

**Институт машиноведения, автоматике и геомеханики
Национальная академия наук Кыргызской Республики**

Кыргызско-Российский Славянский университет им. Б.Н. Ельцина

Диссертационный совет Д 05.23.686

На правах рукописи
УДК 004.413:004.8 (575.2) (043.3)

Верзунов Сергей Николаевич

**Разработка методов мониторинга и идентификации геоэкологических
процессов на базе интеллектуального анализа данных**

05.13.01. Системный анализ, управление и обработка информации

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Бишкек 2024

Работа выполнена в лаборатории Информационно-измерительных систем Института машиноведения, автоматики и геомеханики Национальной Академии Наук Кыргызской Республики.

Научный консультант: **Брякин Иван Васильевич**
доктор технических наук, профессор,
заведующий лабораторией Информационно-измерительных систем Института машиноведения и автоматики Национальной Академии Наук Кыргызской Республики

Официальные оппоненты:

Ведущая организация:

Защита диссертации состоится “___” _____ 2024 года в _____ на заседании диссертационного совета 05.23.686 по защите диссертаций на соискание ученой степени доктора (кандидата) физико-математических и технических наук при Институте машиноведения, автоматики и геомеханики Национальной академии наук Кыргызской Республики и Кыргызско-Российском Славянском университете им. Б.Н. Ельцина по адресу 720071, г. Бишкек, пр. Чуй 265, ауд. 346. Идентификационный код онлайн трансляции защиты диссертации

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Национальной академии наук Кыргызской Республики (720071, г. Бишкек, пр. Чуй, 265) и на сайте по адресу: imash.kg, email:diss_ima@mail.ru.

Автореферат разослан _____ 2024 года.

Учёный секретарь
диссертационного совета
к.ф.-м.н., с.н.с

Керимкулова Г.К.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы диссертации обусловлена растущим антропогенным давлением на окружающую среду, что ставит экологические проблемы в число наиболее значимых вызовов современности. Динамичное развитие экономики, увеличение населения, прогресс в области науки и техники усиливают техногенные процессы, влияющие на природную среду.

Системы геоэкологического мониторинга представляют собой многофункциональные и распределенные системы, требующие применения современных информационных технологий для повышения их эффективности. Ответом на экологические проблемы должно являться улучшение процессов сбора и анализа данных с учетом новых возможностей, предоставляемых вычислительной техникой, информационными технологиями и ресурсами сети Интернет, содержащей большие объемы данных. Важным направлением здесь является создание интеллектуальных систем мониторинга, использующих достижения искусственного интеллекта (ИИ). Эффективное решение геоэкологических проблем требует разработки интеллектуальных информационно-измерительных систем, ориентированных на исследования в областях, таких как загрязнение природных систем, мониторинг окружающей среды, геоэкология урбанизированных ландшафтов, а также анализ стихийных и техногенных явлений.

Для полного понимания геологических процессов необходимо обеспечить оперативный и достоверный сбор информации о состоянии геологической среды. Применение методов ИИ в информационно-измерительных системах (ИИС) позволяет более эффективно обрабатывать большие объемы данных, обеспечивать большую степень автоматизации, повысить точность и улучшить надежность, используя обученный на основе собранных данных ИИ.

Связь темы диссертации с приоритетными научными направлениями, крупными научными программами (проектами), основными научно-исследовательскими работами, проводимыми образовательными и научными учреждениями. Диссертационная работа выполнена в рамках исследований, проводимых в лаборатории Информационно-измерительных систем в Институте машиноведения, автоматике и геомеханики Национальной академии наук Кыргызской Республики в соответствии с планами научно-исследовательских проектов по теме «Разработка инновационных методов и средств контроля состояния геоэкоферы» (2018 – 2020 гг.) № госрегистрации 0007140, раздел «Разработка аппаратно-программных средств обеспечения малоглубинных инженерно-геофизических исследований геоэкоферы». А также «Разработка физико-технических интеллектуальных систем цифровизации геоэкологического мониторинга в Кыргызской Республике» (2021 – 2023 гг.), № госрегистрации 0007732, раздел «Разработка цифровых подсистем регистрации и контроля первичной геоэкологической информации».

Цель и задачи исследования. Целью работы является повышение эффективности решения задач идентификации геоэкологических процессов путем создания интеллектуальных информационно-измерительных систем.

Для достижения поставленной цели необходимо было решить ряд теоретических и практических задач, основными из которых являются:

- Анализ особенностей, характерных для мониторинга геоэкологических процессов.
- Исследование вопросов методологии применения ИИ для мониторинга состояния геоэкологических процессов.
- Разработка основных принципов построения интеллектуальных информационно-измерительных систем.
- Разработка методологии применения интеллектуального анализа данных для проектирования радиоволновых модулей.
- Разработка методов и устройств для измерения параметров индуктивных компонентов датчиков.
- Разработка методов идентификации геоэкологических временных рядов.
- Разработка методов идентификации изображений в медицинских системах геоэкологического мониторинга.
- Разработка методов идентификации дефектов силовых электрических линий.

Научная новизна полученных результатов

1. **Предложена новая концепция интеллектуальной системы мониторинга состояния геоэкологической среды**, представляющая собой комплексное решение для мониторинга и анализа параметров геоэкологических процессов. Суть концепции заключается в интеграции данных о геоэкологических параметрах в различных направлениях геоэкологии, которая позволяет, используя принцип эмерджентности, получить обобщенную информацию о геоэкологических процессах на качественно новом уровне. Интеллектуальная информационно-измерительная система мониторинга, реализующая новую концепцию, представляет собой сложную структуру, в которой традиционные аппаратные модули практически полностью заменяются интеллектуальными программными компонентами, а их функциональные возможности существенно дополняются ИИ.
2. **Обоснован новый метод измерения параметров индуктивных компонентов датчиков**, позволяющий в два раза точнее определять параметры индуктивных компонентов датчиков мониторинга в условиях воздействия случайных фоновых электромагнитных полей. Этот метод повышает точность анализа и снижает влияние внешних помех, позволяя осуществлять оперативный мониторинг параметров приборов в условиях их практической эксплуатации.

3. **Предложен новый способ оптимизации процесса проектирования микрополосковых антенн** для выбора дизайна конструктивных CCSR-элементов микрополосковых антенн, с целью повышения их производительности по таким параметрам, как диапазон частот, усиление и направленность. Этот способ применен для разработки антенного модуля устройства для определения электрофизических свойств горных пород в виде керна.
4. **Разработана методика прогнозирования геоэкологических временных последовательностей**, основанная на новой структуре адаптивной мультивейвлетной сети, ориентированной на более эффективное обучение и прогнозирование динамики геоэкологических данных.
5. **Разработаны универсальные системы мониторинга на основе искусственного интеллекта в сфере медицинской геоэкологии**, предназначенные для оперативной диагностики COVID-19, пневмонии и других легочных заболеваний на основе КТ и рентгеновских снимков.

Практическая значимость полученных результатов

1. **Разработаны программные компоненты для контроля и диагностики**, обеспечивающие возможность использования интеллектуальных методов для решения задач в различных направлениях геоэкологии (выявление неисправностей в системах электроснабжения и анализ медицинских снимков для определения заболеваний дыхательной системы). В частности, разработана система на основе глубокого обучения для онлайн отслеживания частичных разрядов в линиях электропередач. Особое внимание уделено методике обработки данных, улучшающей способность системы к обучению и распознаванию дефектов.
2. **Разработана система ИИ для прогноза геоэкологических процессов**, значительно увеличивающая эффективность наблюдений за изменениями в окружающей среде. Интеграция интеллектуальных методов в стандартные процедуры мониторинга позволяет вовремя принимать меры для предотвращения или уменьшения риска аварийных ситуаций.
3. **Научные и практические материалы, разработанные в рамках диссертационной работы, были внедрены в образовательную программу Кыргызско-Российского Славянского университета имени Б. Ельцина по направлению программная инженерия**. Повышена заинтересованность и вовлеченность студентов в современные направления интеллектуальной и практической деятельности, связанные с машинным обучением, системами искусственного интеллекта и анализом больших данных, что способствует развитию профессиональных компетенций студентов. Результаты внедрения подкреплены соответствующим актом, подтверждающими успешную

интеграцию научных и практических материалов в образовательную программу.

4. Интеграция в научно-информационное поле. Одной из целей разрабатываемых систем геоэкологического мониторинга является создание единого информационного поля по существующим актуальным проблемам в сфере геоэкологии. Поэтому был разработан комплект программных средств, обеспечивающий специалистам соответствующего профиля свободный доступ к информации о состоянии окружающей среды.

Основные положения диссертации, выносимые на защиту

- 1. Результаты системного анализа интеллектуальных систем геоэкологического мониторинга,** показывающие, что применение современных информационных технологий и методов ИИ позволяют значительно повысить эффективность, точность и надежность мониторинга геоэкологических процессов.
- 2. Способ оптимизации характеристик микрополосковых антенн,** обеспечивающий повышение их производительности по таким параметрам, как диапазон частот, усиление и направленность. с помощью оптимизации конструкции CSRR-ячеек.
- 3. Метод определения параметров индуктивных компонентов,** основанный на преобразовании полного комплексного сопротивления в напряжение, что повышает точность и надежность индуктивных датчиков интеллектуальных систем мониторинга за счет применения интеллектуального анализа сигналов.
- 4. Адаптивная нейросетевая модель на основе мультивейвлет-преобразований,** объединяющая преимущества мультивейвлетного и полиморфного подходов для более точного анализа и прогнозирования разнообразных геоэкологических данных.

