS=1$, т.е. канал занят.

Так как ЭО работает со значениями принятой энергии смеси сигнала и шума, то на следующем этапе заменяем значения состояния занятости каналов равными 0 и 1 на соответствующие им значения энергии. Таким образом, бинарные значения заменялись согласно формуле (29), где $f(x; \sigma)$ – функция плотности вероятности распределения Рэля, а $f(x|v, \sigma)$ – функция плотности вероятности распределения Райса.

$$\begin{aligned} 0 &\rightarrow f(x; \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} e^{-x^2/(2\sigma^2)} \\ 1 &\rightarrow f(x|v, \sigma) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(\frac{-(x^2 + v^2)}{2\sigma^2}\right) I_0\left(\frac{xv}{\sigma^2}\right), \end{aligned} \quad (29)$$

Значения 0 заменялись на энергию шума с использованием распределения Рэля, а 1 – на энергию сигнально шумовой смеси, в соответствии с распределением Райса. Полученная матрица значений энергий для ОСШ равного 15 дБ представлена на рисунке 27, где синими цветами представлены значения энергии шума с использованием распределения Рэля, отличными от синих цветов представлены значения сигнально шумовой смеси в соответствии с распределением Райса.

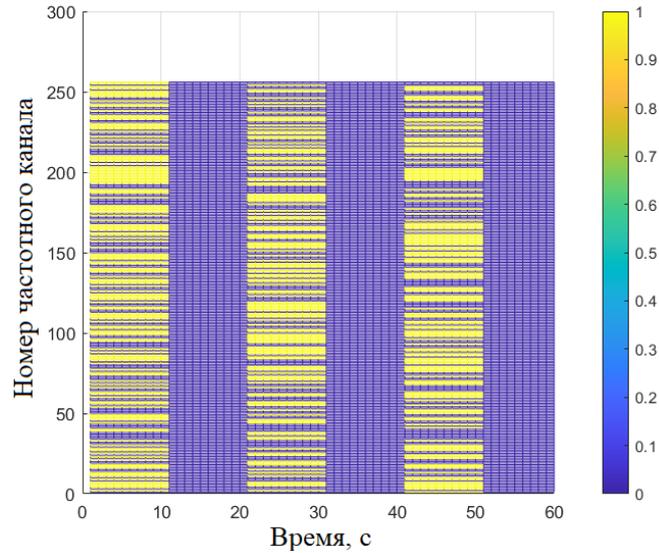


Рисунок 26 – Исходная бинарная матрица

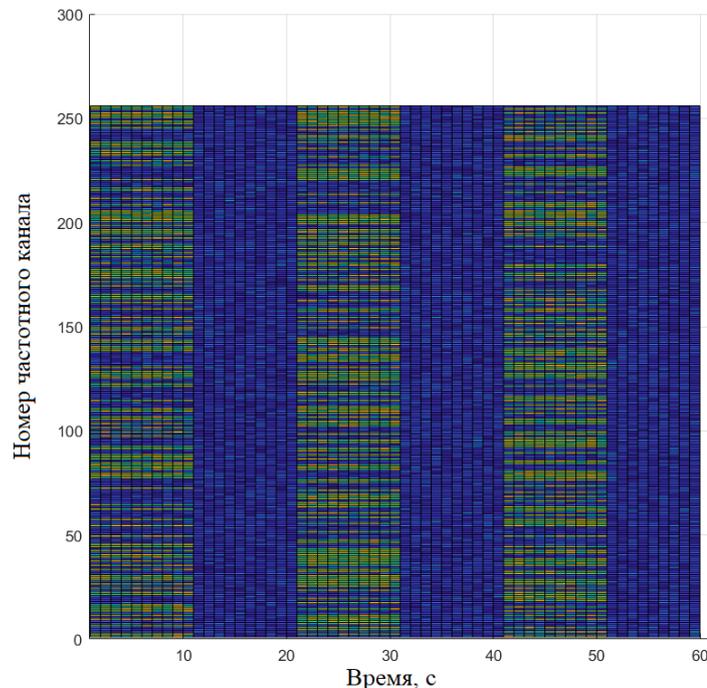


Рисунок 27 – Матрица значений энергии при ОСШ = 15 дБ

Для существующего алгоритма ЭО значение порога рассчитывалось в соответствии с формулой (9). Значение ложной тревоги было принято равным $P_{\text{лтр}}=10^{-2}$. Для разработанного алгоритма пороги рассчитывались по формуле (10), а коэффициенты a и b были равны 20% от фиксированного порога T . Каждый элемент матрицы, представленной на рисунке 27, сравнивался с порогом в соответствии с методологией каждого из алгоритмов, описанной в разделе 2.1.

Эксперимент проводился для диапазона ОСШ от 0 до 20 дБ с шагом 1дБ. На одну точку значения ОСШ проводилось 100 экспериментов.

На рисунке 28 представлен результат моделирования в виде графика зависимости вероятности пропуска цели от ОСШ для разработанного и существующего, далее классический, алгоритмов мониторинга состояния спектра. Как видно из графика, вероятность пропуска цели для разработанного алгоритма ниже, чем у классического алгоритма. Из основной концепции СКР очевидно, что устройство ВП должно гарантировать, что оно не мешает сеансу связи ПП. Также выполнение этого условия является одной из основных задач при предоставлении доступа к свободным радиоканалам в пределах лицензированного спектра. Таким образом, разработанный алгоритм хоть и сокращает количество свободных для ВП участков спектра, но позволяет снизить вероятность создания помех для ПП, что полностью соответствует основному условию работы СКР. Кроме того, использование ЭО с адаптивным выбором порога позволяет увеличить скорость предоставления свободного участка спектра за счет повышения вероятности корректного обнаружения сигналов ПП. Из этого можно сделать вывод, что разработанный алгоритм является эффективным и подходит для реализации в СКР.

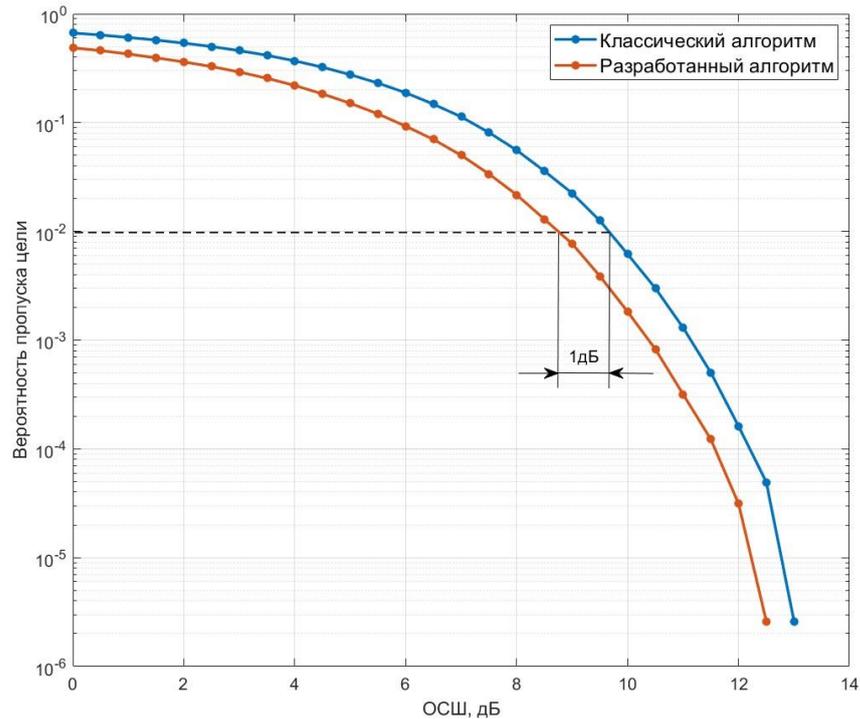


Рисунок 28 – Зависимость вероятности пропуска цели от ОСШ для энергетического обнаружителя с фиксированным порогом (классический) и разработанного энергетического обнаружителя с адаптивным выбором порога

Для реализации данного алгоритма мониторинга состояния спектра в СКР написано программное обеспечение (ПО) с использованием языка программирования C++. В качестве источника квадратурных отсчетов для мониторинга спектра применялось SDR устройство Adalm Pluto фирмы Analog Devices. Adalm Pluto подключается к компьютеру или ноутбуку через USB 2.0 и управляется с помощью разработанного ПО. ПО позволяет управлять такими параметрами Adalm Pluto, как полоса пропускания, усиление и центральная частота. Помимо управления настройками приемника, разработанное программное обеспечение формирует краткосрочную и долгосрочную БД, сохраняет в файл полученную статистику занятости частотных каналов по разработанному и описанному ранее алгоритму, а также визуализирует ее.

Согласно данным [143] частотный диапазон эфирного телевизионного вещания недостаточно загружен и является перспективным для внедрения СКР в диапазоне УВЧ. При этом в работах [144, 145] показано, что не только телевизионные полосы РЧС недостаточно эффективно используют частотный

ресурс. В связи с чем выдвинуто предположение, что диапазон частот транкинговых систем связи также может быть недостаточно загружен и иметь высокий потенциал для внедрения СКР. Поэтому мониторинг спектра в данной работе проводился для диапазона частот 390-490 МГц транкинговых систем связи.

Для Adalm Pluto были установлена полоса пропускания 5МГц. Выбранная полоса пропускания означает, что в одно и тоже время полностью покрыть диапазон мониторинга невозможно, но при этом возникающие на приемной стороне потери данных не искажают полученную статистику занятости канала. Как уже было сказано, под краткосрочной БД подразумевается информация о состоянии занятости спектра, полученная за сутки. Для формирования суточной информации установлено разрешение по времени равное 1с. Таким образом, в сутки информация о занятости частотных каналов для всего изучаемого диапазона частот была получена 86400 раз. Для полного покрытия изучаемого частотного диапазона центральная частота приемника изменялась каждые 100мс с шагом в 5МГц. Разрешение по частоте зависит от выбранного размера пачки БПФ. Для данной работы размер пачки БПФ равен 256, что соответствует разрешению по частоте в ~ 19 кГц. Таким образом, разработанное ПО позволяет обрабатывать данные с приемника в режиме реального времени. Так как значение порога обнаружения может сильно влиять на получаемые результаты состояния спектра, то в разработанном ПО реализована возможность сохранения в отдельный файл полученных значений мощности. Наличие такой возможности позволяет исследователю при необходимости получить состояние занятости спектра при других значениях порога обнаружения.

На рисунке 29 представлена статистика занятости спектра за сутки, где для наглядности представлен частотный диапазон 462 – 467 МГц. На рисунке по оси абсцисс отложены значения частот, а по оси ординат значения времени в течении суток. Данная статистика представляет собой краткосрочную БД для метода динамического доступа к спектру. Так как статистика занятости спектра представляет собой бинарную матрицу, то на рисунках черным цветом обозначены занятые участки спектра, где согласно формуле (7) $B_j(f)=1$, а белым – свободные,

где $B_j(f)=0$. По рисунку 29 можно определить занят или свободен в конкретный момент времени необходимый пользователю частотный канал. Стоит отметить, что рисунок 29 не предоставляет никакой информации о том, с какой вероятностью в конкретный момент времени канал занят.

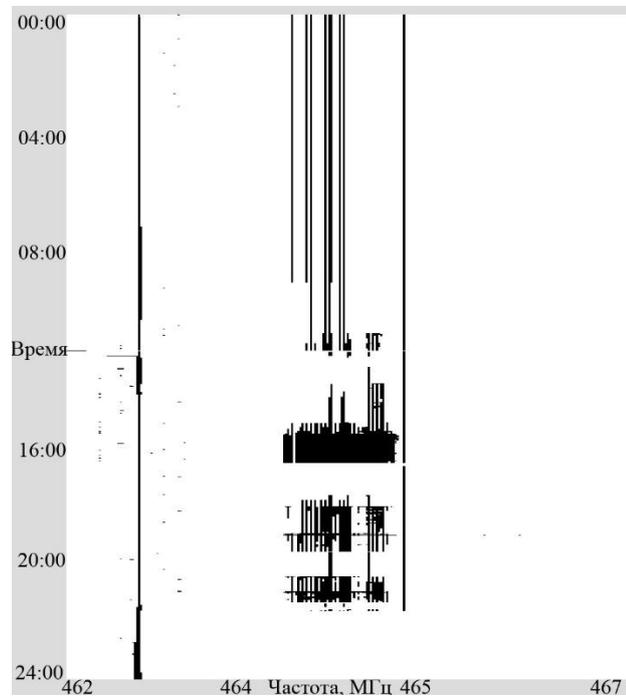


Рисунок 29 – График занятости спектра для диапазона 462-467 МГц за сутки, где черным обозначены занятые радиоканалы, а белым свободные

На рисунке 30 представлен график коэффициента занятости частотных каналов для частотного диапазона 390 – 490 МГц за полтора месяца, что является количественной оценкой уровня занятости частотных каналов, рассчитанной по

формуле (8). На рисунке 30 градиентом обозначена вероятность занятости частотных каналов в процентах.

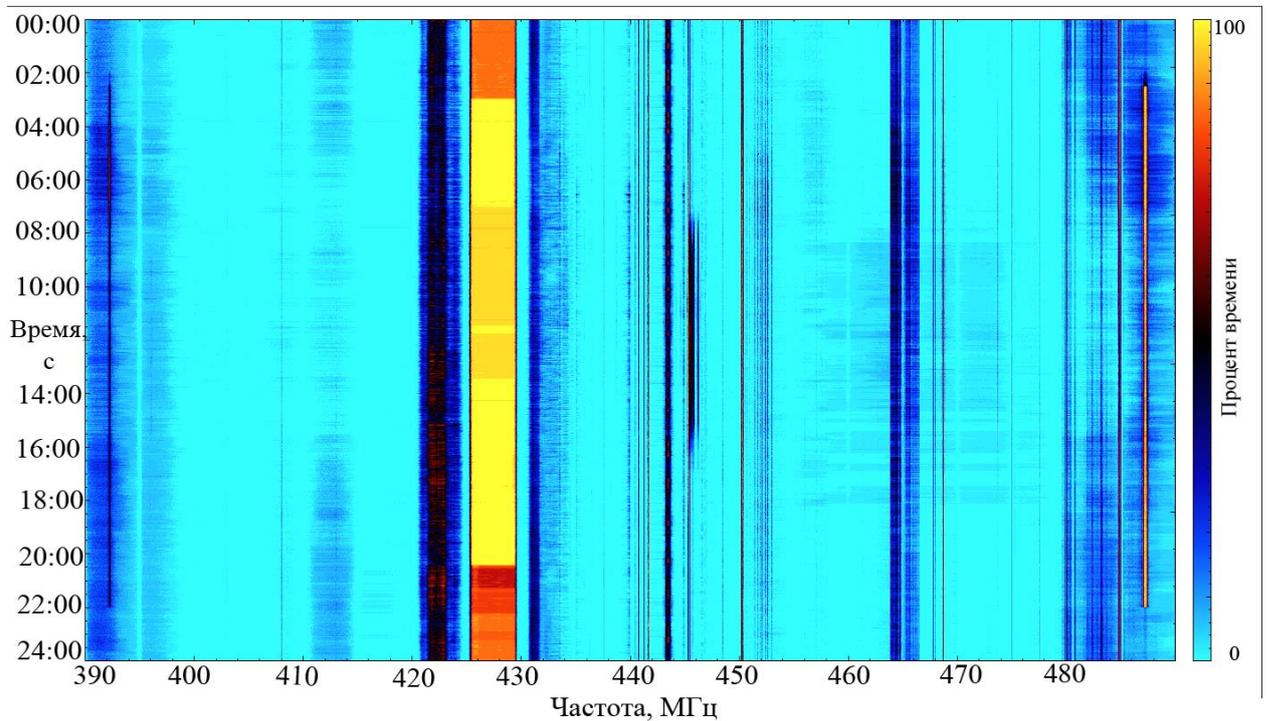


Рисунок 30 – График коэффициента занятости частотных каналов для диапазона 390-490 МГц за полтора месяца

Так как последующие части предлагаемого метода динамического доступа к спектру в качестве входных данных используют бинарную матрицу, то значения коэффициента занятости частотных каналов (см. формулу (8)) сравнивались с эмпирически полученным пороговым значением $T=0,55$ и приводились к бинарному виду. Результатом мониторинга является итоговый график состояния занятости спектра за полтора месяца, представленный на рисунке 31, где черным цветом обозначены занятые радиоканалы, где состояние частотного канала $CS=1$, а зеленым – свободные, где $CS=0$. Полученные данные являются долгосрочной БД для метода динамического доступа ВП к спектру.