Личный вклад соискателя. Все результаты, представленные в диссертационной работе и имеющие научную новизну, получены автором лично и под руководством научного консультанта.

В работах [1, 2] Брякину И.В. принадлежит постановка задачи исследования. В работах [2- 8] Лыченко Н.М. принадлежит постановка задачи идентификации и прогнозирования данных в системе мониторинга геоэкологических факторов. В работах [9, 10] Ханасовой В.В. принадлежит реализация Т-образного фильтра для цифрового трёхкомпонентного индукционного магнитометра. В работах [11, 12] Раимжанову Х.А. принадлежит программная реализация отдельных модулей системы искусственного интеллекта для дифференциальной диагностики коронавирусной инфекции и различных видов пневмонии. В работах [13-18] соавторы оказали помощь в анализе данных и техническую поддержку исследований. Наконец, в работах [19, 20] Бочкарев И.В. оказал значительную помощь в анализе причин возникновения неисправностей в электрических сетях, а в

работах [21- 24] Касимовой А.У. принадлежит техническая реализация прототипа устройства для измерения электрофизических свойств горных пород. В работе [25] Кирилловой В.В. принадлежит реализация программных средств. В работах [26-28] соавторам принадлежит постановка задачи исследования.

Апробация результатов диссертации. Результаты диссертационной работы были представлены на:

1. Международной конференции International Ural Conference on electrical power engineering (URALCON) Magnitogorsk, 29 сентября – 01 октября 2023 года;
2. X Международной научной конференции, Математическое и компьютерное моделирование Омск, 10 февраля 2023 года;
3. Республиканской научно-практической конференции, посвященной 20-летию изучения и развития естественных, точных и математических дисциплин в сфере науки и образования. Математическое и компьютерное моделирование физических процессов. Душанбе, 09 февраля 2023 года;
4. Международной конференции International Russian Automation Conference (RusAutoCon) Sochi, 04–10 сентября 2022 года;
5. XIV Международной конференция молодых ученых и студентов «Современные техника и технологии в научных исследованиях», Бишкек, 27–29 апреля 2022 года;
6. Международной конференции «Инновации в науке и технике», посвящённой памяти первого декана ЕТФ профессора Юрикова В.А. Бишкек, 20–21 апреля 2022 года;
7. VIII Международной научной конференции, посвященной памяти А.Л. Иозефера, Омск, Россия, 20 ноября 2020 года.
8. Международной конференции International Russian Automation Conference, (RusAutoCon) 2020, Сочи, Россия 06–12 сентября 2020 года.
9. VII Международной научной конференции, посвященной памяти С.С. Ефимова. Омск, Россия 22 ноября 2019 года.
10. Международной конференции International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2020, Сочи, 18–22 мая 2020 года.
11. Международной конференции 2nd International Turkish World Engineering and Science Congress in Antalya Анталия, Турция, 7-10 ноября 2019 года.
12. XI Международной конференции молодых ученых и студентов «Современные техника и технологии в научных исследованиях», Бишкек, 24–26 апреля 2019 года.
13. X Международной конференции молодых ученых и студентов «Современные техника и технологии в научных исследованиях», Бишкек, 18–20 апреля 2018 года.
14. V Международной научной конференции, посвященной памяти Р.Л. Долганова, Омск, Россия, 1 декабря 2017 года.

15.X Всероссийской конференции по механике деформируемого твердого тела. Самара, Россия, 18–22 сентября 2017 года.

Полнота отражения результатов диссертации в публикациях. Основные научные результаты, полученные в диссертации опубликованы в 52-ти печатных научных трудах, из них 4 – в изданиях, зарегистрированных в системе Scopus, в 2-х монографиях, опубликованных в КР, 1 патенте на изобретение КР и 5 авторских свидетельствах на ПО, зарегистрированных в Государственной службе интеллектуальной собственности и инноваций при правительстве Кыргызской Республики.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из оглавления, введения, шести глав, заключения, списка использованной литературы из 262 наименований, 10 приложений и включает 242 страницы основного текста, включая 101 рисунок, 18 таблиц. Общий объем – 292 страницы.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ ДИССЕРТАЦИИ

Во введении обосновывается актуальность темы диссертационной работы, сформулированы ее цели и задачи, научная новизна, практическая значимость полученных результатов. Сформулированы основные положения, выносимые на защиту, личный вклад автора, а также отражены структура и объём работы.

Первая глава «Обзор литературы» посвящена рассмотрению интеллектуального анализа данных в системе геоэкологического мониторинга. Основное внимание уделяется использованию ИИ для обработки больших объемов данных, что позволяет ускорить и улучшить качество анализа. Эти технологии способствуют точному прогнозированию и предупреждению экологических угроз, а также повышают эффективность принятия решений и управления природными и техническими ресурсами.

Большой вклад в разработку и внедрение продвинутых систем мониторинга, которые приводят к более эффективным и оперативным практикам управления техническими системами был сделан Брякиным И.В (2014, 2022) и Лыченко Н.М. (2010), которые заложили идею использования методологии системного анализа при разработке информационно-измерительных систем. Заметный вклад в сфере применения ИИ в медицинской геоэкологии в нашей стране внес Миркин Е.Л. (2013, 2019, 2008). В области построения интеллектуальных систем мониторинга для задач энергообеспечения активная работа ведется Бакасовой А.Б. (2022). Все эти работы значительно развили и продолжают обогащать методологию ИИ для обнаружения, мониторинга и анализа процессов в экологии, медицине и промышленности.

Известно, что предметом исследований экологических наук о Земле и, прежде всего, геоэкологии служат закономерные изменения в окружающей среде, происходящие под влиянием естественноисторических и техногенных процессов, называемых техногенезом и представляющих собой новые геоэкологические

процессы, непосредственно связанные с хозяйственной деятельностью человека. Принципиальная модель структуры геоэкологии представлена на рис. 1 (Розанов Л.Л., 2017).



Рисунок 1 – Блок-схема структуры геоэкологии

Исследования и разработки проводились в следующих сферах геоэкологии:

1. В области динамики геологической среды исследуется диэлектрическая проницаемость и проводимость грунтов для предсказания горных обвалов и оползней. Разработанные методы позволяют точно оценить степень риска и своевременно принять меры предосторожности.
2. В области направляемой геоэкологии предложенный в данной работе метод оптимизации конструктивных параметров повышает скорость разработки микрополосковых антенн, позволяя при этом улучшить такие характеристики как усиление, направленность, коэффициент обранных потерь.
3. В области производственной геоэкологии современные методы мониторинга силовых линий позволяют обнаруживать неисправности, что повышает надежность электроснабжения.
4. В области динамики воздушной среды разработка методов мониторинга дальности видимости важна для оценки погодных условий, что влияет на общественное здоровье и безопасность полетов.

5. В области медицинской геоэкологии в условиях эпидемии разработка дистанционных методов диагностики респираторных заболеваний становится критически важной для контроля и организации медицинской помощи.
6. В области космической геоэкологии изучение геомагнитной активности и её влияния на космические и наземные технологические системы мониторинг помогает предотвратить возможные нарушения в их работе из-за геомагнитных бурь.

Во второй главе «Методология и методы исследования» рассмотрены вопросы использования методов системного анализа в сложных геоэкологических задачах. В диссертационной работе применялись **методы** системного анализа, компьютерное моделирование, методы обработки экспериментальных данных, а также современные технологии искусственного интеллекта и кроссплатформенного программирования. **Объектом исследования** являются геоэкологические процессы. **Предметом исследования** являются интеллектуальные методы и средства геоэкологического мониторинга.

Предложено усовершенствовать системы геоэкологического мониторинга путём интеграции ИИ (рис. 2) с информационно-измерительными системами, что позволит им адаптироваться к изменениям окружающей среды и более эффективно отслеживать состояние геоэкоосистем. ИИ помогает анализировать большие объёмы геоэкологических данных, обучаться на прошлом опыте и прогнозировать будущие изменения. Это делает мониторинг более гибким и надёжным.

Использование такой концепции требует разработки аппаратных и программных средств, а также создания интерфейсов для эффективного взаимодействия с пользователями и другими системами. В целом, это важный шаг в управлении охраной окружающей среды и природных ресурсов, способствующий созданию новых систем для мониторинга геоэкологических процессов и оптимизации стратегий мониторинга.

В третьей главе «Интеллектуальный метод разработки сенсорных элементов» обсуждается интеграция ИИ в сенсорные технологии, как важную составляющую часть современных систем мониторинга. Показано как ИИ способствует развитию нового поколения датчиков, улучшая их точность, надёжность и адаптивность к изменяющимся условиям окружающей среды.

В данной главе подробно рассматривается применение ИИ для оптимизации работы датчиков и измерительных устройств, что позволяет существенно повысить качество сбора данных и эффективность последующего анализа. Приводятся примеры использования ИИ в создании датчиков, которые могут самостоятельно корректировать свои настройки в ответ на изменения внешних условий, тем самым повышая точность измерений.