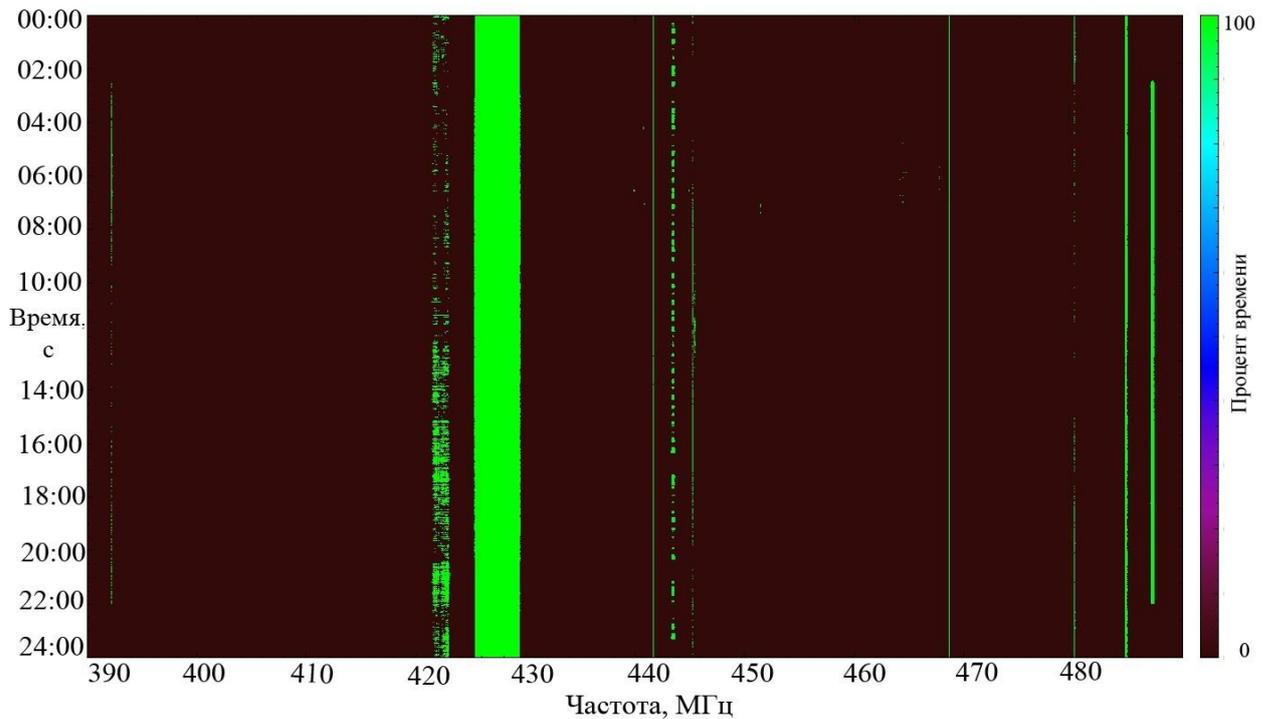


Рисунок 31 – График состояния занятости спектра для диапазона 390 – 490 МГц за полтора месяца

Анализ данных, представленных на рисунках 29 – 31, показывает, что коэффициент занятости ряда частотных каналов на протяжении всего периода анализа составляет 100%. Как правило, это каналы управления (сигналы базовых станций) транкинговых систем связи. Также, полученные результаты показывают, что диапазон работы транкинговых систем связи слабо загружен. Данный факт позволяет полагать, что в данном диапазоне возможна работа ВП СКР.

3.2.2 Оценка эффективности алгоритмов предоставления частотного ресурса вторичному пользователю

Разработанные алгоритмы предоставления частотного ресурса ВП реализованы с использованием языка программирования C++. Для сравнения алгоритмов проведена оценка асимптотической вычислительной сложности и оценка среднего времени выполнения каждого из алгоритмов в зависимости от размера матрицы.

Исходный код классического алгоритма представлен в Приложении А и выполнен в соответствии с разделом 2.3.1. Основная вычислительная сложность для данного алгоритма приходится на прохождение всех элементов матрицы. Асимптотическая вычислительная сложность классического алгоритма $O(M*N)$, где M – длительность сеанса связи, выраженная через количество строк, а N – число частотных каналов в матрице, что соответствует общему количеству столбцов в матрице.

Исходный код вычислительно эффективного алгоритма представлен в Приложении Б и выполнен в соответствии с разделом 2.3.2. Основная вычислительная сложность для данного алгоритма приходится на процесс расчета стартового элемента, который зависит от длительности сеанса связи M , числа частотных каналов N и полосы передаваемого сигнала I , выраженную через количество столбцов. Асимптотическая вычислительная сложность этого алгоритма $O((M + N - I) * \log_2(N - I))$.

Для каждого из алгоритмов эксперименты для оценки асимптотической вычислительной сложности и оценки среднего времени выполнения в зависимости от размера матрицы проводились на компьютере с процессором Intel Core i7-8700. Для вычисления среднего времени выполнения каждый из алгоритмов повторялся 100000 раз, а итоговое время усреднялось. Для проведения экспериментов формировались матрицы размером $M \times N$, где $N = M$. Значение параметра M менялось в диапазоне от 1000 до 25000 с шагом 1000, при этом параметр $I = 256$. Матрицы с большим размером не рассматривались, так как полученная для реализации метода динамического доступа в п. 3.2.1 долгосрочная БД в виде бинарной матрицы имеет размер 5120×86400 , что соответствует $\approx 4,4 \cdot 10^8$ количеству элементов.

На рисунке 32 изображен график зависимости асимптотической вычислительной сложности классического алгоритма и вычислительно эффективного алгоритма при различных значениях размера матрицы. По полученным данным можно сделать вывод, что при изменении размера матрицы от

10^6 до $6,25 \cdot 10^8$ выигрыш вычислительно эффективного алгоритма по количеству операций по сравнению с классическим алгоритмом составляет более чем 60 раз. Для наглядности на рисунке 33 изображен график изменения количества операций вычислительно эффективного алгоритма в зависимости от размера матрицы.

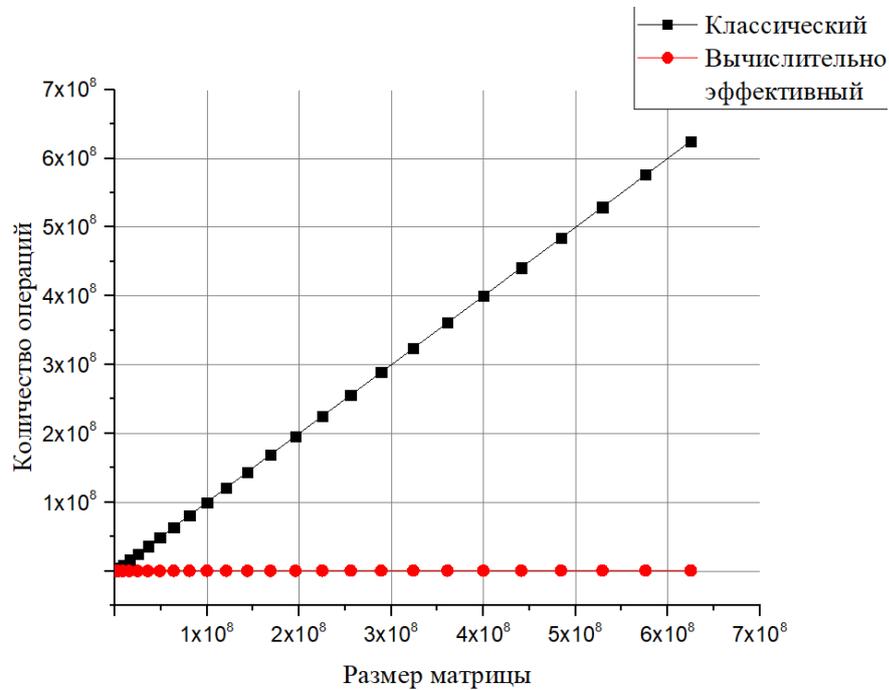


Рисунок 32 – График зависимости асимптотической вычислительной сложности классического и вычислительно эффективного алгоритмов от размера матрицы

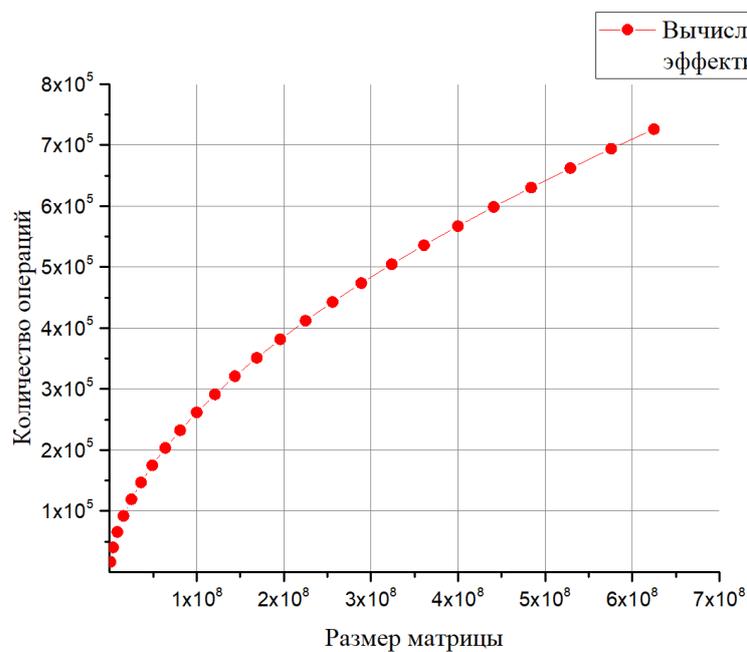


Рисунок 33 – График зависимости вычислительной сложности вычислительно эффективного алгоритма от размера матрицы

На рисунке 34 представлен график зависимости среднего времени выполнения классического алгоритма и вычислительно эффективного алгоритма в зависимости от размера матрицы. По полученным данным можно сделать вывод, что при изменении размера матрицы от 10^6 до $6,25 \cdot 10^8$ выигрыш вычислительно эффективного алгоритма по среднему времени выполнения над классическим алгоритмом составляет от 3 до 21 раза. Выигрыш вычислительно эффективного алгоритма по сравнению с классическим алгоритмом в 21 раз был получен для размера матрицы 10^6 , при этом, при изменении размера матрицы от $0,16 \cdot 10^8$ до $6,25 \cdot 10^8$, среднее значение выигрыша для данного алгоритма составляет порядка 4 раз.

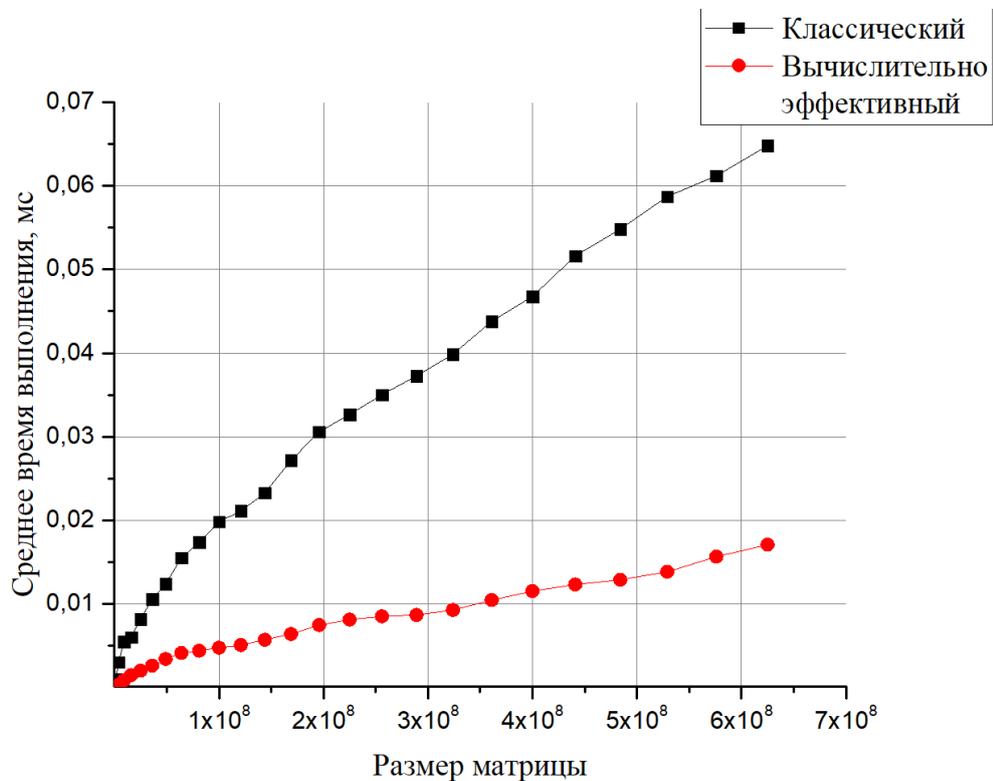


Рисунок 34 – График зависимости среднего времени выполнения классического и вычислительно эффективного алгоритмов от размера матрицы

Получены результаты сравнения оценок асимптотической вычислительной сложности алгоритмов и оценок среднего времени выполнения алгоритмов для используемой в работе матрицы, т.е. для долгосрочной БД, полученной в п. 3.2.1. При этом основной принцип проведения данных экспериментов соответствует

принципу, описанному ранее, а исходные параметры экспериментов следующие: $M = 600$, $N = 5120$, $I = 256$.

Выигрыш по количеству операций для вычислительно эффективного алгоритма по сравнению с классическим алгоритмом в данном случае составляет ≈ 46 раз, а выигрыш по среднему времени выполнения составляет ≈ 60 раз. Такие результаты по сравнению с моделированием обусловлены тем, что матрица, полученная в п. 3.2.1 и описывающая состояние занятости частотных каналов, содержит в себе временные шаблоны и другие логические правила использования частотного ресурса, что отражается на расположении в ней ненулевых элементов. Таким образом, использование вычислительно эффективного алгоритма не только позволяет сократить вычислительные затраты, но и уменьшает время, необходимое для предоставления доступа ВП к частотному ресурсу.

3.3 Экспериментальное исследование реализованного метода

В процессе исследования использовались разработанное специальное программное обеспечение и SDR приемо-передающие устройства [59–67]. Известно, что мультиплексирование с ортогональным частотным разделением каналов (Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM), благодаря своей гибкости, является наиболее распространенной техникой модуляции, применяемой в большинстве современных систем связи, поэтому данный сигнал является наилучшим решением, в том числе для применения на физическом уровне СКР [146]. Эксперимент проводился с параметрами адаптивного модулятора и демодулятора OFDM, представленными в таблице 6. В качестве приемника и передатчика применялись LimeSDR-USB. Стоит отметить, что существуют SDR устройства, в которых реализована псевдослучайная перестройка частот, например, радиостанция «Азарт» [147]. В данном устройстве автономно производится псевдослучайная перестройка рабочей частоты со скоростью до

20000 скачков в секунду. Однако использование данного подхода в совокупности с передачей OFDM сигнала приведет к частому делению кадра сигнала, что ведет к снижению пропускной способности СКР. Для проверки перестроения рабочей частоты использовалось устройство Airspy SDR.

Таблица 6 – Параметры эксперимента

Частота дискретизации F_s , МГц	5.6
Размер БПФ, N_{FFT}	512
Количество информационных поднесущих	406
Полезная длительность сигнала T , мкс	91.4
Длительность OFDM символа T_s , мкс	102.857
Количество OFDM символов в 5 мс кадре	43
Относительная длительность защ. интервала	1/8
Количество пилотных поднесущих	14
Вид кодера	Сверточный 1/2
Кодовое ограничение	7
Рабочая частота приемника и передатчика, МГц	435
Индексы пилотных поднесущих	-210 -175 -140 - 105 -70 -35 -15 15 35 70 105 140 175 210

Подаваемый с передатчика LimeSDR сигнал OFDM проходит через разветвитель и поступает на приемник LimeSDR и приемник Airspy SDR. Так как мощность сигнала изменилась из-за разветвителя, то значения усиления всех устройств были специально подобраны для большей наглядности эксперимента.

Стоит отметить, что информация о следующей рабочей частоте системы передается в кадре OFDM сигнала в битовом виде после информации о типе модуляции. Информация о следующей рабочей частоте передается как индекс частотного канала. Общее количество зарезервированных в программной модели частотных каналов не превышает 5, поэтому в битовом виде индекс частотного

канала задается по 3 бита. На приемной стороне, после демодуляции сигнала OFDM, на выход демодулятора подается значение рабочей частоты для следующих кадров, которое соответствует пришедшему индексу канала.

На рисунке 35 представлена диаграмма перестроения рабочей частоты ВП, где полезный сигнал – сигнал ВП, а помеха – сигнал ПП. Из рисунка видно, что, при появлении помехи на рабочей частоте ВП, за время Δt происходит перестроение на следующую рабочую частоту из списка частот-претендентов. При появлении помехи на новой рабочей частоте СКР ВП данная процедура повторяется. В случае появления помехи, когда текущая рабочая частота СКР ВП является последней в списке частот-претендентов, перестроение производится на первую частоту из списка претендентов. Время перестроения рабочей частоты для разработанного метода составляет $\Delta t \approx 95$ мкс.

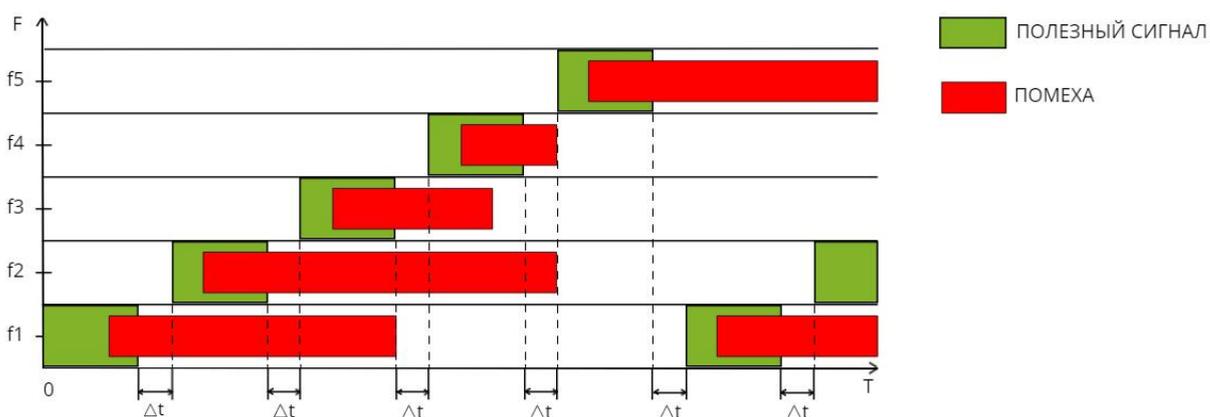


Рисунок 35 – Диаграмма перестроения рабочей частоты вторичного пользователя

Для проверки перестроения рабочей частоты использовалось устройство Airspy SDR. Для взаимодействия с Airspy SDR было выбрано программное обеспечение SDRSharp (SDR#). SDRSharp — одна из популярных и простых в использовании программ для работы с различными SDR. Airspy SDR использовался как второй приемник, а SDRSharp как программа настройки параметров Airspy SDR и просмотра спектрограммы.

Далее представлен пример работы алгоритма ИПРЧ с использованием приемников LimeSDR и Airspy, а также передатчика LimeSDR.

На рисунке 36 представлена схема передающей части эксперимента с начальной рабочей частотой 435 МГц. Из рисунка видно, что значение рабочей частоты передатчика еще не менялось, так как значение частоты в окне «Вольтметр» равно -1. Также на рисунке представлено «Окно текста», для вывода передаваемой адаптивным модулятором информации.

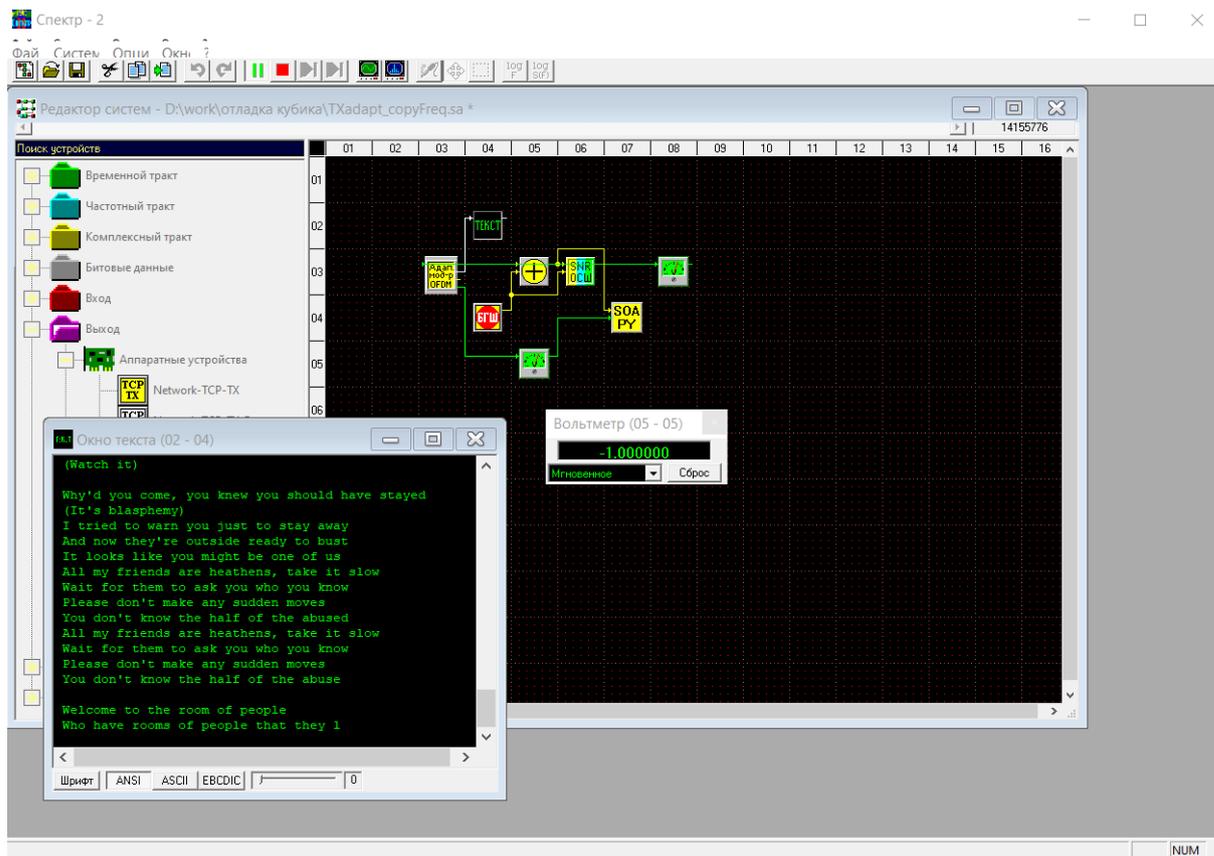


Рисунок 36 – Окно передающей части на рабочей частоте 435 МГц

На рисунке 37 представлена схема приемной части эксперимента с начальной рабочей частотой 435 МГц. Из рисунка видно, что значение рабочей частоты системы еще не менялось, так как значение частоты в окне «Вольтметр» равно -1. Также на рисунке представлено «Окно текста», для вывода принимаемой адаптивным демодулятором информации и фазовое созвездие принятого сигнала, показывающее, что текущий тип модуляции ФМ2. На рисунке 38 представлено окно программного обеспечения SDR#, которое подтверждает наличие OFDM сигнала на начальной рабочей частоте системы, равной 435 МГц.

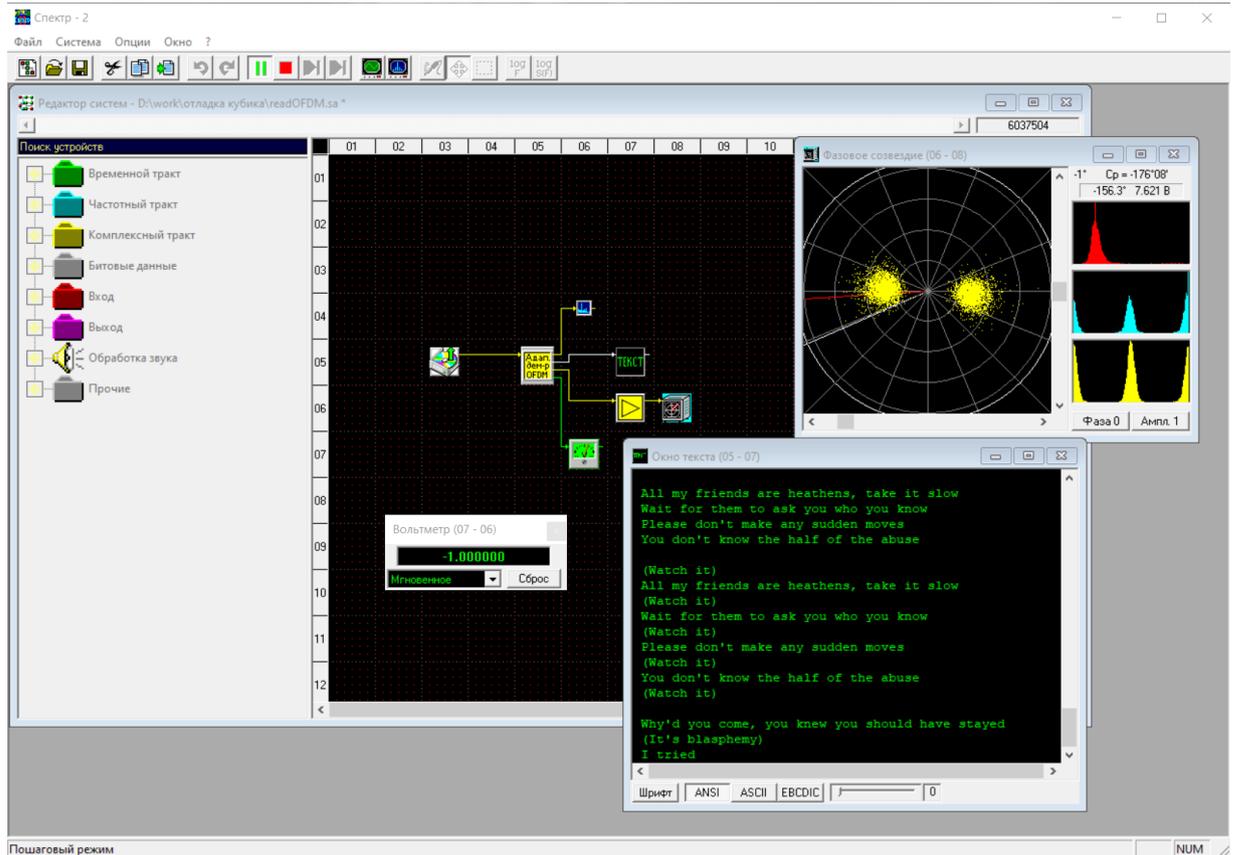


Рисунок 37 – Окно приемной части на рабочей частоте 435 МГц

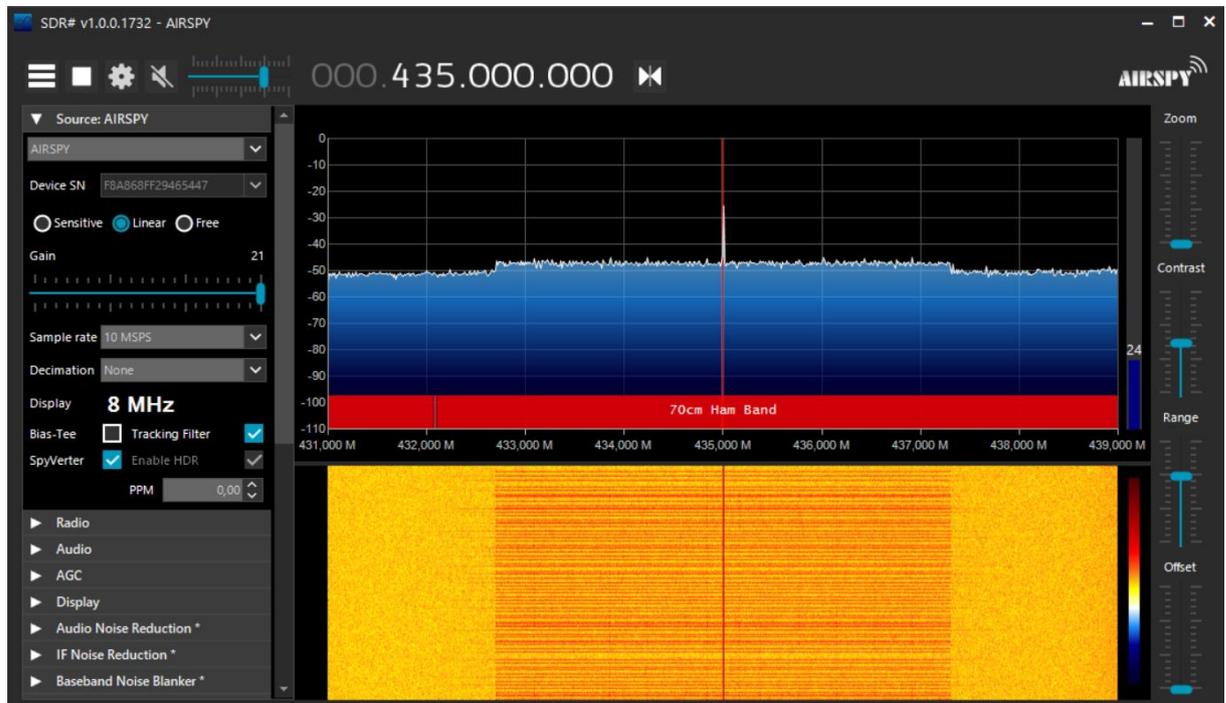


Рисунок 38 – Окно SDR#, подтверждающее наличие OFDM сигнала на частоте 435МГц

На рисунке 39 представлена схема передающей части эксперимента. Из рисунка видно, что значением ОСЦ, где значение шума имитирует появление сигнала ПП, был достигнут порог перестроения рабочей частоты передатчика. В

окне «Вольтметр» можно наблюдать, что значение рабочей частоты передатчика было изменено на 445 МГц.