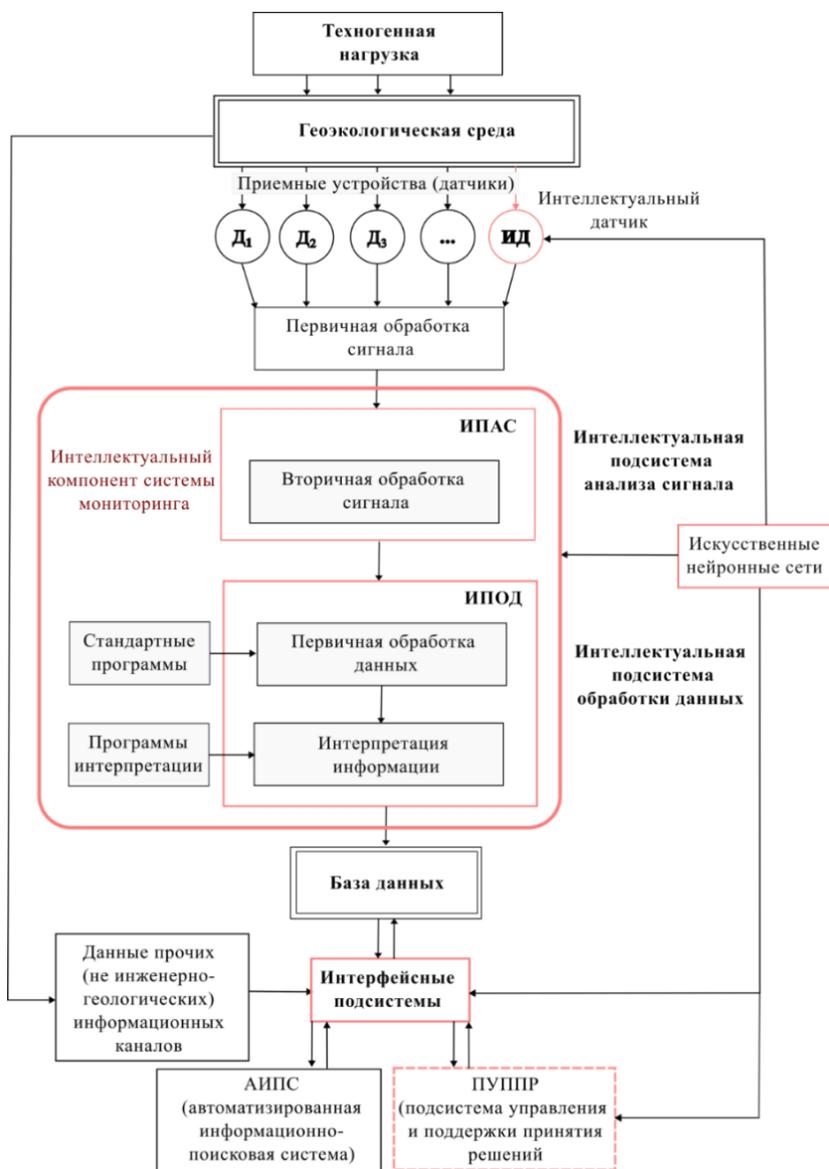


Рисунок 2 – Блок-схема интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга

В области направляемой геоэкологии (см рис. 1) разработан метод с использованием ИИ для оптимизации проектирования микрополосковых антенн, что важно для обеспечения эффективной работы антенн в разных частотных диапазонах и условиях. Процесс разработки обычно включает множество итераций моделирования и корректировок дизайна, что может быть времязатратным и требовать значительных усилий. Традиционные методы, основываются на методе проб и ошибок и зависят от опыта и интуиции разработчика. Это делает процесс не только дорогостоящим, но и неопределенным по времени. Микрополосковые антенны состоят из очень тонкой металлической полосы, называемой патчем, слоя диэлектрика, также называемого подложкой, и металлической основы, так называемой «заземляющей пластины». Для улучшения электрических характеристик необходимо добавить в конструкцию антенны ячейки метаматериала на основе комплементарных разомкнутых колец CSRR (рис. 3) с определенными конструктивными параметрами.

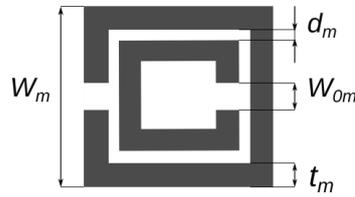


Рисунок 3 – Параметры CSRR ячейки-резонатора

Исходя из эмпирических правил, диапазон изменения этих параметров задаётся как функция от резонансной длины волны λ_0 :

$$\begin{aligned} 0,025\lambda_0 \leq W_m \leq \frac{\lambda_0}{4} \\ t_m \approx 0,1W_m \\ 0,0019\lambda_0 \leq W_{om} \leq 0,0076\lambda_0 \\ 0,0009\lambda_0 \leq d_m \leq 0,0057\lambda_0 \end{aligned} \quad (1)$$

Ячейки располагаются по сторонам патча с учетом соображений симметричности антенны. Чтобы охватить достаточное количество возможных вариантов, интервалы, используемые при размещении CSRR-ячеек в массиве, задаются уравнениями:

$$\begin{aligned} g \leq X_a \leq \left(\frac{W}{2} - \frac{W_m}{2}\right), \\ W_m \leq Y_a \leq \left(\frac{4L}{R-1} - W_m\right), \\ R = 3, 5, 7. \end{aligned} \quad (2)$$

Таким образом, конструктивные параметры CSRR-ячеек можно задать тензором:

$$\bar{X}_i = [W_m, W_{om}, d_m, t_m, R, X_a, Y_a,].$$

Исходя из приведенных выше границ изменения геометрических параметров CSRR-ячеек, заданных формулами (1-2) в программе CST MWS Вазом Р. (2019) были сгенерированы исходные данные для обучения нейронных сетей в количестве 572 образцов, доступных в открытом доступе.

Для оценки электрических характеристик моделируемых электрических параметров микрополосковых антенн с CSRR-ячейками с помощью программы CST MWS были рассчитаны такие параметры как:

$$\bar{Y}_i = (G_a, B_w, S_r),$$

где G_a – усиление антенны в дБ; B_w – полоса пропускания; S_r – обратные потери на резонансной частоте.

Предлагается способ, позволяющий оптимизировать параметры CSRR-ячеек резонаторов, взаимное функционирование которых будет обеспечивать оптимальный режим работы антенны в целом и даст максимальный уровень излучения антенны при сохранении полосы пропускания. Предлагаемый метод объединяет модель регрессии, использующую глубокую сеть на основе полносвязных нейронных слоев, с поиском на основе алгоритма условной оптимизации для нахождения наилучших конструктивных параметров ячеек-

резонаторов. Такой подход полностью автоматизирует процесс создания микрополосковых антенн с ячейками-резонаторами на основе метаматериалов и позволяет находить параметры CSRR-ячеек, дающие наилучшие электрические характеристики антенны. В общем виде способ, схематически показанный на рис. 4, состоит из двух шагов. Для обучения сети использовался алгоритм оптимизации Adam с начальной скоростью обучения $l_r=10^{-3}$, экспоненциально убывающей на протяжении всего обучения с постоянным коэффициентом $d_r=0.95$ на пакетах размером 32 образца.

Сеть обучалась на протяжении 4000 эпох, минимальное значение ошибки MAE=0.0245 наблюдалось после 3078 эпохи, далее наступает переобучение сети. Наконец, сеть была обучена на всех имеющихся данных на протяжении 3075 эпох, и окончательную ошибку можно считать приблизительно равной в среднем 3% на тестовых данных.

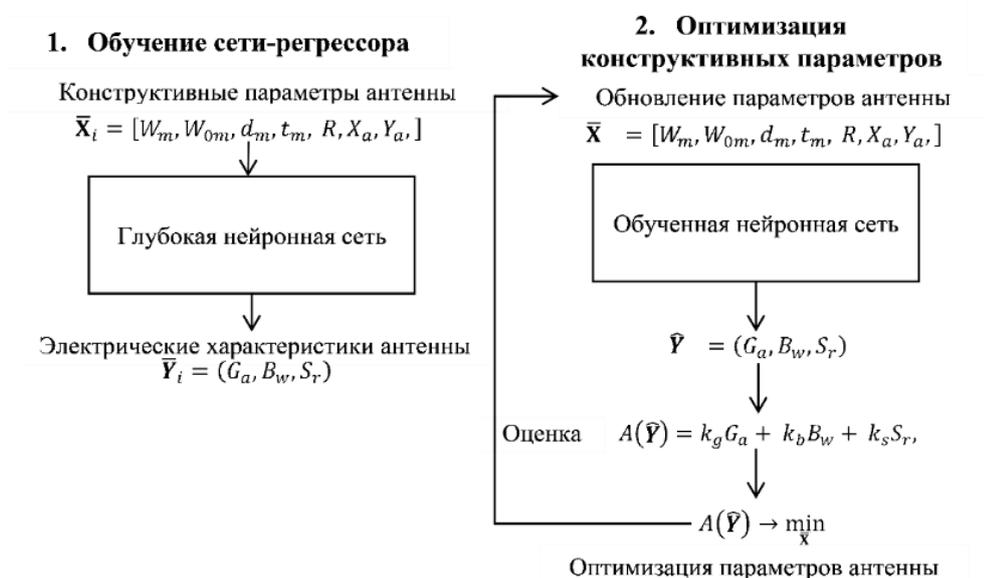


Рисунок 4 –Схема поиска оптимальной конструкции CSRR-ячеек микрополосковой антенны

Для определения наилучших конструктивных параметров CSRR-ячеек предлагается определить оптимизируемую функцию как:

$$A(\hat{Y}) = k_g G_a + k_b B_w + k_s S_r,$$

где k_g, k_b, k_s – весовые коэффициенты, отражающие вклад каждого параметра в оптимизируемую функцию.

Тогда оптимизационная задача запишется как:

$$A(\hat{Y}) \rightarrow \min_{\bar{X}}, \quad (3)$$

так как значения \hat{Y} , соответствующие \bar{X} непосредственно вычислить невозможно, для их оценки, как было предложено выше, используется обученная нейронная сеть:

$$\hat{Y} = DNN(\bar{X}).$$

В табл. 1 показаны параметры CSRR-ячеек, полученные при решении оптимизационной задачи (3) методом COBYLA с дополнительными ограничениями, заданными из геометрических соображений:

$$\bar{X}_i > 0, i = 1, 2, 3, \dots, 7,$$

$$R < 8.0,$$

$$R(Wm + Xa) < L_g,$$

и условий (2) при значениях весовых коэффициентов равных $k_g = -0.1, k_b = -0.1, k_s = 1$. То есть, в результате оптимизации необходимо добиться минимального значения обратных потерь на резонансной частоте, при этом резонансная частота CSRR-ячеек будет приблизительно совпадать с одной из резонансных частот патча микрополосковой антенны. Для того, чтобы при этом не ухудшались другие электрические параметры антенны остальные веса должны иметь небольшие отрицательные значения.

Таблица 1 – Оптимальные конструктивные параметры CSRR-ячеек

W_m , МКМ	W_{0m} , МКМ	d_m , МКМ	t_m , МКМ	R	X_a , МКМ	Y_a , МКМ	\hat{S}_r
2244.4	295.8	743.5	224.4	5.2	8731.4	6948.8	-25.4

Результаты, полученные при моделировании с помощью Matlab Antenna Toolbox микрополосковых антенн, представлены на рис. 5.

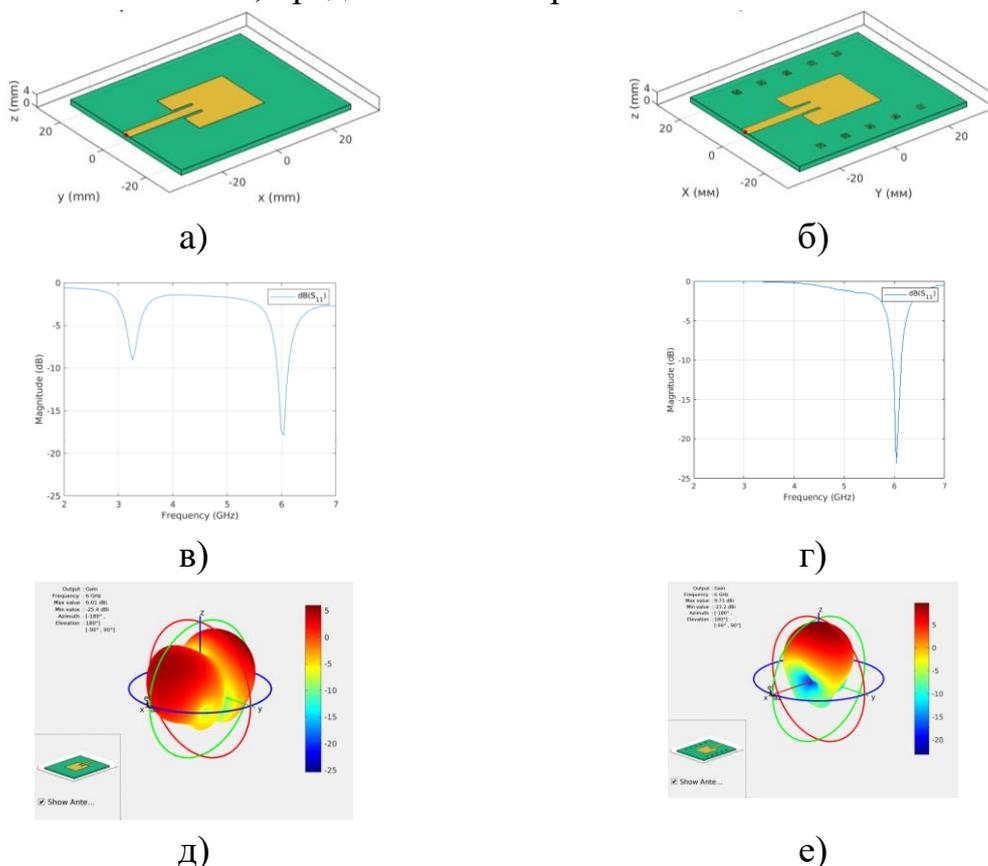


Рисунок 5 – Электрические характеристики микрополосковой антенны и антенны с CSRR-ячейками: а), б) – внешний вид; в), г) – кривая обратных потерь S_{11} ; д), е) – диаграмма направленности

Показана кривая обратных потерь S_{11} в диапазоне 1-7 ГГц и диаграммы направленности антенн на резонансной частоте 6 ГГц. Улучшения в электрических характеристиках микрополосковой антенны можно объяснить использованием структуры CSRR-ячейки, которая сочетает емкость между двумя кольцами с их индуктивностью. Это приводит к возникновению вторичного электромагнитного поля, усиливающего или противодействующего исходному в зависимости от фазовых различий. Резонансная частота антенны с CSRR значительно меньше по сравнению с классическими резонаторами аналогичного размера за счет большой распределенной емкости между кольцами. Это позволяет создавать компактные антенны с высокой эффективностью, подтвержденной численным моделированием.

В четвертой главе «Интеллектуальные методы идентификации информационных параметров сигнала» обсуждаются преимущества использования ИИ для автоматизации процесса обработки и очистки сигналов, что улучшает их качество и упрощает дальнейший анализ. Это охватывает такие операции, как удаление помех, нормализация, интерполяция и преобразование сигналов. ИИ обеспечивает систему обработки сигналов способностью автоматически адаптироваться к переменным условиям и оптимизировать процессы обработки сигналов.

В области производственной геоэкологии (см. рис. 1) одним из примеров интеллектуального метода идентификации параметров сигнала являются разработанные методы определения параметров индуктивных датчиков, включающий определение таких характеристик, как индуктивность, «паразитная» емкость и активное сопротивление. Эти методы позволяют точно определять параметры даже в условиях высоких электромагнитных помех, что делает их незаменимым в процессе разработки и обслуживания магнитометров. Структурная схема предлагаемого прибора показана на рис. 6.

Комплексное сопротивление индуктивного датчика:

$$Z_x = R_0 (U_{zx} - U_{R0}) / U_{R0} . \quad (4)$$

Напряжение U_{zx} генерируется ЦАП устройства в режиме синхронного циклического вывода с аппаратно заданной частотой дискретизации, равной 1 МГц, амплитуда, частота и фаза при этом известны, т.к. задаются программно, так что:

$$U_{zx}(t) = A \sin(2\pi\nu t_i + \varphi) , \quad (5)$$

где A – амплитуда, ν – частота, и φ – фаза U_{zx} , $t_i=0, \Delta, 2\Delta, 3\Delta, \dots, n\Delta$ где Δ известная частота дискретизации АЦП, $i=1, 2, \dots, n$ – количество измерений U_{zx} .

Возникает задача определения амплитуды и фазы измеренного с помощью АЦП напряжения U_{R0} , которое можно представить в виде модели:

$$\hat{U}_{R0}(t) = \hat{A} \sin(2\pi\nu t + \hat{\varphi}) , \quad (6)$$

где \hat{A} – амплитуда, ν – частота, и $\hat{\varphi}$ – фаза напряжения U_{R0} .

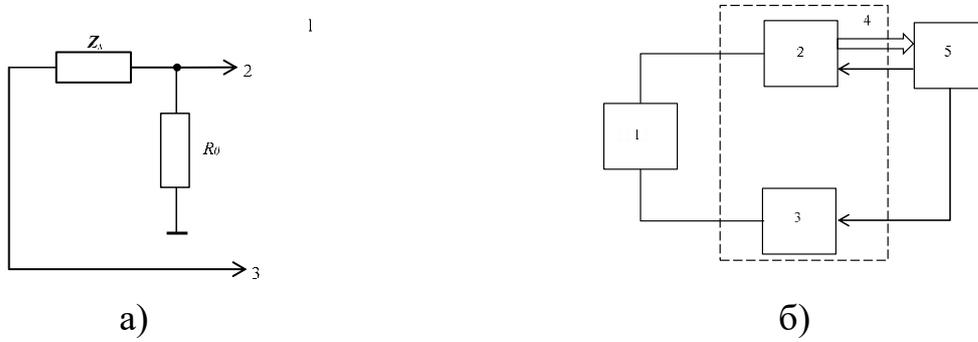


Рисунок 6 – Реализация измерителя параметров индукционных датчиков на базе устройства сбора данных Л Кард Е502: а – принципиальная схема, б – структурная схема, 1-датчик, 2– АЦП, 3 – ЦАП, 4 – Л Кард Е502, 5 – персональный компьютер.

Среднеквадратическая ошибка модели равна:

$$\Lambda_i = \frac{1}{2} (U_{R0,i} - \hat{U}_{R0,i})^2 = \frac{1}{2} \chi_i^2, \quad (7)$$

где $i=1, 2, \dots, n$ – количество измерений U_{R0} . При этом U_{R0} измеряется АЦП устройства сбора данных.