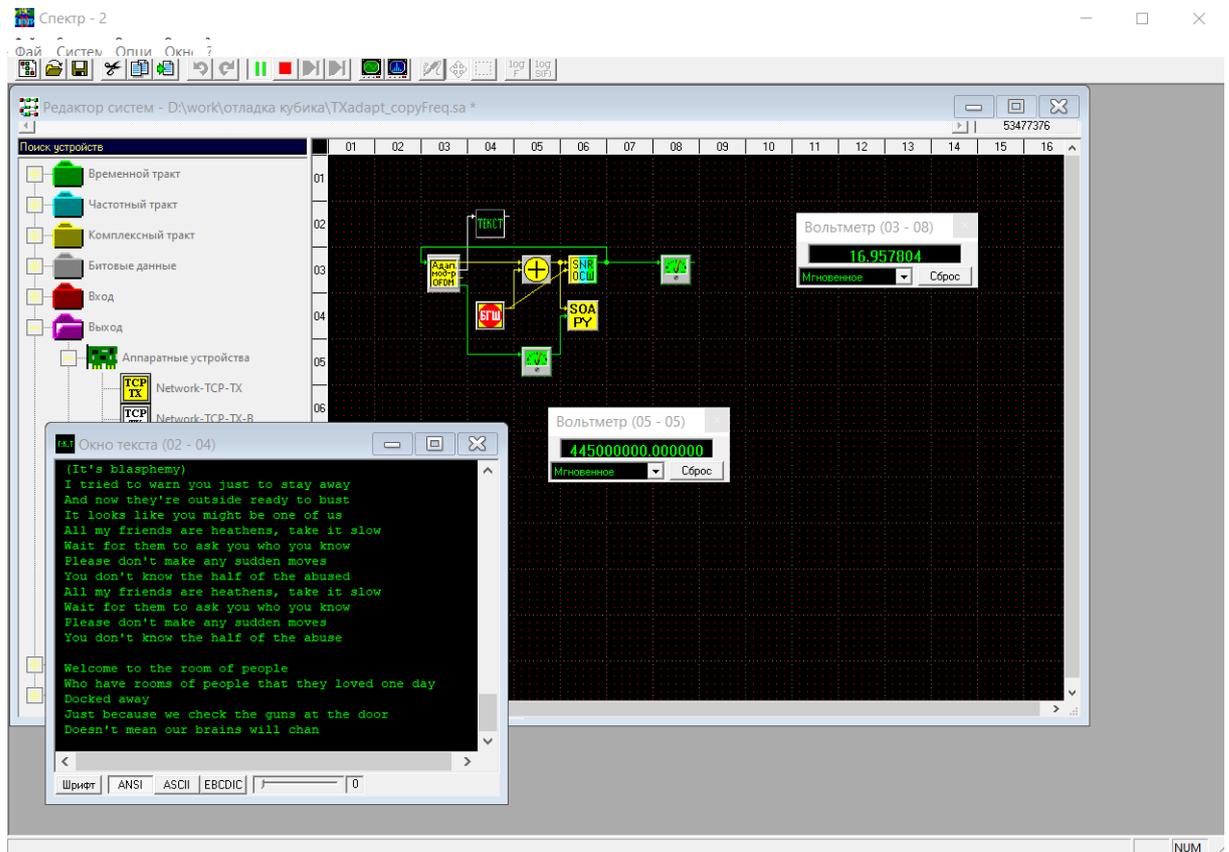


Рисунок 39 – Окно передающей части на рабочей частоте 445 МГц

На рисунке 40 представлено окно программного обеспечения SDR#, которое подтверждает наличие OFDM сигнала на текущей рабочей частоте передатчика, равной 445 МГц.

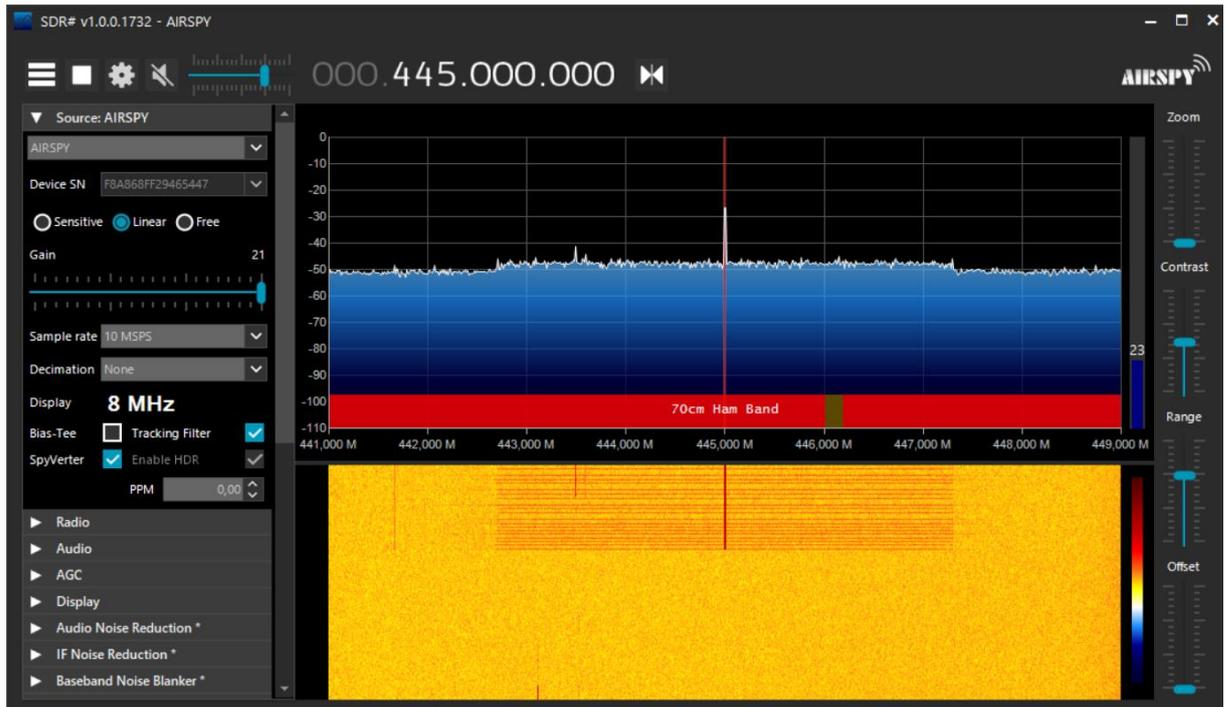


Рисунок 40 – Окно SDR#, подтверждающее наличие OFDM сигнала на частоте 445 МГц

На рисунке 41 представлена схема приемной части эксперимента. Из рисунка видно, что значение рабочей частоты системы изменилось, так как значение частоты в окне «Вольтметр» равно 445 МГц. Также на рисунке представлено «Окно текста», для вывода декодируемой информации и фазовое созвездие принятого сигнала, показывающее, что текущий тип модуляции ФМ2. На рисунке 42 представлена схема приемной части эксперимента, на которой видно, что рабочая частота приемника была изменена параметром на лету на значение 445 МГц.

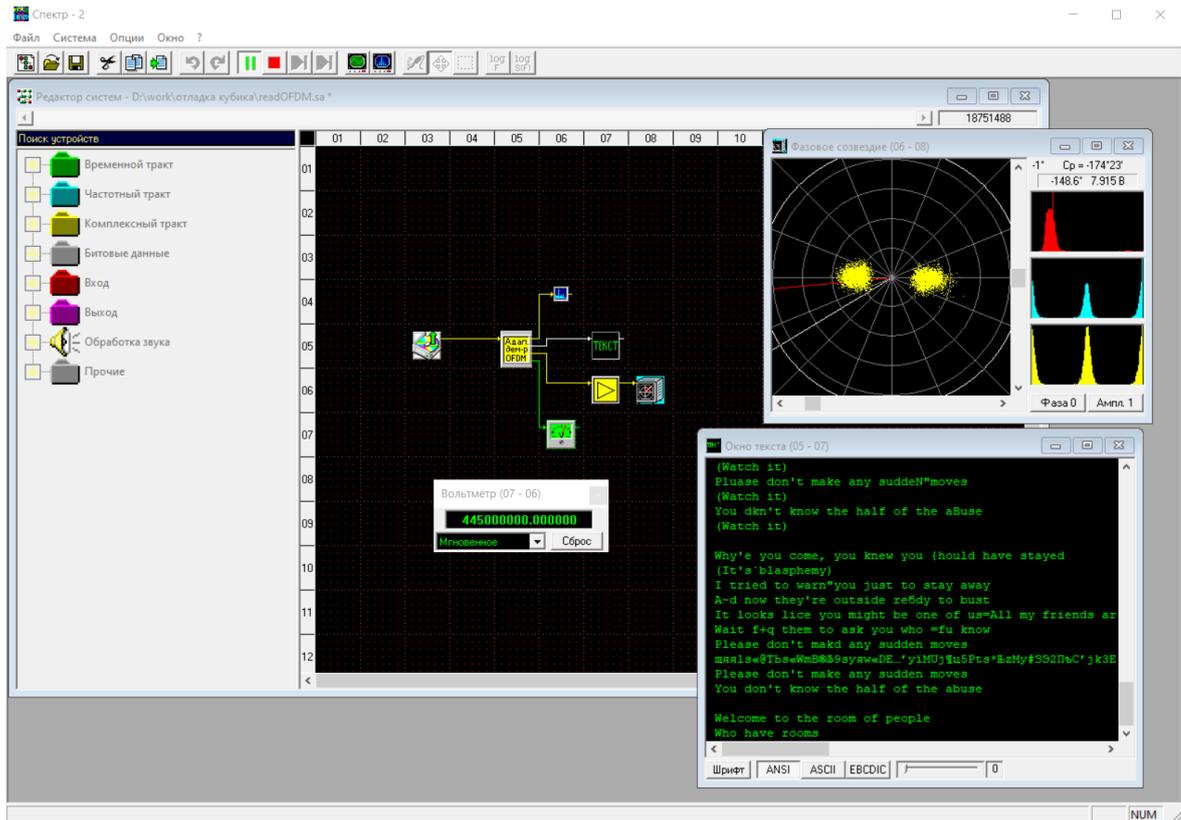


Рисунок 41 – Окно приемной части на рабочей частоте с информацией о текущей рабочей частоте передатчика равной 445 МГц

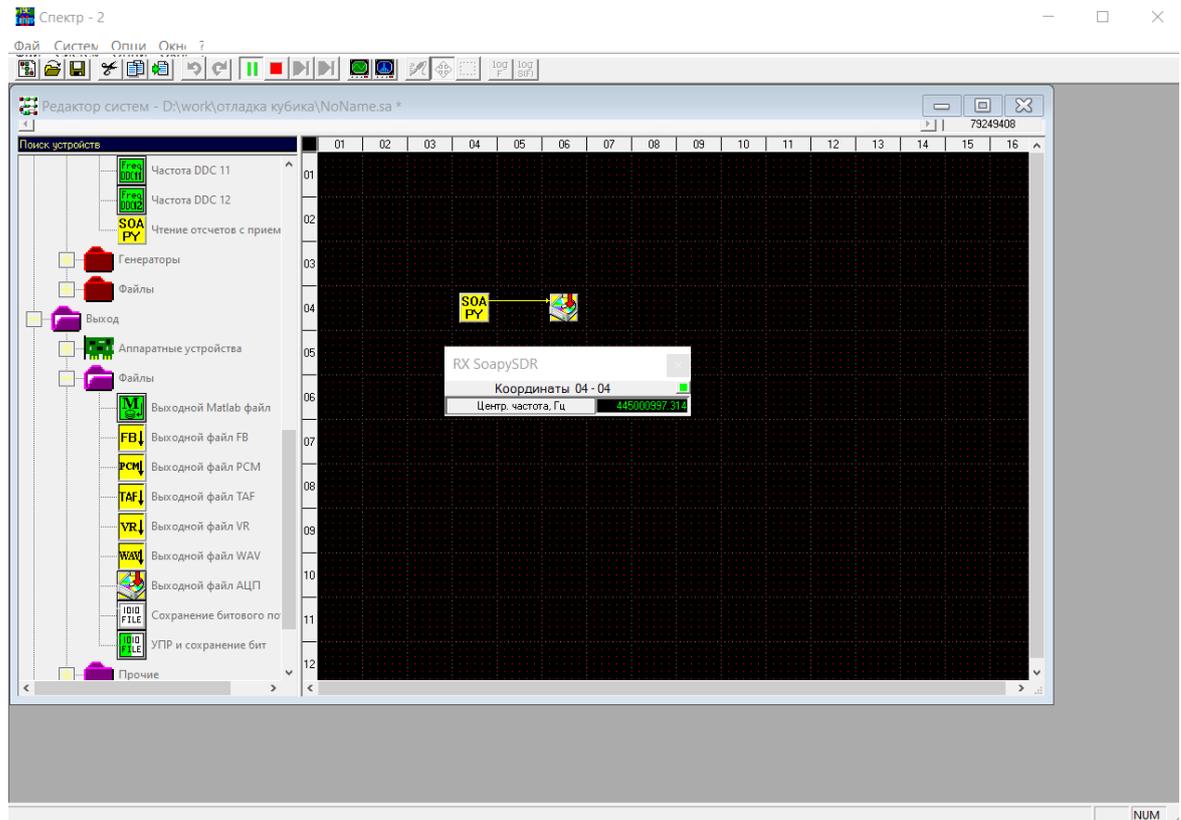


Рисунок 42 – Окно приемной части с изменением рабочей частоты приемника на 445 МГц параметром на лету

На рисунке 43 представлена схема приемной части эксперимента с текущей рабочей частотой 445 МГц. Также на рисунке представлено «Окно текста», для вывода декодированной демодулятором информации и «Окно фазового созвездия» принятого сигнала, показывающее, что текущий тип модуляции ФМ2.

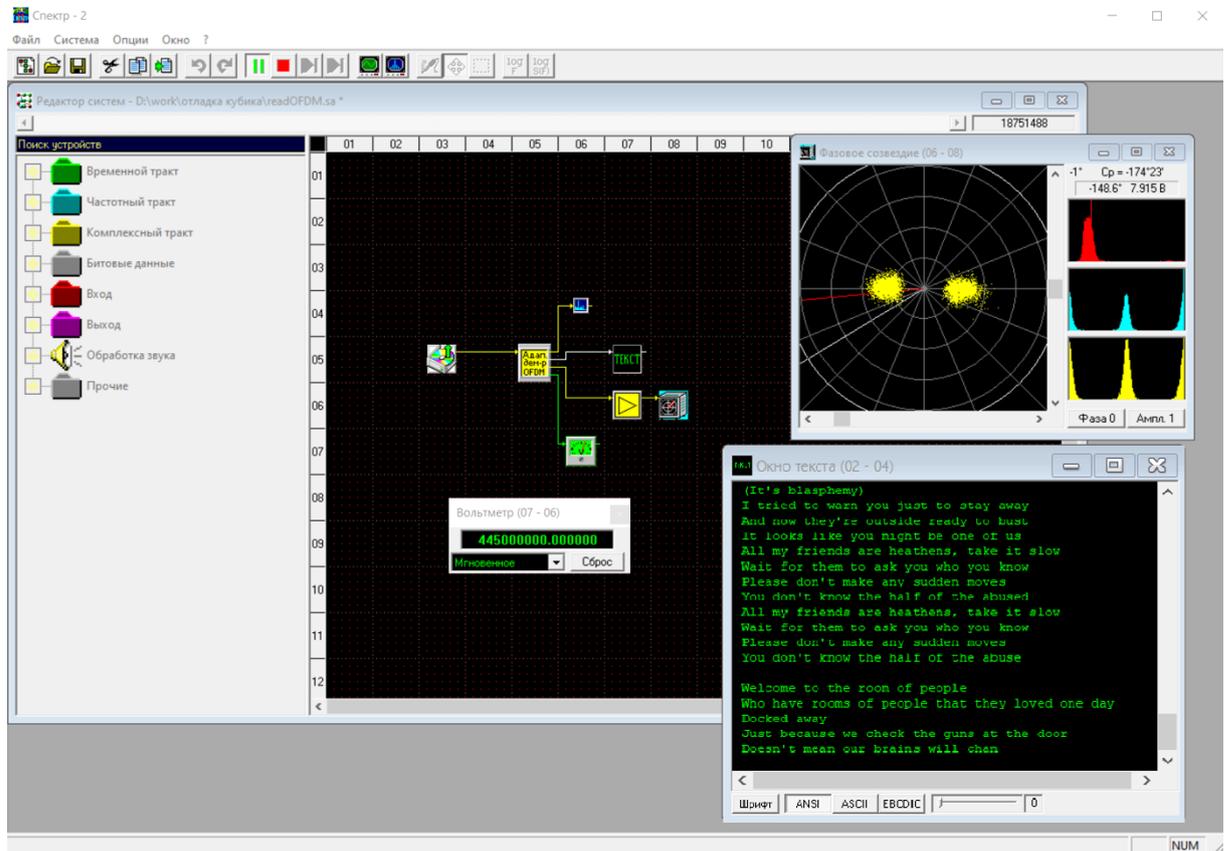


Рисунок 43 – Окно приемной части на рабочей частоте 445 МГц

Основываясь на изложенных выше результатах проведения эксперимента, были сделаны выводы, что при моделировании появления сигнала ПП, во всех разработанных устройствах производится перестройка рабочей частоты, а корректное декодирование информации подтверждает работоспособность метода ИПРЧ при взаимодействии с реальными программно-определяемыми радиоустройствами.

3.4 Рекомендации по практической реализации предложенного метода

В данной работе разработка модели ИНС проводилась на процессоре Intel (R) Xeon (R) E5-2667v4 с тактовой частотой 3,20 ГГц и 512 ГБ памяти, а также с использованием двух графических процессоров: NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti с объемом видеопамяти 11ГБ и NVIDIA GeForce RTX 3060 с объемом видеопамяти 12ГБ. Обучение реализовано на python 3 с использованием Keras API с Tensorflow в качестве бэкенда. Данная библиотека позволяет выполнять вычисления как на CPU, так и на GPU, поддерживающих технологию Nvidia CUDA. В таблице 7 приведены характеристики используемых GPU.

Таблица 7 – Характеристики используемых GPU

Модель GPU	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti	NVIDIA GeForce RTX 3060
Объем видеопамяти, МБ	11264	12288
Тип видеопамяти	GDDR6	GDDR6
Тактовая частота с ускорением, ГГц	1,64	1,78
Базовая тактовая частота, ГГц	1,35	1,32
Частота памяти, ГГц	14	15
Разрядность шины памяти, бит	352	192

Использование GPU для решения задач с использованием нейронных сетей позволяет получить производительность в несколько раз лучше, чем на CPU. В данной работе, при обучении каждой из описанных моделей ИНС, оба GPU

работали одновременно, тем самым сокращая время, затрачиваемое на обучение ИНС.

Так как разработанную систему предлагается внедрять в существующие системы связи, то стоит отметить, что, зачастую, в состав базовых станций входят цифровые сигнальные процессоры, а также ARM процессоры. Поэтому важным является наличие возможности реализации процесса обучения ИНС и предсказания с использованием обученной модели на ARM процессоре. Так как отдельное исследование по реализации предложенного метода на ARM процессоре не проводилось, то невозможно предсказать возможную скорость обучения ИНС в данном случае.

3.5 Выводы по главе 3

- 1 Разработана нейросетевая модель прогнозирования состояния занятости спектра на основе глубокого обучения с применением долговременной краткосрочной памяти LSTM. Исследованы характеристики прогнозирования в зависимости от числа скрытых нейронов в слоях LSTM (50, 100, 300), а так же в зависимости от типа архитектуры модели. Было установлено, что при использовании модели искусственной нейронной сети LSTM_Drop с числом нейронов 300 достигается наилучшая оптимизация и точность прогнозирования среди всех рассмотренных вариантов. Также данная модель обладает наилучшим быстродействием.
- 2 Произведен сравнительный анализ предложенной модели LSTM_Drop с другими моделями искусственных нейронных сетей: Linear, Dense и AR LSTM. Результаты сравнительной оценки показали, что наилучшей точностью прогнозирования, а также наименьшим временем обучения модели обладает предложенная модель LSTM_Drop.
- 3 Проведена оценка эффективности разработанного алгоритма мониторинга состояния занятости спектра. Результаты эксперимента показали, что

вероятность пропуска цели для разработанного алгоритма ниже, чем у существующего. Таким образом, разработанный алгоритм позволяет снизить вероятность создания помех для первичного пользователя, а также позволяет увеличить скорость предоставления свободного участка спектра за счет повышения вероятности корректного обнаружения сигналов первичного пользователя.

- 4 С целью сравнения существующего и разработанного алгоритмов предоставления частотного ресурса вторичному пользователю проведена оценка асимптотической вычислительной сложности и оценка среднего времени выполнения в зависимости от размеров матрицы. Результаты моделирования показали, что разработанный алгоритм по количеству операций более чем в 60 раз лучше по сравнению с существующим, а выигрыш по среднему времени выполнения для него составляет от 3 до 21 раза. Также проведен сравнительный анализ алгоритмов, где в качестве исходной матрицы использовалась полученная в работе долгосрочная база данных статистики занятости спектра. Из результатов эксперимента установлено, что выигрыш по количеству операций для разработанного алгоритма составляет ≈ 46 раз, а выигрыш по среднему времени выполнения составляет ≈ 60 раз. Таким образом, показано, что использование разработанного алгоритма является вычислительно эффективным и позволяет уменьшить время необходимое для предоставления доступа вторичному пользователю к частотному ресурсу.
- 5 Для проверки работоспособности разработанного метода интеллектуальной перестройки рабочих частот было проведено экспериментальное исследование с использованием приемников LimeSDR и Airspy, а также передатчика LimeSDR. В процессе эксперимента с использованием отношения сигнал\шум имитировалась появление сигнала первичного пользователя и проверялось перестроение рабочей частоты в системе когнитивного радио. По результатам эксперимента сделаны выводы, что при появлении сигнала первичного пользователя, во всех разработанных

устройствах производится перестроение рабочей частоты, а корректное декодирование информации подтверждает работоспособность метода интеллектуальной перестройки рабочей частоты при взаимодействии с реальными SDR.

Заключение

В диссертационном исследовании получены следующие основные результаты:

1. Показано, что применение систем когнитивного радио с технологией динамического доступа к спектру позволяет увеличить эффективность использования радиочастотного спектра, а перспективным направлением их реализации является использование SDR устройств. Проведен анализ существующих методов динамического доступа к спектру для вторичного пользователя и на основе полученных результатов сформирован необходимый набор задач для решения поставленной цели. В соответствии с сформированным набором задач предлагается структурная схема метода интеллектуальной перестройки рабочей частоты в системах когнитивного радио.
2. Разработан алгоритм оценки состояния занятости спектра с использованием энергетического обнаружителя с адаптивным выбором порога обнаружения, учитывающий условие априорной неопределенности при обнаружении сигналов первичного пользователя и динамическое изменение значения отношения сигнал\шум, и позволяющий снизить вероятность пропуска цели, тем самым уменьшая вероятность создания вторичным пользователем помех для первичного пользователя.
3. Разработан вычислительно эффективный алгоритм предоставления частотного ресурса вторичному пользователю, учитывающий то, что база данных статистики занятости спектра является объектом Big Data, а хранящиеся в ней данные представляют собой разреженную бинарную матрицу. Разработанный алгоритм включает в себя алгоритмы обработки и хранения данных мониторинга спектра и позволяет значительно увеличить

допустимую размерность решаемых задач, а также сократить требования к используемой памяти.

4. Проведен анализ существующих методов прогнозирования состояния спектра, на основе которого сделан вывод, что для эффективной работы технологии динамического доступа к спектру требуется решить задачу долгосрочного прогнозирования. Разработан алгоритм прогнозирования спектра на основе нейронных сетей, который состоит из методики формирования и подготовки набора входных данных, модели рекуррентной нейронной сети с использованием архитектуры долгой краткосрочной памяти.
5. Разработана модель искусственной нейронной сети для прогнозирования состояния занятости спектра и исследованы характеристики прогнозирования в зависимости от числа скрытых нейронов в слоях LSTM, а также в зависимости от типа архитектуры модели. Установлено, что при использовании модели нейронной сети LSTM_Drop с числом нейронов 300 достигается наилучшая оптимизация и точность прогнозирования среди всех рассмотренных вариантов, кроме того, данная модель обладает наилучшим быстродействием.
6. Произведен сравнительный анализ предложенной модели LSTM_Drop с существующими моделями искусственных нейронных сетей: Linear, Dense и AR LSTM. Характеристики прогнозирования были исследованы в зависимости от срока прогнозирования: на 10 с и 100 с вперед. Установлено, что при прогнозировании на 100 с вперед наилучшей точностью прогнозирования, а также наименьшим временем обучения модели обладает предложенная модель LSTM_Drop.
7. Для оценки эффективности разработанного алгоритма оценки состояния занятости спектра проведено сравнительное моделирование с существующим алгоритмом. Показано, что вероятность пропуска цели для разработанного алгоритма ниже, чем у существующего, и сделан вывод, что разработанный алгоритм позволяет снизить вероятность создания помех для

первичного пользователя, а также позволяет увеличить скорость предоставления свободного участка спектра за счет повышения вероятности корректного обнаружения сигналов первичного пользователя.

8. С использованием разработанного алгоритма оценки состояния занятости спектра для диапазона частот 390 – 490 МГц сформированы краткосрочная и долгосрочная базы данных. Анализ полученных баз данных показал, что диапазон работы транкинговых систем связи слабо загружен, на основании чего сделан вывод, что в данном диапазоне возможна работа вторичного пользователя системы когнитивного радио.
9. С целью сравнения существующего и разработанного алгоритмов предоставления частотного ресурса вторичному пользователю проведена оценка асимптотической вычислительной сложности и оценка среднего времени выполнения в зависимости от размеров матрицы. Показано, что разработанный алгоритм по количеству операций более чем в 60 раз лучше по сравнению с существующим, а выигрыш по среднему времени выполнения для него составляет от 3 до 21 раза. Проведен сравнительный анализ алгоритмов, где в качестве исходной матрицы использовалась полученная в работе долгосрочная база данных статистики занятости спектра. Установлено, что выигрыш по количеству операций для разработанного алгоритма составляет ≈ 46 раз, а выигрыш по среднему времени выполнения составляет ≈ 60 раз. Из чего сделан вывод, что использование разработанного алгоритма является вычислительно эффективным и позволяет уменьшить время необходимое для предоставления доступа вторичному пользователю к частотному ресурсу.
10. Проведено экспериментальное исследование для проверки работоспособности предложенного метода интеллектуальной перестройки рабочих частот с использованием реальных SDR устройств. По результатам эксперимента сделан вывод, что при появлении сигнала первичного пользователя, во всех разработанных устройствах производится перестроение рабочей частоты, а корректное декодирование информации

подтверждает работоспособность метода интеллектуальной перестройки рабочей частоты при взаимодействии с реальными SDR.

Таким образом, поставленная научная задача решена, а цель диссертационного исследования достигнута в полном объеме.