Для нахождения \hat{A} и $\hat{\varphi}$ таких, чтобы ошибка (7) была минимальна, нужно определить суммарную среднеквадратическую ошибку:

$$\Omega_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Lambda_i = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \chi_i^2 = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n (U_{R0} - \hat{U}_{R0})^2. \quad (8)$$

Тогда задача определения амплитуды и фазы напряжения записывается как:

$$\Omega_n \rightarrow \min_w, \quad (9)$$

где $w = \{\hat{A}, \hat{\varphi}\}$ – параметры модели (6) и представляет собой типичную задачу многомерной оптимизации, при этом параметры модели находятся по итерационной формуле:

$$\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k, \quad (10)$$

где \mathbf{w}_k – параметры модели на предыдущей итерации k , \mathbf{w}_{k+1} – обновленные параметры модели, α_k – длина шага, $\mathbf{p}_k = -\mathbf{B}_k^{-1} \frac{\partial \Omega_n}{\partial \mathbf{w}_k}$, где B_k – приближенное значение

Гессиана. Параметры α_k , B_k – находятся на каждой k -той итерации по методу Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно.

Для использования формулы (10) частные производные суммарной среднеквадратической ошибки:

$$\frac{\partial \Omega}{\partial w_j} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \Lambda_i}{\partial w_j} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n \frac{\partial \Lambda_i}{\partial \hat{U}_{R0,i}} \frac{\partial \hat{U}_{R0,i}}{\partial w_j} =, \quad (11)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n - \left(U_{R0,i} - \hat{U}_{R0,i} \right) \frac{\partial \hat{U}_{R0,i}}{\partial w_j} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n - \lambda_i \frac{\partial \hat{U}_{R0,i}}{\partial w_j}.$$

Частная производная по амплитуде и фазе равна:

$$\frac{\partial \hat{U}_{R0,i}}{\partial \hat{A}} = \sin(2\pi \nu_i + \hat{\varphi}),$$

$$\frac{\partial \hat{U}_{R0,i}}{\partial \hat{\varphi}} = \hat{A} \cos(2\pi \nu_i + \hat{\varphi}).$$

Таким образом, для любой заданной частоты ν может быть найдено соответствующее значение \mathbf{Z}_x . Частота может быть легко задана программно, так как \mathbf{U}_{Zx} генерируется с помощью ЦАП устройства сбора данных.

Комплексное сопротивление модели, показанной на рис. 7, равно:

$$\hat{\mathbf{Z}}_x(\omega) = \frac{(i\omega L + R_L) \left(\frac{1}{i\omega C} + R_C \right)}{i\omega L + R_L + \frac{1}{i\omega C} + R_C} = \text{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_x(\omega)) + j \times \text{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_x(\omega)), \quad (12)$$

$$\text{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_x) = \frac{(C^2 L^2 R_C) \omega^4 + (C^2 R_C^2 R_L + C^2 R_C R_L^2) \omega^2 + R_L}{(C^2 L^2) \omega^4 + (C^2 R_C^2 + 2C^2 R_C R_L + C^2 R_L^2 - 2LC) \omega^2 + 1},$$

$$\text{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_x) = \frac{(C^2 L R_C^2 - C L^2) \omega^3 + (L - C R_L^2) \omega}{(C^2 L^2) \omega^4 + (C^2 R_C^2 + 2C^2 R_C R_L + C^2 R_L^2 - 2LC) \omega^2 + 1},$$

где $\omega = 2\pi\nu$.

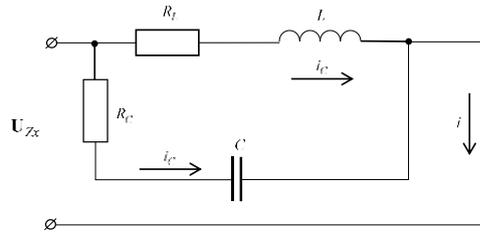


Рисунок 7 – Полная схема замещения индуктивного компонента

Среднеквадратическая ошибка модели равна:

$$\begin{aligned} \Xi_s &= \frac{1}{2} \left(\left[\text{Re}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \text{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right]^2 + \left[\text{Im}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \text{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right]^2 \right) = \\ &= \frac{1}{2} \left(\text{Re}(\chi_s)^2 + \text{Im}(\chi_s)^2 \right), \end{aligned} \quad (13)$$

где $s=1, 2, \dots, m$ – количество измерений \mathbf{Z}_x на различных частотах ν_s . Суммарная ошибка:

$$\Psi_m = \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m \Xi_s = \frac{1}{2m} \sum_{s=1}^m \left(\text{Re}(\xi_s)^2 + \text{Im}(\xi_s)^2 \right) = \quad (14)$$

$$\frac{1}{2m} \sum_{s=1}^m \left(\left[\operatorname{Re}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right]^2 + \left[\operatorname{Im}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right]^2 \right).$$

Тогда задача определения параметров индуктивного компонента записывается как:

$$\Psi_m \rightarrow \min_{\zeta} \quad (15)$$

где $\zeta = \{L, C, R_c, R_l\}$ – параметры модели (12), и представляет собой также задачу многомерной оптимизации, при этом параметры модели находятся по той же итерационной формуле:

$$\zeta_{k+1} = \zeta_k + \alpha_k \mathbf{p}_k, \quad (16)$$

аналогичной формуле (10), где ζ_k – параметры модели на предыдущей итерации k , ζ_{k+1} – обновленные параметры модели, α_k – длина шага, $\mathbf{p}_k = -\mathbf{B}_k^{-1} \frac{\partial \Psi_n}{\partial \zeta_k}$, где B_k – приближенное значение Гессиана. Параметры α_k , B_k – находятся на каждой k -той итерации по методу Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно. При использовании формулы (16) частные производные суммарной среднеквадратической ошибки в этом случае равны:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \Psi}{\partial \zeta_i} &= \frac{1}{2m} \sum_{s=1}^m \frac{\partial \Psi_s}{\partial \zeta_i} = \frac{1}{2m} \sum_{s=1}^m \left(\frac{\partial \Xi_s}{\partial \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})} \frac{\partial \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} + \frac{\partial \Xi_s}{\partial \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})} \frac{\partial \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} \right) = \\ &= \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m \left[\left(\operatorname{Re}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right) \frac{\partial \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} + \left(\operatorname{Im}(\mathbf{Z}_{x,s}) - \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s}) \right) \frac{\partial \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} \right] = \\ &= \frac{1}{m} \sum_{s=1}^m \left(\operatorname{Re}(\chi_s) \frac{\partial \operatorname{Re}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} + \operatorname{Im}(\chi_s) \frac{\partial \operatorname{Im}(\hat{\mathbf{Z}}_{x,s})}{\partial \zeta_i} \right). \end{aligned} \quad (17)$$

Таким образом, параметры индуктивного компонента вычисляются по множеству измерений полного комплексного сопротивления на различных частотах и находятся исходя из наилучшего соответствия измеренным значениям в смысле минимума суммарного квадратического отклонения, благодаря чему нивелируется воздействие случайных всплесков ЭДС в измеряемом индуктивном компоненте. Вычисленные с помощью формулы (10) параметры индуктивного компонента реального магнитометра равны: $C = 1,18126 \cdot 10^{-10} \text{ Ф}$, $L = 0,618958 \text{ Гн}$, $R_c = 8,2737 \text{ Ом}$, $R_l = 1415,52 \text{ Ом}$. Активное сопротивление, измеренное вольтметром В7-22А $R_l = 1381 \text{ Ом}$, т.е. ошибка составляет не более 2,5%.

Более точно параметры индуктивного компонента можно идентифицировать с помощью обученной нейронной сети. Исходные данные для обучения нейронной сети были сгенерированы с помощью модели (см. рис. 7), описываемой формулой (12), при этом параметры модельного индуктивного датчика задавались случайным

образом из диапазонов, близких к параметрам датчиков реальных индукционных магнитометров:

$$\begin{aligned} 100 \times 10^{-3} \text{ Гн} &\leq L < 1000 \times 10^{-3} \text{ Гн}, \\ 1 \times 10^{-9} \text{ Ф} &\leq C < 100 \times 10^{-9} \text{ Ф}, \\ 100 \times 10^0 \text{ Ом} &\leq R_l < 10 \times 10^3 \text{ Ом}, \\ 0 \text{ Ом} &\leq R_c < 1000 \text{ Ом}. \end{aligned} \tag{18}$$

Рассчитывалось полное комплексное сопротивление Z_X индуктивного датчика по формуле (4), и комплексное напряжение на образцовом резисторе R_0 (см. рис. 6) по формуле:

$$U_{R0} = \frac{R_0 U_{Zx}}{Z_X}, \tag{19}$$

где $R_0 = 10 \cdot 10^3 \text{ Ом}$, а $U_{Zx} = 10 \text{ В}$ и генерировался временной ряд:

$$\begin{aligned} U_{R0,i}(t) &= A \cos(2\pi f_i t + \varphi) + 0.01 \times A \times \varepsilon + 0.5 \times U_{Zx} \times \\ &\quad \cos(\omega_1 t) \\ &\quad + 0.5 \times U_{Zx} \times \cos(\omega_2 t) + \\ &\quad + 0.5 \times U_{Zx} \times \cos(\omega_3 t), \end{aligned} \tag{20}$$

где $A = |U_{R0}|$ – амплитуда и $\varphi = \text{angle}(U_{R0})$ – фаза напряжения U_{R0} , $t=0, \Delta, 2\Delta, 3\Delta, \dots, (N-1)\Delta$, $\Delta = 1/IMГц$, f_i – частота, $1 \text{ Гц} \leq f < 1 \times 10^5 \text{ Гц}$, $N=4000$, $\omega_1 = 2\pi 50$, $\omega_2 = 2\pi 150$, $\omega_3 = 2\pi 500$, $i=1,2,3, \dots, 32$.