Список сокращений и условных обозначений

БД	База данных
БПФ	Быстрое преобразование Фурье
ВП	Вторичный пользователь
ДДС	Динамический доступ к спектру
ИНС	Искусственная нейронная сеть
ИПРЧ	Интеллектуальная перестройка рабочих частот
КР	Когнитивное радиоустройство
МСЭ	Международный союз электросвязи
ОСШ	Отношение сигнал/шум
ПО	Программное обеспечение
ПП	Первичный пользователь
РЧС	Радиочастотный спектр
СКР	Система когнитивного радио
ФМ	Фазовая модуляция
ЭО	Энергетический обнаружитель
ARM	Advanced RISC machine
BD	Big data
GPS	Global positioning system
GPU	Graphics processing unit
LSTM	Long short-term memory

MAE	Mean absolute error
MAPE	Mean absolute percentage error
MSE	Mean squared error
OFDM	Orthogonal frequency-division multiplexing
RMSE	Root mean square error
SCF	Spectral correlation function
SDR	Software-defined radio

Список литературы

1. Степанов, С. Н. Основы телетрафика мультисервисных сетей / С. Н. Степанов. – Москва.: Эко-Трендз, 2010. – 392 с.
2. FCC Spectrum policy task force report // Proceedings of the Federal Communications Commission, Washington DC, USA. – 2002.
3. Справочник по перспективам внедрения систем когнитивного радио в диапазоне УВЧ в странах участников РСС / Приложение 1 к решению РСС №9/2.3. – Региональное содружество в области связи, 2016. – 93 с
4. Wyglinski, A.M. Cognitive radio communications and networks: principles and practice / A. M Wyglinski, H. M. Nekovee, Y. T. Hou. – Academic Press, 2009. – 736p.
5. Mitola, J. III Technical challenges in the globalization of software radio / J. Mitola // IEEE Communications Magazine. – 1999. – Vol. 37. – Iss. 2. – P.84–89.
6. Mitola, J. III Cognitive radio: making software radios more personal / J. III Mitola, G.Q. Maguire // IEEE Personal Communications. – 1999. – Vol. 6. – Iss. 4. – P.13–18.
7. Holland, O. Opportunistic spectrum sharing and White space access: The practical reality / O. Holland, H. Bogucka, A. Medeisis // Willey&Son. – 2015. – P. 695.
8. Тихвинский, В.О. Динамическое управление радиочастотным ресурсом сетей 5G для различных видов доступа к РЧС // Электросвязь. – 2019. – № 7. – С.52–56.
9. Рекомендация МСЭ-R М.2330-0 Когнитивные системы радиосвязи в наземной подвижной службе. 11/2014.
10. Бакулин, М. Г. Технология МIMO: принципы и алгоритмы: монография / М. Г. Бакулин, Л. А. Варукина, В. Б. Крейнделин. – Москва.: Горячая линия-Телеком, 2016. – 244 с.
11. Бакулин М. Г. Технологии в системах радиосвязи на пути к 5G: монография / М. Г. Бакулин, В. Б. Крейнделин, Д. Ю. Панкратов. – Москва.: Горячая линия-Телеком, 2018. – 280 с.
12. Бакулин М. Г. Технология OFDM: монография / М.Г. Бакулин, В.Б. Крейнделин, А.М. Шлома, А.П. Шумов. – Москва.: Горячая линия-Телеком, 2016. – 360 с.
13. Бакулин, М.Г. Проблема повышения спектральной эффективности и емкости в перспективных системах связи 6G / М.Г. Бакулин, В.Б.

- Крейнделин // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2020. – Т. 14, № 2. – С. 25–31.
14. Богуш, Р.П. Модель формирования карты радиосреды для когнитивной системы связи на базе сотовой сети LTE / Р.П. Богуш, Е.Р. Адамовский, В.М. Чертков // Компьютерные исследования и моделирование. – 2022. – Т. 14, № 1. – С. 127–146.
15. Бакулин, М.Г. Технология NOMA с кодовым разделением в 3GPP: 5G или 6G? / Бакулин М.Г., Т.Б.К. Бен Режеб, В.Б. Крейнделин, Д.Ю. Панкратов, А.Э. Смирнов // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2022. – Т. 16, № 1. – С. 4–14.
16. Богуш, Р.П. Модель разделения данных пользователей в когнитивной системе связи на базе LTE / Р.П. Богуш, Е.Р. Адамовский, В.М. Чертков // Информационно-управляющие системы. – 2023. – № 5. – С. 43–54.
17. Бакулин, М.Г. Схемы модуляции для систем сотовой связи 5G/IMT-2020 и 6G / М.Г. Бакулин, Т.Б.К. Бен Режеб, В.Б. Крейнделин, Ю.Б. Миронов, Д.Ю. Панкратов, А.Э. Смирнов // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2022. – Т. 16, № 3. – С. 11–17.
18. Аджемов, С.С. Методы распознавания видов цифровой модуляции сигналов в когнитивных радиосистемах / С.С. Аджемов, Н.В. Кленов, М.В. Терешонок, Д.С. Чиров // Вестник Московского университета. Сер. 3, Физика. Астрономия. – 2015. – № 6. – С. 19–27.
19. Аджемов, С.С. Использование искусственных нейронных сетей для классификации источников сигналов в системах когнитивного радио / С.С. Аджемов, Н.В. Кленов, М.В. Терешонок, Д.С. Чиров // Программирование. – 2016. – № 3. – С. 3–11.
20. Аджемов, С.С. Распознавание видов цифровой модуляции радиосигналов с использованием нейронных сетей / С.С. Аджемов, М.В. Терешонок, Д.С. Чиров // Вестник Московского университета. Сер. 3, Физика. Астрономия. – 2015. – № 1. – С. 23–28.
21. Волков, Л.Н. Системы цифровой радиосвязи: базовые методы и характеристики / Л.Н. Волков, М.С. Немировский, Ю.С. Шинаков. – Москва.: Эко-Трендз, 2005. – 392 с.
22. Шинаков, Ю.С. Пикфактор сигналов OFDM и нелинейные искажения в радиооборудовании систем беспроводного доступа / Ю.С. Шинаков // Цифровая обработка сигналов. – 2012. – №4. – С.58–65.
23. Shinakov, Y. S. Ambiguity Functions of Zadoff-Chu Signals for 5-G Synchronization Systems / Y.S. Shinakov // 2018 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications (SYNCHROINFO). – 2018. – P. 1–7.
24. Бутенко, В.В. пути развития широкополосного доступа в России / В.В. Бутенко, В.Э. Веерпалу, Е.Е. Володина, Е.Е. Девяткин // Электросвязь. – 2014. – № 10. – С. 22–26.

25. Бутенко, В.В. Концепция WAPECS как современное направление использования РЧС / В.В. Бутенко, Е.Е. Володина, Е.Е. Девяткин, А.В. Бессилии, Т.А. Суходольская // *Электросвязь*. – 2008. – № 9. – С. 1–7.
26. Бутенко В.В. Радиочастотная идентификация: современное состояние, области применения и тенденции развития / В.В. Бутенко, Ю.В. Гуляев, А.С. Багдасарян, Г.А. Кащенко, Р.В. Семенов // *Информация и безопасность*. – 2007. – Т. 10, № 2. – С. 199–222.
27. Бутенко, В.В. Оценка эффективности телекоммуникационных систем на основе радиочастотной идентификации с применением пав технологии / В.В. Бутенко, А.С. Багдасарян, С.А. Багдасарян, В.И. Николаев // *Труды Научно-исследовательского института радио*. – 2020. – № 4. – С. 2–16.
28. Бутенко, В.В. Конверсия РЧС как условие развития информационной инфраструктуры цифровой экономики / В.В. Бутенко, В. Э. Веерпалу, Е.Е. Девяткин, Д. Федоров // *Электросвязь*. – 2019. – № 5. – С. 6–10.
29. Mitola, J. III The software radio architecture / J. III Mitola // *IEEE Communications magazine*. – 1995. – Vol. 33. – Iss. 5. – P.26–38.
30. Mitola, J. III Software defined radios: a technical challenge and a migration strategy / J. Mitola // *Proceedings of IEEE 5th International symposium spread spectrum techniques and applications*. – 1998. – Vol. 2. – P. 551–556.
31. Mitola, J. III Software radio architecture: a mathematical perspective / J. III Mitola // *IEEE Journal on selected areas in communications*. – 1999. – Vol.17. – Iss. 4. – P.514–538.
32. Wyglinski, A.M. Implementation and On-Orbit Testing Results of a Space Communications Cognitive Engine / A. M. Wyglinski, T. M. Hackett, S. G. Bilén, P. V. R. Ferreira, R. C. Reinhart, D. J. Mortensen // *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*. – 2018. –Vol. 4. – Iss. 4. – P. 825–842.
33. Wyglinski, A.M. Distributed Vehicular Dynamic Spectrum Access for Platooning Environments / A. Wyglinski, P. Sroka, P. Kryszkiewicz, M. Sybis, A. Kliks, K. S. Gill // *IEEE 91st Vehicular Technology Conference, VTC2020-Spring*. – 2020. – P. 1–5.
34. Wyglinski, A.M. Where no radio has gone before: Cognitive radios can keep deep-space missions connected to earth even when faced with Alien environments / A. M. Wyglinski, S. Bilén, D. Mortensen, R. Reinhart // *IEEE Spectrum*. – 2020. – Vol. 57. – Iss. 8. – P. 44–50.
35. Wyglinski, A.M. Memory Enabled Bumblebee-Based Dynamic Spectrum Access for Platooning Environments / A. M. Wyglinski, K. S. Gill, P. Kryszkiewicz, P. Sroka, A. Kliks // *IEEE Transactions on Vehicular Technology*. – 2023. – Vol. 72. – Iss. 5. – P. 5612–5627.
36. Nekovee, M. Cognitive machine-to-machine communications: visions and potentials for the smart grid / M. Nekovee, Y. Zhang, R. Yu, Y. Liu, S. Xie, S. Gjessing // *IEEE Network*. – 2012. – Vol. 26. – Iss. 3. – P. 6–13.

37. Nekovee, M. Wireless service provision in TV white space with cognitive radio technology: A telecom operator's perspective and experience / M. Fitch, S. Kawade, K. Briggs, R. MacKenzie // *IEEE Communications Magazine*. – 2011. – Vol. 49. – Iss. 3. – P. 64–73.
38. Nekovee, M. Worldwide trends in regulation of secondary access to white spaces using cognitive radio / M. Nekovee, T. Irnich, J. Karlsson // *IEEE Wireless Communications*. – 2012. – Vol. 19. – Iss. 4. – P. 32–40.
39. Hou, Y. T. Regret Minimization for Primary/Secondary Access to Satellite Resources with Cognitive Interference / Y. T. Hou, Y. E. Sagduyu, Y. Shi, A. B. MacKenzie // *IEEE Transactions on Wireless Communications*. – 2018. – Vol. 17. – Iss. 5. – P. 3512–3523.
40. Hou, Y. T. Vulnerability and protection for distributed consensus-based spectrum sensing in cognitive radio networks / Y. T. Hou, Qiben Yan, Ming Li, T. Jiang, Wenjing Lou // *Proceedings of IEEE INFOCOM*. – 2012. – P. 900–908.
41. Hou, Y. T. Beyond interference avoidance: On transparent coexistence for multi-hop secondary CR networks / Y. T. Hou, X. Yuan, C. Jiang, Y. Shi, W. Lou, S. Kompella // *IEEE International Conference on Sensing, Communications and Networking, SECON*. – 2013. – P. 398–405.
42. Haykin, S. Smart Home: Cognitive Interactive People-Centric Internet of Things / S. Haykin, S. Feng, P. Setoodeh // *IEEE Communications Magazine*. – 2017. – Vol. 55. – Iss. 2. – P. 34–39.
43. Haykin, S. Coordinated Cognitive Risk Control for Bridging Vehicular Radar and Communication Systems / S. Haykin, S. Feng // *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*. – 2022. – Vol. 23. – Iss. 5. – P. 4135–4150.
44. Haykin, S. V2V Communication-Assisted Transmit-Waveform Selection for Cognitive Vehicular Radars / S. Haykin, S. Feng // *IEEE Canadian Conference of Electrical and Computer Engineering, CCECE*. – 2019. – P. 1–6.
45. Haykin, S. Cognitive Risk Control for Mitigating Cyber-Attack in Smart Grid / S. Haykin, M. I. Oozeer // *IEEE Access*. – 2019. – Vol. 7. – P. 125806–125826.
46. Hossain, E. Cognitive and Energy Harvesting-Based D2D Communication in Cellular Networks: Stochastic Geometry Modeling and Analysis / E. Hossain, A. H. Sakr // *IEEE Transactions on Communications*. – 2015. – Vol. 63. – Iss. 5. – P. 1867–1880.
47. Hossain, E. On Characterization of Feasible Interference Regions in Cognitive Radio Networks / E. Hossain, M. Monemi, M. Rasti // *IEEE Transactions on Communications*. – 2016. – Vol. 64. – Iss. 2. – P. 511–524.
48. Hossain, E. Opportunistic Channel Selection by Cognitive Wireless Nodes Under Imperfect Observations and Limited Memory: A Repeated Game Model / E. Hossain, Z. Khan, J. J. Lehtomäki, L. A. DaSilva, M. Latva-Aho // *IEEE Transactions on Mobile Computing*. – 2016. – Vol. 15. – Iss. 1. – P. 173–187.

49. Hossain, E. Cognitive spectrum access in device-to-device-enabled cellular networks / E. Hossain, A. H. Sakr, H. Tabassum, D. I. Kim // *IEEE Communications Magazine*. – 2015. – Vol. 53. – Iss. 7. – P. 126–133.
50. Report ITU-R M.2242. Cognitive radio systems specific for International Mobile Telecommunications systems. M series. Mobile, radiodetermination, amateur and related satellite services, Geneva, 2011. – 28 p.
51. Bokobza, Y. Deep Reinforcement Learning for Simultaneous Sensing and Channel Access in Cognitive Networks / Y. Bokobza, R. Dabora, K. Cohen // *IEEE Transactions on Wireless Communications*. – 2023. – Vol. 22. – Iss. 7. – P. 4930–4946.
52. Kim, S. Multi-Agent Learning and Bargaining Scheme for Cooperative Spectrum Sharing Process / S. Kim // *IEEE Access*. – 2023. – Vol. 11. – P. 47863–47872.
53. Liu, X. Reinforcement learning based dynamic spectrum access in cognitive Internet of Vehicles / X. Liu, C. Sun, M. Zhou, B. Lin and Y. Lim // *China Communications*. – 2021. – Vol. 18. – Iss. 7. – P. 58–68.
54. Mosavat-Jahromi, H. Prediction and Modeling of Spectrum Occupancy for Dynamic Spectrum Access Systems / H. Mosavat-Jahromi, Y. Li, L. Cai, J. Pan // *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*. – 2021. – Vol. 7. – Iss. 3. – P. 715–728.
55. Li, X. Deep Learning for Spectrum Prediction from Spatial–Temporal–Spectral Data / X. Li, Z. Liu, G. Chen, Y. Xu, T. Song // *IEEE Communications Letters*. – 2021. – Vol. 25. – Iss. 4. – P. 1216–1220.
56. Alipour-Fanid, A. Multiuser Scheduling in Centralized Cognitive Radio Networks: A Multi-Armed Bandit Approach / A. Alipour-Fanid, M. Dabaghchian, R. Arora, K. Zeng // *IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking*. – 2022. – Vol. 8. – Iss. 2. – P. 1074–1091.
57. Han, H. Primary-User-Friendly Dynamic Spectrum Anti-Jamming Access: A GAN-Enhanced Deep Reinforcement Learning Approach / H. Han // *IEEE Wireless Communications Letters*. – 2022. – Vol. 11. – Iss. 2. – P. 258–262.
58. Baldesi, L. ChARM: NextG Spectrum Sharing Through Data-Driven Real-Time O-RAN Dynamic Control / L. Baldesi, F. Restuccia, T. Melodia // *IEEE INFOCOM 2022 - IEEE Conference on Computer Communications*. – 2022. – P. 240–249.
59. Кандаурова, Е.О. Разработка программного комплекса интеллектуальной перестройки рабочих частот для систем когнитивного радио / Е.О. Кандаурова, Д. С. Чиров // *Электросвязь*. – 2021. – № 2. – С. 43–47.
60. Кандаурова, Е.О. Адаптивный алгоритм обнаружения радиосигналов в системах когнитивного радио / Е.О. Кандаурова, Д. С. Чиров, М.В. Базылев // *Электросвязь*. – 2022. – № 10. – С. 44–51.
61. Kandaurova, E.O. Algorithm and Software for Intelligent Analysis of the Frequency Spectrum for Cognitive Radio Systems / E. O. Kandaurova, D. S.