Так для каждого набора параметров индуктивного датчика генерировалось 32 временных ряда длиной N равной 4000 для 32 частот, равномерно распределённых в диапазоне от 1 до 10^5 Гц. Последние четыре слагаемые в формуле (4) представляют собой аддитивные помехи, частоты трех из них выбраны исходя из спектрального анализа сигнала реального магнитометра.

Случайная модельная помеха ε – число, с нормальным распределением, нулевым математическим ожиданием и единичным стандартным отклонением. Пример сгенерированного модельного временного ряда для частоты 3226 Гц показан на рис. 8.

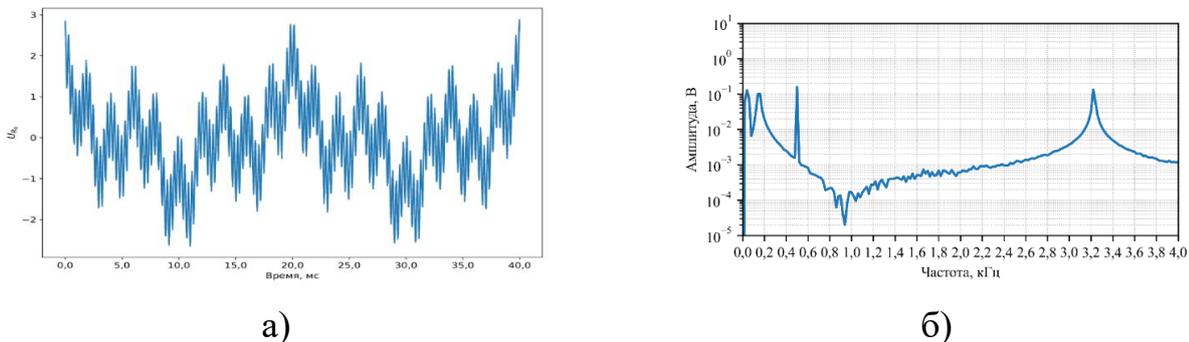


Рисунок 8 – Пример модельного временного ряда напряжения U_{R0} при $f_i = 3226 \text{ Гц}$, и его спектр б)

Таким образом, один образец для обучения нейронной сети содержит 32 временных ряда, каждый длиной 4000 отсчетов, представляющих собой напряжения на образцовом резисторе R_0 при 32 разных частотах. На выходе сети необходимо

получить параметры индуктивного датчика L , C , R_l , R_c , нормированные исходя из заданных границ (20) в интервале от 0 до 1. Так как данные генерируются динамически, размер выборки неограничен, разделение данных на обучающую выборку и тестовую выборку не требуется. Нейронная сеть в процессе обучения должна научиться сопоставлять временные ряды $U'_{R0,i}(t)$ с параметрами L , C , R_l , R_c . А также выделять из 32 предложенных временных рядов, ряды, сгенерированные на таких частотах, где изменение параметров индуктивного датчика оказывает наибольшее влияние на характеристики ряда $U'_{R0,i}(t)$. Для выделения амплитуды и фазы временных рядов $U_{R0,i}(t)$, что необходимо для определения параметров L , C , R_l , R_c , использовалась одномерная сверточная нейронная сеть (1D CNN). Как известно (Шолле Ф., 2023), она особенно эффективна для работы с временными рядами, поскольку могут определять и локальные и разномасштабные зависимости в данных, что как раз необходимо при определении амплитуды и фазы сигнала. Как и все сверточные сети, предлагаемая 1D CNN, состоит из входного слоя, нескольких скрытых слоев и выходного слоя. Средняя абсолютная ошибка на модельных данных составила 1,43%, что примерно в два раза меньше, чем, в методе, описанном выше, основанном на алгоритме оптимизации Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно, и фактически приближается к величине случайной составляющей модельного временного ряда (20).

Преимущество использования нейронной сети заключается в том, что обученная нейронная сеть работает гораздо быстрее алгоритма многомерной оптимизации, что позволяет использовать большее количество частот, и выбрать из них наиболее значимые, чем и объясняется повышение точности.

В настоящее время эти значения составляют $L=0.361$ Гн, $C=36.6$ нФ, $R_l=4.40$ кОм, $R_c=592$ Ом. Пятью годами ранее значения параметров датчика составляли $L=0.372$ Гн, $C=39.8$ нФ, $R_l=4.54$ кОм, $R_c=606$ Ом. Больше всего в процентном отношении, на 8%, изменилась межвитковая емкость C , по сравнению с остальными параметрами, изменение которых составляет 2-3%, что близко к погрешности метода измерения.

Уменьшение межвитковой емкости индукционного датчика может указывать на износ изоляционного слоя обмоток из-за химических реакций, колебаний температуры или физических нагрузок, приводящих к образованию трещин и ухудшению диэлектрических свойств материалов. Это изменение свойств изоляции может снижать чувствительность и точность датчика. Поэтому важно регулярно мониторить состояние датчиков для своевременного обнаружения и компенсации возможных изменений, что обеспечит долговечность устройств и высокую точность их работы.

В пятой главе «Интеллектуальные методы обработки данных мониторинга геоэкологических процессов» рассматриваются вопросы применения интеллектуальных методов для анализа данных мониторинга

геоэкологических процессов. Применение ИИ значительно ускоряет и повышает точность обработки геоэкологических данных, внося вклад в эффективное выявление и прогнозирование экологических изменений. Демонстрируется, как интеграция алгоритмов искусственного интеллекта способствует повышению эффективности предварительной обработки данных. Применение методов очистки, нормализации, интерполяции и фильтрации данных, осуществляемое с помощью современных интеллектуальных подходов, играет важную роль в подготовке данных к детальному аналитическому изучению. Важность нормализации данных подчеркивается в контексте адаптации данных к требованиям различных алгоритмов машинного обучения. Также описываются современные интеллектуальные методы обработки временных рядов, ввиду важности прогнозирования для множества областей, включая геоэкологию. Временные ряды представляют собой последовательности значений параметров, фиксируемых в равные промежутки времени. Задача их анализа и прогнозирования тесно связана с развитием методов машинного обучения и ИИ. Одним из способов являются вейвлет-сети. Выход мультивейвлетной сети определяется уравнением:

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = g_{\lambda}(\mathbf{x}; \mathbf{w}) = w_{\lambda+1}^{[2]} + \sum_{j=1}^{\lambda} w_j^{[2]} \cdot \Psi_j(\mathbf{x}) + \sum_{i=1}^m w_i^{[0]} \cdot x_i \quad (21)$$

где $\Psi_j(\mathbf{x})$ – многомерный вейвлет, задающийся как произведение m скалярных вейвлетов, \mathbf{x} – вектор входных данных, m – количество входов, λ – количество скрытых вейвлет-нейронов и \mathbf{w} – параметры сети: $w_{\lambda+1}^{[2]}$ – вес смещения, $w_i^{[0]}$ – веса линейных связей, $w_j^{[2]}$ – веса нелинейных связей. Многомерный вейвлет в формуле (21) вычисляется как

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij}) \quad (22)$$

где ψ – материнский вейвлет, и

$$z_{ij} = \frac{x_i - w_{(\xi)ij}^{[1]}}{w_{(\zeta)ij}^{[1]}} \quad (23)$$

В выражении (23) $i=1, \dots, m, j=1, \dots, \lambda+1, w_{(\xi)ij}^{[1]}$ – параметры сдвигов, $w_{(\zeta)ij}^{[1]}$ – параметры масштабов вейвлетов. Выбор материнского вейвлета зависит от решаемой задачи, это могут быть: первая или вторая производные Гауссианы, вейвлет Морле, ортогональные вейвлеты и вейвлет-фреймы: первая производная Гауссианы т.н. «WAVE-вейвлет»:

$$\psi(z_{ij}) = z_{ij} e^{-0.5z_{ij}^2} \quad (24)$$

вторая производная Гауссианы, т.н. «Мексиканская шляпа»:

$$\psi(z_{ij}) = (1 - z_{ij}^2)e^{-0.5z_{ij}^2} \quad (25)$$

вейвлет Морле:

$$\psi(z_{ij}) = \cos(5z_{ij})e^{-0.5z_{ij}^2} \quad (26)$$

В мультивейвлетной адаптивной сети (рис. 9) используются материнские вейвлеты с дополнительным настраиваемым параметром, изменяющим форму вейвлета способом, отличным от сжатия и сдвига. Например, можно использовать адаптивный материнский вейвлет Superposed LOGistic functions («суперпозиция логистических функций»), известный, как SLOG:

$$\psi(z_{ij}, w_{(\rho)ij}^{[1]}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} + w_{(\rho)ij}^{[1]}}} - \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} + 3w_{(\rho)ij}^{[1]}}} - \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} - 3w_{(\rho)ij}^{[1]}}} + \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} - w_{(\rho)ij}^{[1]}}}$$

где $w_{(\rho)ij}^{[1]}$ – предложенный дополнительный настраиваемый параметр формы вейвлета, определяющий скорость его затухания.

Тогда (22) будет выглядеть как:

$$\Psi_j(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^m \psi(z_{ij}, w_{(\rho)ij}^{[1]}),$$

$$\psi(z_{ij}, w_{(\rho)ij}^{[1]}) = \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} + w_{(\rho)ij}^{[1]}}} - \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} + 3w_{(\rho)ij}^{[1]}}} - \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} - 3w_{(\rho)ij}^{[1]}}} + \frac{1}{1 + e^{-z_{ij} - w_{(\rho)ij}^{[1]}}}$$

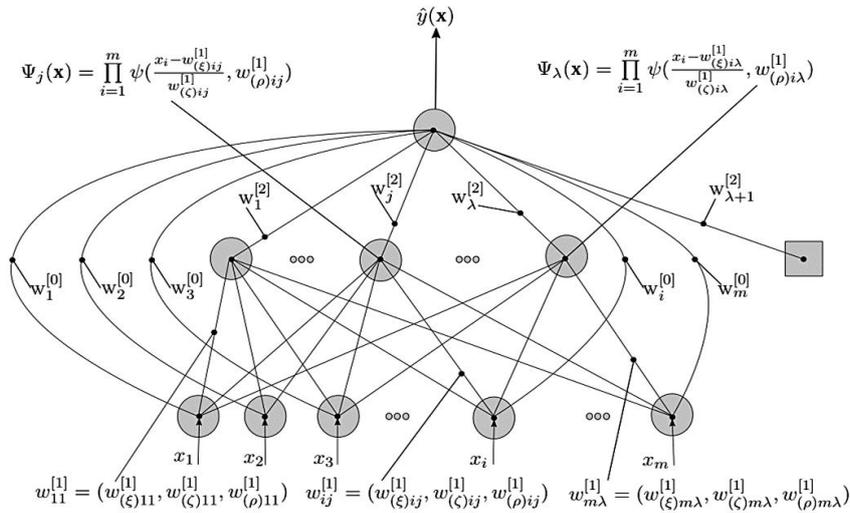


Рисунок 9 – Мультивейвлетная адаптивная сеть

Полный вектор параметров сети включает $\mathbf{w} = (w_i^{[0]}, w_j^{[2]}, w_{\lambda+1}^{[2]}, w_{(\xi)ij}^{[1]}, w_{(\zeta)ij}^{[1]}, w_{(\rho)ij}^{[1]})$. Эти параметры настраиваются в процессе обучения сети путём минимизации среднеквадратической ошибки, построенной на разности требуемого u_p и действительного \hat{u}_p значений сети, по настраиваемым параметрам сети. В результате получаются формулы для пересчета параметров сети на каждой итерации:

$$\mathbf{w}_{v+1} = \mathbf{w}_v - \eta \frac{\partial E}{\partial \mathbf{w}_v} + \kappa(\mathbf{w}_v - \mathbf{w}_{v-1}) \quad (27)$$

где $E = \frac{1}{2n} \sum_{p=1}^n (y_p - \hat{y}_p)^2$ – среднеквадратическая ошибка сети, v – номер итерации, η – параметр скорости обучения и κ – параметр момента.

Затем находится среднеквадратическая ошибка сети, исходя из минимума которой на основе одного из итерационных методов многомерной оптимизации (в приведенных примерах – метода Бroyдена–Флетчера–Гольдфарба–Шанно) подстраиваются параметры сети, используя обучающее правило (27). Конкретные значения параметров η и κ зависят от используемого итерационного метода многомерной оптимизации.

В области космической геоэкологии (см. рис. 1), с использованием предложенного выше варианта нейросети, разработан метод определения К-индекса геомагнитной активности, который представляет собой показатель, измеряющийся по логарифмической шкале от 0 до 9 и отражающий уровень возмущенности геомагнитного поля на основе данных отдельной обсерватории за каждый трехчасовой интервал.

Индекс рассчитывается на основе отклонений от регулярной солнечно-суточной Sq-вариации, которая проявляется как ежедневное плавное изменение элементов геомагнитного поля, достигая максимума в дневные часы и остается стабильной в ночное время. Современные методы аппроксимации Sq-вариации включают использование автоматизированных технологий на основе математической обработки данных, что позволяет более точно и эффективно анализировать магнитные вариации. Несмотря на преимущества автоматизации, существуют методологические проблемы в точном определении К-индекса, связанные с суточной изменчивостью Sq-вариации. Классические и современные методы, такие как регрессия, гармонический анализ или алгоритм Новозинского, предоставляют различные подходы к моделированию Sq-вариации, каждый из которых имеет свои особенности и возможные погрешности в интерпретации данных.

Алгоритм определения К-индекса с помощью адаптивной мультивейвлет-сети может быть представлен в виде следующих шагов:

1. Конвертация данных измерения компонентов геомагнитного поля в формат CSV.
2. Фильтрация импульсных помех путем выделения 1-минутной медианы компонентов геомагнитного поля.
3. Обучение вейвлет-сетей для аппроксимации каждой из компонентов геомагнитного поля.
4. Аппроксимация и интерполяция Sq-вариации по компонентам D и H обученными адаптивными вейвлет-сетями.

5. Определение К-индекса как максимального индекса по D и H компонентам за каждый трехчасовой интервал суток по UT времени.
6. Определение индекса активности геомагнитного поля с помощью адаптивной мультивейвлет-сети.

Для проверки эффективности предложенного способа аппроксимации Sq-вариации использованы данные из обсерватории Бельск, полученные при помощи SPIDR (Space Physics Interactive Data Resource). Используются минутные осреднения геомагнитных вариаций по D и H компонентам за 26-28 декабря 1985 года. На рис. 10 показан результат аппроксимации Sq-вариации адаптивной мультивейвлет-сетью из 22 вейвлетов Морле.

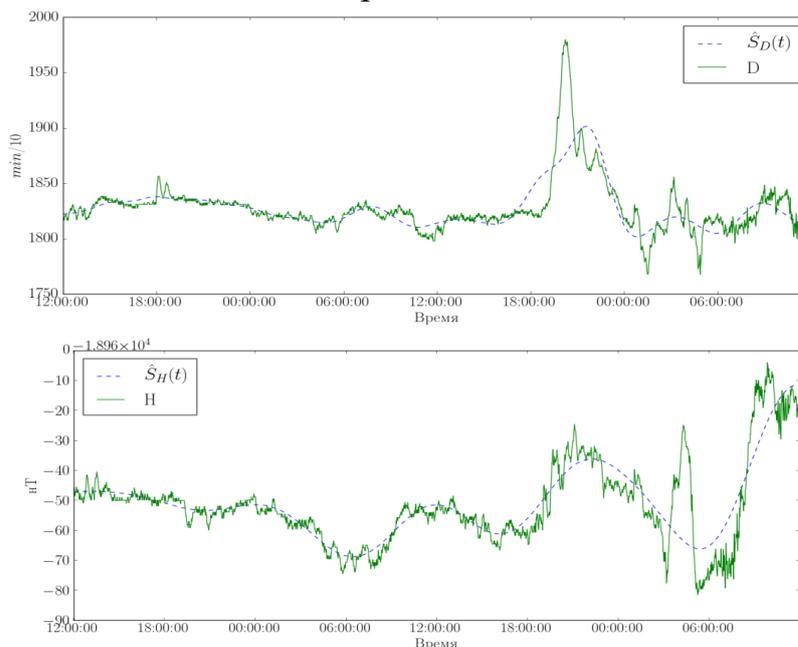


Рисунок 10 – Результаты аппроксимации с помощью адаптивной вейвлет-сети Sq-вариации по D и H компонентам геомагнитного поля 26-28 декабря 1985 в обсерватории Бельск (время дано в UT).

В области динамики воздушной среды (см. рис. 1) исследовался прогноз дальности видимости в аэропорту «Манас». Архитектура используемых LSTM и GRU сетей состоит из LSTM и полносвязного слоя (Dense) с функцией активации softmax, необходимого для получения итогового прогноза. При этом, в случае использования мультивейвлетная адаптивная сети (MWP, MultiWavelet AdaPtive) использовалось в два раза меньше нейронов, по сравнению с полносвязной. Основная идея, положенная в их основу, заключается в том, чтобы объединить скорость и легкость сетей прямого распространения с временной памятью рекуррентных нейронных сетей.

Из всего набора доступных с 2014 года данных для проведения эксперимента были выбраны временные ряды этих параметров за 6 лет и 9 месяцев – с марта 2014 г. по ноябрь 2019 года. Данные за этот период даны с интервалом дискретизации 30 мин, тогда как в период с августа 2013 года по февраль 2014-го данные собирались с интервалом в 1 час. Обучающая выборка составила 68175 отсчетов, тестовая –

22725, оставшиеся данные – 900 отсчетов. Данные, содержащие качественные оценки, были векторизованы, путем их кодирования целыми числами в порядке их появления в исходных данных и затем нормированы с помощью z -оценок.

Дальность видимости в формате METAR может принимать 57 дискретных значений, эти значения были закодированы целыми числами в порядке увеличения дальности видимости, а ошибка сети вычислялась с помощью мультикатегориальной кроссэнтропии H . В табл. 2 показано минимальное значение функции ошибки, достигнутое сетями с различными архитектурами, обученными по алгоритму RMSProp на протяжении 50 эпох по 500 шагов.