- Chirov // 2020 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications, SYNCHROINFO. – 2020. – P. 1–5.
62. Kandaurova, E.O. Implementation of an Algorithm for Intelligent Tuning of Operating Frequencies for Cognitive Radio Systems / E. O. Kandaurova, D. S. Chirov // 2021 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2021. – P. 1–5.
63. Kandaurova, E.O. Intelligent Algorithms for Dynamic Spectrum Access a Secondary User in Cognitive Radio Systems / E. O. Kandaurova, D. S. Chirov // 2021 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications, SYNCHROINFO. – 2021. – P. 1–6.
64. Chirov, D.S. Adaptive Spectrum Monitoring Algorithm for Cognitive Radio Systems / D. S. Chirov, E. O. Kandaurova // 2022 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2022. – P. 1–5.
65. Kandaurova, E.O. Estimating the Efficiency of the Algorithm for Selecting the Adaptive Signal Detection Threshold in Cognitive Radio Systems / E. O. Kandaurova, D. S. Chirov, A. A. Kuchumov // 2022 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications, SYNCHROINFO. – 2022. – P. 1–5.
66. Kandaurova, E.O. Spectrum Occupancy Prediction Algorithm Using Artificial Neural Networks / E. O. Kandaurova, D. S. Chirov // 2023 Systems of Signals Generating and Processing in the Field of on Board Communications. – 2023. – P. 1–4.
67. Kandaurova, E. O. Neural Network Algorithm for Predicting Spectrum Occupancy in Cognitive Radio Systems / E. O. Kandaurova, D. S. Chirov // 2023 Systems of Signal Synchronization, Generating and Processing in Telecommunications, SYNCHROINFO. – 2023. – P. 1–5.
68. Кандаурова Е. О., Липаткин В.И., Чиров Д.С., Виноградов А.Н. Обработка данных радиомониторинга // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020618018.
69. Кандаурова Е. О., Чиров Д.С., Ильина О.В. Программа формирования цифровых отсчетов адаптивного OFDM сигнала // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021660574.
70. Кандаурова Е. О., Чиров Д.С., Николаев А.В. Программа интеллектуальной перестройки рабочих частот для систем когнитивного радио // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021660573.
71. Кандаурова Е. О., Чиров Д.С., Ильина О.В. Программа обработки цифровых отсчетов адаптивного OFDM сигнала // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021660809.
72. Кандаурова Е. О., Чиров Д.С., Кандауров Н.А. Программа формирования базы данных состояния занятости спектра с использованием SDR Adalm-

- Pluto // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021663369.
- 73.Кандаурова Е. О., Либеровский Н.Ю., Мирошникова Н.Е. Программа управления и передачи данных с помощью SDR устройств и библиотеки SoapySDR // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021663544.
- 74.Кандаурова Е. О., Либеровский Н.Ю., Мирошникова Н.Е. Программа управления и приема данных с помощью SDR устройств и библиотеки SoapySDR // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021663566.
- 75.Кандаурова Е.О., Чиров Д.С., Кандауров Н.А. Программа формирования базы данных состояния занятости спектра с использованием адаптивного порога обнаружения // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023611290.
- 76.McHenry, M. Spectrum occupancy measurements, location 4 of 6: Republican national convention, New York City, NY, Aug. 30, 2004–Sept. 3, 2004, revision 2 / M. McHenry, D. McCloskey, and G. Lane-Roberts // tech. report, Shared Spectrum Company. – 2005.
- 77.Jiantao Xue Spectrum Occupancy Measurements and Analysis in Beijing / Jiantao Xue, Zhiyong Feng, Ping Zhang // IERI Procedia. – 2013. – Vol. 4. – P. 295–302.
- 78.Nolan, K. E. Demonstration and analyses of collaboration, coexistence, and interoperability of cognitive radio platforms / K. E. Nolan, P. D. Sutton, L. E. Doyle, T. W. Rondeau, B. Le, C. W. Bostian // IEEE Consumer Communications and Networking Conference. – 2007. – P. 1149–1153.
- 79.Scaperoth, D. Cognitive radio platform development for interoperability / D. Scaperoth, B. Le, T. Rondeau, D. Maldonado, C. W. Bostian, S. Harrison // IEEE Military Communications Conference. – 2006. – P. 1–6.
- 80.Yuan, Y. KNOWS: Kognitiv networking over white spaces / Y. Yuan, P. Bahl, R. Chandra, P. A. Chou, J. I. Ferrell, T. Moscibroda, S. Narlanka, Y. Wu // Proc. of 2nd IEEE International symposium on new frontiers in dynamic spectrum access networks, DySPAN. – 2007. – P.416–427.
- 81.Weiss, T. A. Spectrum pooling: An innovative strategy for the enhancement of spectrum efficiency / T. A. Weiss, F. K. Jondral // IEEE Communications Magazine. – 2004. – Vol. 42. – P.8–14.
- 82.Moy, C. High-level design approach for the specification of cognitive radio equipment management APIs / C. Moy // Journal of network and systems management. – 2010. – Vol.18. – Iss. 4. – P.64–96.
- 83.Проскураков, В. Когнитивные радиосистемы в сетях тактического назначения / В. Проскураков // Электронные компоненты. – 2014. – № 3. – С. 36–38.

84. Gelabert, X. On the impact of multi-mode terminals in heterogeneous wireless access networks / X. Gelabert, J. Perez-Romero, O. Sallent // Proc. of 2nd International Symposium on Wireless Communications Systems, ISWCS 2005. – 2005. – P.39–43.
85. Grayver, E. Implementing Software Defined Radio / E. Grayver. – New York.: Springer Science+Business Media. – 2013. – 267 p.
86. Palicot, J. Radio engineering. From software to cognitive radio / J. Palicot. – USA.: John Wiley & Sons, Ltd., 2011. – 360 p.
87. Razavi B. Cognitive radio design challenges and techniques/ B. Razavi // IEEE Journal of solid-state circuits. – 2010. – Vol. 45. – Iss. 8. – P.1542–1553.
88. Who, M. Analyzing the next generation software defined radio for future architectures / M. Woh, Y. Lin, S. Seo et al // Journal of signal processing systems. – 2011. – Vol. 63. – Iss. 1. – P. 83–94.
89. Дусматов, Д.Х. Когнитивное радио - новая беспроводная технология в недалеком будущем / Д.Х. Дусматов, Ж.К. Назирханов // АК ТТЕ. – 2009. – № 2(9).
90. Chen, Y. A Survey of Measurement-based Spectrum Occupancy Modelling for Cognitive Radios / Y. Chen, H.-S. Oh. // IEEE Communications Surveys & Tutorials. – 2016. – Vol. 18. – Iss. 1. – P.848–859.
91. Petrin, A. Analysis and comparison of spectrum measurements performed in urban and rural areas to determine the total amount of spectrum usage / A. Petrin, P. G. Steffes // Proc. ISART. – 2005. – P. 9–12.
92. Chiang, R. I. C. A quantitative analysis of spectral occupancy measurements for cognitive radio / R. I. C. Chiang, G. B. Rowe, K. W. Sowerby // Proc. IEEE 65th VTC-Spring. – 2007. – P. 3016–3020.
93. Islam, M. H. Spectrum survey in Singapore: Occupancy measurements and analyses / M. H. Islam, C. L. Koh, S. W. Oh, X. Qing, Y. Y. Lai, C. Wang, Y.-C. Liang, B. E. Toh, F. Chin, G. L. Tan, W. Toh // Proc. 3rd Int. Conf. CrownCom. – 2008. – P. 1–7.
94. Pagadarai, S. A quantitative assessment of wireless spectrum measurements for dynamic spectrum access / S. Pagadarai, A. M. Wyglinski // Proc. 4th Int. Conf. CrownCom. – 2009. – P. 1–5.
95. Qaraqe, K. A. Empirical results for wideband multidimensional spectrum usage / K. A. Qaraqe, H. Celebi, A. Gorcin, A. El-Saigh, H. Arslan, M.-S. Alouini // Proc. IEEE 20th Int. Symp. PIMRC. – 2009. – P. 1262–1266.
96. Do, J. L S bands spectrum survey in the San Francisco bay area / J. Do, D. M. Akos, P. K. Eng // Proc. PLANS. – 2004. – P. 566–572.
97. Steffes, P. G. Study of spectrum usage and potential interference to passive remote sensing activities in the 4.5 cm and 21 cm bands / P. G. Steffes, A. J. Petrin // Proc. IEEE IGARSS. – 2004. – Vol. 3. – P. 1679–1682.

98. Biggs, M. Occupancy analysis of the 2.4 GHz ISM band / M. Biggs, A. Henley, T. Clarkson // Proc. Inst. Elect. Eng.—Commun. – 2004. – Vol. 151. – Iss. 5. – P. 481–488.
99. Francisco, R. Spectrum occupancy in the 2.36-2.4 GHz band: Measurements and analysis / R. de Francisco, A. Pandharipande // Proc. 16th EW Conf. – 2010. – P. 231–237.
100. Matinmikko, M. Distributed and directional spectrum occupancy measurements in the 2.4 GHz ISM band / M. Matinmikko, M. Mustonen, M. Höyhty, T. Rauma, H. Sarvanko, A. Mämmelä // Proc. 7th ISWCS. – 2010. – P. 676–980.
101. Стоянов, Д. Д. Разработка и исследование алгоритмов обнаружения сигналов в когнитивных радиосетях: дисс. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук: спец. 05.12.04 / Стоянов Дмитрий Драганович. – Ярославль, 2014. – 129 с.
102. Salahdine, F. Matched filter detection with dynamic threshold for cognitive radio networks / F. Salahdine, H. El Ghazi, N. Kaabouch, W. F. Fihri // International Conference on Wireless Networks and Mobile Communications. – 2015. – P. 1–6.
103. Zhang, X. Matched filter based spectrum sensing and power level detection for cognitive radio network / X. Zhang, R. Chai, F. Gao // IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. – 2014. – P. 1267–1270.
104. Gardner, W. A. Exploitation of spectral redundancy in cyclostationary signals / W. A. Gardner // IEEE Signal Processing Magazine. – 1991. – Vol. 8. – Iss. 2. – P.14–36.
105. Gardner, W. A. Cyclostationarity: Half a century of research / W.A. Gardner, A. Napolitano, L. Paura // IEEE Signal Processing Magazine. – 2006. – Vol. 86. – Iss. 4. – P.639–697.
106. Semba Yawada, P. Cyclostationary Detection Based on Non-cooperative spectrum sensing in cognitive radio network / P. Semba Yawada, A. J. Wei // IEEE International Conference on Cyber Technology in Automation, Control, and Intelligent Systems (CYBER). – 2016. – P. 184–187.
107. Cohen, D. Compressed cyclostationary detection for Cognitive Radio / D. Cohen, Y. C. Eldar // IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2017. – P. 3509–3513.
108. Damodaram, D. Performance analysis of cyclostationary detector using efficient hardware architecture / D. Damodaram, T. Venkateswarlu // International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP). – 2016. – P.0187–0193.
109. Arjoun, Y. Spectrum sensing: Enhanced energy detection technique based on noise measurement / Y. Arjoun, Z. El Mrabet, H. El Ghazi, A. Tamtaoui // In Proceedings of the IEEE Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). – 2018. – P. 828–834.

110. Alom, M.Z. Enhanced spectrum sensing based on Energy detection in cognitive radio network using adaptive threshold / M. Z. Alom, T. K. Godder, M. N. Morshed, A. Maali // In Proceedings of the International Conference on Networking Systems and Security, Dhaka, Bangladesh. – 2017. – P. 138–143.
111. Perez-Romero, J. A novel on-demand cognitive pilot channel enabling dynamic spectrum allocation / J. Perez-Romero, O. Salient, R. Agusti, L. Giupponi // Proceedings of the IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. – 2007. – P. 46–54.
112. Hulbert, A. P. Spectrum sharing through beacons / A. P. Hulbert // IEEE 16th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. – 2005. – Vol. 2. – P.989–993.
113. Holland, O. A Universal Resource Awareness Channel for Cognitive Radio / O. Holland, A. Attar, N. Olaziregi, N. Sattari, A. H. Aghvami // IEEE 17th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications. – 2006. – P.1–5.
114. Brown, T. X. An analysis of unlicensed device operation in licensed broadcast service bands / T. X. Brown // First IEEE International Symposium on New Frontiers in Dynamic Spectrum Access Networks. – 2005. – P.11–29.
115. Shawel, B. S. Convolutional LSTM-based Long-Term Spectrum Prediction for Dynamic Spectrum Access / B. S. Shawel, D. H. Woldegebreal, S. Pollin // 27th European Signal Processing Conference, EUSIPCO. – 2019. – P.1–5.
116. Shawel, B. S. Deep-learning based Cooperative Spectrum Prediction for Cognitive Networks / B. S. Shawel, D. H. Woldegebreal, S. Pollin // International Conference on Information and Communication Technology Convergence, ICTC. – 2018. – P.133–137.
117. Yu, L. Spectrum prediction via long short term memory / L. Yu, J. Chen, G. Ding // IEEE International Conference on Computer and Communications, ICC. – 2017. – P.643–647.
118. Kaur, A. A comprehensive survey on machine learning approaches for dynamic spectrum access in cognitive radio networks / A. Kaur, K. Kumar // Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence. – 2020. – Vol. 34. – Iss. 1. – P. 1–40.
119. Eltom, H. Statistical Spectrum Occupancy Prediction for Dynamic Spectrum Access: A Classification / H. Eltom, S. Kandeepan, R. J. Evans, Y. C. Liang, B. Ristic // EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking. – 2018.
120. Wen, Z. Autoregressive Spectrum Hole Prediction Model for Cognitive Radio Systems / Z. Wen, T. Luo, W. Xiang, S. Majhi, Y. Ma // IEEE International Conference on Communications Workshops. – 2008. – P. 154–157.
121. Jin, Xin Adaptive resource allocation using Kalman filters in busy and idle bands for WPM-based Cognitive Radio systems / Xin Jin, A. Marzouki, Li-

- Chuan Tseng, M. Goonewardena, D. Zeghlache // 18th IEEE Symposium on Communications and Vehicular Technology in the Benelux (SCVT). – 2011. – P. 1–5.
122. Wu, X. Multi-step prediction of time series with random missing data / X. Wu, Y. Wang, J. Mao, Z. Du, C. Li // Applied Mathematical Modelling. – 2014. – Vol. 38. – Iss. 14. – P.3512–3522.
123. Zhang, J. On the usefulness of spectrum prediction for dynamic spectrum access / J. Zhang, G. Ding, Y. Xu, F. Song // 8th International Conference on Wireless Communications & Signal Processing, WCSP. – 2016. – P.1–4.
124. Гребешков, А. Ю. Исследование и разработка моделей и методов анализа гетерогенных когнитивных сетей доступа: дисс. на соиск. уч. ст. докт. техн. наук: спец. 05.12.13 / Гребешков Александр Юрьевич. – Самара, 2018. – 336 с.
125. Dubey, R. K. Improved Spectrum Sensing for Cognitive Radio Based on Adaptive Threshold / R. K. Dubey, G. Verma // 2015 Second International Conference on Advances in Computing and Communication Engineering, Dehradun, India. – 2015. – P. 253–256.
126. Lakshmi, B. N. A conceptual overview of data mining / B. N. Lakshmi, G. H. Raghunandhan // National Conference on Innovations in Emerging Technology. – 2011. – P. 27–32.
127. Zhang, W. Optimization of cooperative spectrum sensing with energy detection in cognitive radio networks / W. Zhang, R. K. Mallik, K. B. Letaief // IEEE Transactions on Wireless Communications. – 2009. – Vol. 8. – Iss. 12. – P. 5761–5766.
128. Arjoun, Y. A Comprehensive Survey on Spectrum Sensing in Cognitive Radio Networks: Recent Advances, New Challenges, and Future Research Directions / Y. Arjoun, N. A Kaabouch // Sensors. – 2019. – Vol. 19. – P. 126.
129. Nasser, A. Spectrum Sensing for Cognitive Radio: Recent Advances and Future Challenge / A. Nasser, H. Al Haj Hassan, J. Abou Chaaya, A. Mansour, KC Yao // Sensors. – 2021. – Vol. 21. – Iss. 7. –P. 2408–2408
130. Pissanetzky, S. Sparse Matrix Technology / S. Pissanetzky // Academic Press. – 1984. – 321 p.
131. Yin, S. Mining Spectrum Usage Data: A Large-Scale Spectrum Measurement Study / S. Yin, D. Chen, Q. Zhang, M. Liu, S. Li // IEEE Transactions on Mobile Computing. – 2012. – Vol. 11. – Iss. 6. – P. 1033–1046.
132. Chee, C.-H. Algorithms for frequent itemset mining: a literature review/ C.-H. Chee, J. Jaafar, A. Izzatdin, M. H. Hasan, W. Yeoh // Artificial Intelligence Review. – 2019. – Vol. 52. – P. 2603–2621.
133. Gao, Q. Spectrum Prediction for Supporting IoT Applications over 5G / Q. Gao, X. Xing, X. Cheng, T. Jing // IEEE Wireless Communications. – 2020. – Vol. 27. – Iss. 5. – P. 10–15.

134. Fournier-Viger, P. A Survey of Sequential Pattern Mining / P. Fournier-Viger, J. C.-W. Lin, R. U. Kiran, Y. S. Koh // *Data Science and Pattern Recognition*. – 2017. – Vol. 1. – Iss. 1. – P. 54–77.
135. Huang, P. Wireless Spectrum Occupancy Prediction Based on Partial Periodic Pattern Mining / P. Huang, C. -J. Liu, L. Xiao, J. Chen // *IEEE 20th International Symposium on Modeling, Analysis and Simulation of Computer and Telecommunication Systems*. – 2012. – P. 51–58.
136. Предварительный национальный стандарт российской федерации ПНТС 553-2021. Информационные технологии. Искусственный интеллект. Термины и определения. – 2021. – 20 с.
137. Klaine, P. V. A Survey of Machine Learning Techniques Applied to Self-Organizing Cellular Networks / P. V. Klaine, M. A. Imran, O. Onireti, R. D. Souza // *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. – 2017. – Vol. 19. – Iss. 4. – P. 2392–2431.
138. Abdellah, A. Survey on artificial intelligence techniques in 5g networks / A. Abdellah, A. Koucheryavy // *Telecom IT*. – 2020. – Vol. 8. – Iss. 1. – P. 1–10.
139. Sun, Y. Application of Machine Learning in Wireless Networks: Key Techniques and Open Issues / Y. Sun, M. Peng, Y. Zhou, Y. Huang, S. Mao // *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. – 2019. – Vol. 21. – Iss. 4. – P. 3072–3108.
140. Abdellah, A.R. Deep Learning for IoT Traffic Prediction Based on Edge Computing. / A.R. Abdellah, V. Artem, A. Muthanna, D. Gallyamov, A. Koucheryavy // *Distributed Computer and Communication Networks: Control, Computation, Communications*. DCCN 2020. *Communications in Computer and Information Science*, Springer, Cham. – 2020. – Vol. 1337. – P. 18–29.
141. Rubin, S.H. Reuse in Intelligent Systems (1st ed.) / S.H. Rubin, L. Bouzar-Benlabiod // *CRC Press*. – 2020. – P. 252.
142. Geron, A. Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow / A. Geron // 2nd Edition. – O'Reilly Media, 2019.
143. Справочник по перспективам внедрения систем когнитивного радио в диапазоне УВЧ в странах участников РСС/Приложение 1 к решению РСС №9/2.3. – Региональное содружество в области связи, 2016. – 93 с.
144. Ubom, E. Comparative evaluation of spectrum occupancy of the broadcasting bands in urban, sub-urban and rural environments / E. Ubom, U. Ukommi // *Nigerian Journal of Technology*. – 2023. – Vol. 41. – Iss. 6. – P. 1008–1016.
145. Engiz, B.K. Spectrum Occupancy Measurements in Cellular Frequency Band in Samsun / B. K. Engiz, Y. A. Rajab // *Balkan journal of electrical and computer engineering*. – 2021. – Vol. 9. – Iss. 2. – P. 138–143.
146. Зуев, А. В. Разработка метода распределения канального ресурса в когнитивных сетях связи: дисс. на соиск. уч. ст. канд. техн. наук: спец. 05.13.17 / Зуев Алексей Валерьевич. – Самара, 2020. – 152 с.

147. Птичкин С.М. Новые полевые радиостанции "Азарт-П1" переданы в войска [Электронный ресурс] / С.М. Птичкин // Российская газета - федеральный выпуск. – 2021. – №8418. Режим доступа: URL: <https://rg.ru/2021/03/30/novye-polevye-radiostancii-azart-p1-peredany-v-vojska.html> (дата обращения 29.11.2023)

Приложение А. Программный код классического алгоритма предоставления частотного ресурса ВП на языке С++

```

#include <cmath>
#include <chrono>
#include <iostream>
#include "include/provideFreeFrequencyWithoutSM.h"
#include "include/CSTFile.h"
using namespace std;

provideFreeFrequencyWithoutSM::provideFreeFrequencyWithoutSM(QVector<Transaction>& _transactions, QString file, const SignalSettings& signalSettings) :
    transactions{_transactions},
    inputFile{file},
    settings{ signalSettings } {
    work();
}

float provideFreeFrequencyWithoutSM::freeFrequency() {
    return frequency;
}

void provideFreeFrequencyWithoutSM::work() {
    CSTdata();
    std::optional<size_t> indexFreq{};
    chrono::duration<double> searchTime{0};
    for (size_t i = 0; i < 1000; ++i) {
        auto start = std::chrono::steady_clock::now();
        indexFreq = findFreeFrequency();
        auto end = std::chrono::steady_clock::now();
        std::chrono::duration<double> elapsedSeconds = end - start;
        searchTime += elapsedSeconds;
    }
    searchTime /= 1000;
    std::cout << "Full the search time: " << searchTime.count()*1000 <<
    "ms\n";
    if (indexFreq) {
        frequency = static_cast<float>(inputHeader.lowerFreq
            + indexFreq.value()
            * inputHeader.samplingFreq / inputHeader.sizeFFT);
        std::cout << "Found frequency: " << frequency << "\n";
    }
    else {
        std::cout << "Free frequency not found!\n";
    }
}

void provideFreeFrequencyWithoutSM::CSTdata() {
    CSTFile cst(inputFile);
    transactions = cst.data();
    inputHeader = cst.header();
}

optional<size_t> provideFreeFrequencyWithoutSM::findFreeFrequency() {

```

```
    size_t columns = ceil((settings.bandwidth() * inputHeader.sizeFFT) /
inputHeader.samplingFreq);
    size_t startFreq = 0;
    auto startSearch = transactions.begin() + settings.startTime();
    auto endSearch = transactions.end();
    for (auto it = startSearch; it != endSearch; ++it) {
        for (auto i = startFreq; i != startFreq + columns; ++i) {
            if (it->operator[](i) == 1) {
                startFreq = ++i;
                if (startFreq + columns > settings.duration()) {
                    return optional<size_t>();
                }
                it = startSearch - 1;
                break;
            }
        }
    }
    return optional<size_t>(startFreq);
}
```

Приложение Б. Программный код разработанного алгоритма предоставления частотного ресурса ВП на языке C++

```

#include <cmath>
#include <chrono>
#include <iostream>
#include "include/provideFreeFrequency.h"
#include "include/CSTFile.h"
using namespace std;

provideFreeFrequency::provideFreeFrequency(QVector<Transaction>&
_transactions, QString file, const SignalSettings& signalSettings) :
    transactions{ _transactions },
    inputFile{ file },
    settings{ signalSettings } {
    work();
}

float provideFreeFrequency::freeFrequency() {
    return frequency;
}

void provideFreeFrequency::work() {
    QString suffix = QFileInfo(inputFile).suffix();
    if (suffix == ".cst") {
        CSTdata();
        occupiedFrequenciesList();
    }
    else {
        readOFLFile(inputFile);
    }
    std::optional<size_t> indexFreq{};
    chrono::duration<double> searchTime{ 0 };
    for (size_t i = 0; i < 1000; ++i) {
        auto start = std::chrono::steady_clock::now();
        indexFreq = findFreeFrequency();
        auto end = std::chrono::steady_clock::now();
        std::chrono::duration<double> elapsedSeconds = end - start;
        searchTime += elapsedSeconds;
    }
    searchTime /= 10000;
    std::cout << "Sparse the search time: " << searchTime.count() * 1000 <<
    "ms\n";
    if (indexFreq) {
        frequency = static_cast<float>(inputHeader.lowerFreq
            + indexFreq.value()
            * inputHeader.samplingFreq / inputHeader.sizeFFT);
        std::cout << "Found frequency: " << frequency << "\n";
    }
    else {
        std::cout << "Free frequency not found!\n";
    }
}

```

```

}
void provideFreeFrequency::CSTdata() {
    CSTFile cst(inputFile);
    transactions = cst.data();
    inputHeader = cst.header();
}
void provideFreeFrequency::occupiedFrequenciesList() {
    SparseMatrix sparse(transactions);
    occupiedFrequencies = sparse.nonZeroList();
    transactions.clear();
}
optional<size_t> provideFreeFrequency::findFreeFrequency() {
    size_t columns = ceil((settings.bandwidth() *
inputHeader.sizeFFT)/inputHeader.samplingFreq);
    size_t startFreq = 0;
    auto startSearch = occupiedFrequencies.begin() + settings.startTime();
    auto endSearch = occupiedFrequencies.end();
    for (auto it = startSearch; it != endSearch; ++it) {
        auto startElem = it->lower_bound(startFreq);
        for (auto i = startElem; i != it->end(); ++i) {
            if (*i < startFreq + columns) {
                startFreq = *i + 1;
                if (startFreq + columns > settings.duration()) {
                    return optional<size_t>();
                }
            }
            it = startSearch - 1;
            break;
        }
        else {
            break;
        }
    }
}
return optional<size_t>(startFreq);
}

```

Приложение В. Акты внедрения


 «УТВЕРЖДАЮ»
 Начальник НИЧ МТУСИ

 Ю.В.Белявский
 «21» сентября 2023 г.

АКТ
 внедрения результатов диссертационной работы
 Кандауровой Екатерины Олеговны
 «Разработка метода интеллектуальной перестройки рабочих частот
 в системах когнитивного радио»

Научно-техническая комиссия в составе: заведующего лабораторией НИО-48 кандидата технических наук, доцента Лобова Е.М., заведующего лабораторией НИО-48 кандидата технических наук, доцента Припутина В.С., заведующего лабораторией НИО-48 Журавлева А.П. составила настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы Кандауровой Е.О. использованы ФГБОУ ВО «МТУСИ» при выполнении НИР «Мыслитель-2015». Разработанный Кандауровой Е.О. алгоритм оценки состояния занятости радиочастотного спектра позволил повысить вероятность правильного обнаружения радиосигналов в условиях априорной неопределенности их параметров. НИР «Мыслитель-2015» выполнена в интересах Минобороны России.

Заведующий лабораторией НИО-48
 кандидат технических наук, доцент



Е.М.Лобов

Заведующий лабораторией НИО-48
 кандидат технических наук, доцент



В.С.Припутин

Заведующий лабораторией НИО-48



А.П.Журавлев

«УТВЕРЖДАЮ»

Проректор по учебной работе



А.С.Аджикова

2023 г.

АКТ

внедрения результатов диссертационной работы

Кандауровой Екатерины Олеговны

в учебный процесс Ордена Трудового Красного Знамени федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Московский технический университет связи и информатики»

Научно-техническая комиссия в составе: заведующего кафедрой «Радиотехнические системы» доктора технических наук, Чирова Д.С., доцента кафедры «Радиотехнические системы» кандидата технических наук, доцента Лобова Е.М., доцента кафедры «Радиотехнические системы» кандидата технических наук, Фролова А.А., составила настоящий акт в том, что результаты диссертационной работы Кандауровой Е.О. использованы в Московском техническом университете связи и информатики в учебном процессе кафедры «Радиотехнические системы». Форма внедрения: лабораторный практикум по дисциплине «Основы построения и применения программно-определяемых радиосистем» для студентов направления 11.03.02 «Инфокоммуникационные технологии и системы связи. Интеллектуальные радиосистемы».

Заведующий кафедрой РТС

доктор технических наук, доцент

 Д.С.Чиров

Доцент кафедры РТС,

кандидат технических наук, доцент

 Е.М.Лобов

Доцент кафедры РТС,

кандидат технических наук

 А.А.Фролов