Таблица 2 – Результаты вычислительного эксперимента с использованием данных METAR

Модель	Упреждение прогноза, ч					
	0.5	1	1.5	2	2.5	3
MWP	0.4578	0.4823	0.6027	0.6245	0.6465	1.9943
MWP+GRU	0.4346	0.4561	0.4778	0.4936	0.5090	0.5110
Conv1D+GRU	0.4402	0.4571	0.4714	0.4854	0.4984	0.5036
GRU	0.4383	0.4547	0.4711	0.4831	0.4972	0.5092

Как видно из таблицы, ошибка достаточно быстро увеличивается с увеличением упреждения прогноза. Если сравнивать фактическую скорость работы нейронных сетей, то мультивейветная адаптивная сеть работает примерно вдвое быстрее, по сравнению с полносвязной сетью, так как при достижении примерно одинаковой точности, MWP-сеть содержит в два раза меньше нейронов. Использование MWP+GRU глубокой нейронной сети позволяет уменьшить ошибку прогноза по сравнению с поверхностной нейронной сетью.

В сфере производственной геоэкологии (см. рис. 1) разработана интеллектуальная подсистема обработки данных мониторинга состояния силовых линий, направленная на обнаружение электрических неисправностей в сети, проявляющихся как аномальные изменения тока и напряжения. Своевременное выявление таких неисправностей критично для предотвращения повреждений оборудования и обеспечения надежности электроснабжения. Традиционные методы диагностики, включая визуальный осмотр и инфракрасную термографию, хотя и широко используются, ограничены в эффективности при контроле протяженных объектов, таких как воздушные линии электропередач. В качестве альтернативы, предложены методы контроля электрического поля, особенно контроль частичных разрядов, которые являются важным индикатором деградации изоляции. Современные подходы к мониторингу включают использование интеллектуального анализа данных для обнаружения и классификации аномалий в режиме реального времени, что значительно увеличивает эффективность диагностики и снижает затраты на обслуживание.

Используемая методика состоит из 4-х последовательных этапов, а именно: предварительная обработка данных, предварительная подготовка нейросетевой модели, обучение, и тестирование. Рассмотрим подробно процедуры, выполняемые на каждом из указанных этапов.

1. Предварительная обработка данных. Исходные данные, которые формируются в специальном файле по результатам измерения напряжения по трем фазам в контролируемой линии электропередач, загружаются и балансируются путем удаления случайных образцов, соответствующих классу «Норма», так, чтобы в выборке получилось равное количество образцов, относящихся к двум классам. Далее образцы разделяется на сегменты длиной 400 измерений, и для каждого сегмента конструируется вектор признаков, содержащий нормализованные данные напряжения по всем трем фазам, или их частотные составляющие, сконструированные с помощью фильтрации.

2. Предварительная подготовка модели. Она необходима для определения оптимальных гиперпараметров (количества слоев, нейронов) нейросети, которые соответствуют балансу между недостаточно обученной и переобученной сетью, при приемлемом по времени количестве эпох обучения.

3. Обучение. Искусственная нейронная сеть (ИНС) обучается с использованием исходных и сконструированных ранее признаков и оптимальных гиперпараметров.

4. Тестирование. Затем модель проверяется на тестовом наборе данных для оценки ее производительности. Данные разделяются в отношении 3:1. Большая часть используется для обучения нейронной сети, меньшая для оценки качества ее работы.

Для фильтрации с целью выделения высокочастотной и низкочастотной составляющих исходного сигнала на этапе предобработки использовалось быстрое преобразование Фурье (БПФ). Чтобы выделить требуемую составляющую сигнала выполнялось прямое преобразование Фурье, затем амплитуды ненужных частот обнулялись, и выполнялось обратное преобразование Фурье.

В качестве входных данных для базовой модели использовался только исходный сигнал, а две другие модели обучались на сконструированных дополнительно признаках – ВЧ и НЧ составляющих сигнала. При этом архитектура используемых ИНС одинакова и состоит из слоев Conv1D и LSTM. Нейронные сети оценивались путем сравнения их производительности на тестовом наборе данных, составляющем 1/3 от всех полученных после балансировки данных, при этом первая модель обучалась на полном сигнале, вторая и третья на ВЧ и НЧ составляющей соответственно. Оцениваемые показатели – точность, верность, чувствительность, специфичность, оценка F_1 и AUC.

В табл. 3 показаны результаты оценки моделей, обученных на разных признаках на протяжении 30 эпох обучения, по всем названным выше оцениваемым

показателям качества работы нейронной сети – точности, чувствительности, специфичности, оценки F_1 и AUC.

При этом обучающие данные были разделены на пакеты по 16 образцов в каждом, для того чтобы распаралелить вычисления на множестве процессоров. Для контроля обучения использовался параметр точности модели, отражающий процент верно выполненных классификаций.

Таблица 3 – Результаты оценки нейронных сетей, обученных на разных признаках в течении 30 эпох обучения

Характеристики	Полный сигнал	ВЧ-составляющая	НЧ-составляющая
Максимальная точность, достигнутая в течении 30 эпох обучения, %	89,34	88,47	72,33
Точность A_c , %	88,47	84,14	71,18
Чувствительность S_e , %	98,13	82,42	90,75
Специфичность S_p , %	80,1	85,71	51,72
Верность P_r , %	81,02	84,30	65,14
Оценка F_1	0,8876	0,8529	0,7584
AUC	0,8912	0,8561	0,7123

Как видно из табл. 3, максимальная точность ИНС, обученных на полном сигнале и его ВЧ-составляющей, отличается менее чем на 1%, при этом максимальная точность сети, обученной на НЧ-составляющей, ниже на 17%. Все остальные показатели сети, обученной на НЧ- составляющей, также гораздо ниже. Этот результат подчеркивает важность высокочастотной составляющей (10-20 МГц) в диагностике частичных разрядов в надземных силовых электросетях, что позволяет более точно идентифицировать чрезвычайные ситуации. Этот диапазон частот предложен в качестве оптимального для точной диагностики, минимизируя помехи от эфирного вещания, обычно возникающие в более высоких частотных диапазонах (85-110 МГц, 600-700 МГц). Использование HF-диапазона позволяет упростить и удешевить конструкцию приемника. Система искусственного интеллекта, разработанная для этой цели, показала точность диагностики около 88%. Результаты могут способствовать разработке новых радиотехнических устройств для дистанционной диагностики и локализации источников частичных разрядов.

В области медицинской геоэкологии (см. рис. 1) разработаны системы искусственного интеллекта (СИИ) для диагностики COVID-19 по рентгеновским снимкам улучшает скорость, точность и надежность диагностики заболеваний

легких, помогая в раннем выявлении и лечении. Предлагаемое решение может использоваться для одновременной диагностики COVID-19 и сегментации пораженной и общей областей легких по срезам КТ-снимка с целью определения тяжести заболевания. Как показано на рис. 11 ниже, предлагаемая система может обеспечить выполнение всех этих функций.

Для диагностики заболеваний легких сначала происходит предобработка КТ-снимков с использованием методов аугментации данных, таких как масштабирование, обрезка, отражение, вращение и преобразования, чтобы улучшить качество обучения сверточной нейронной сети. Эти методы применяются только к обучающему набору данных.

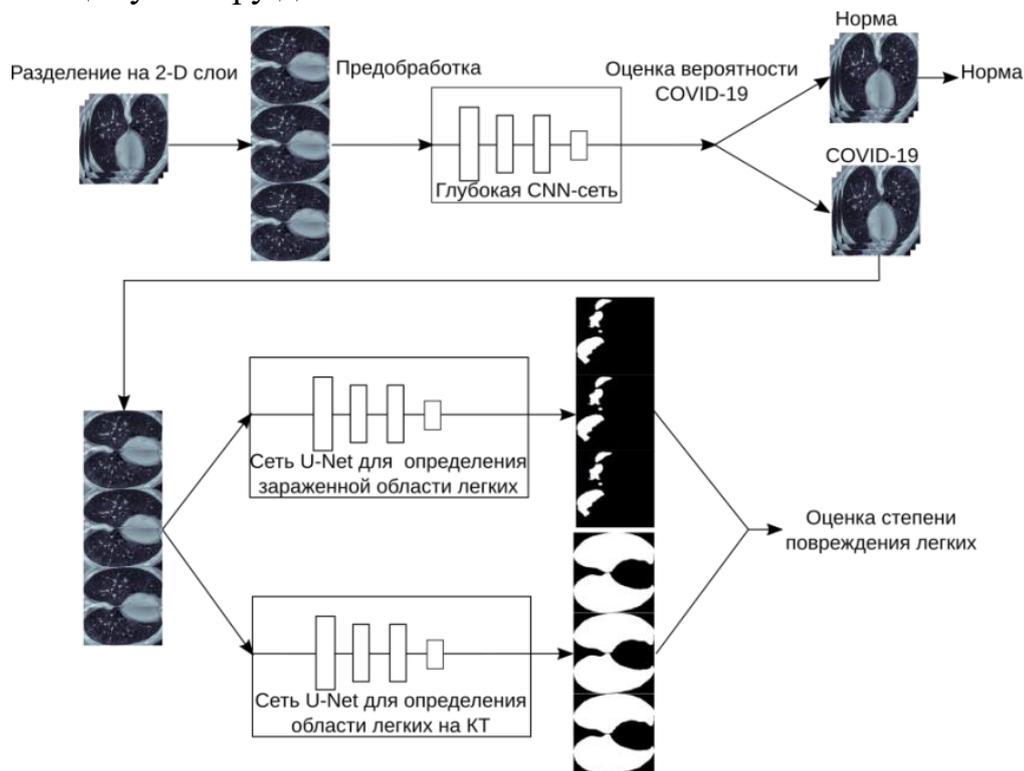


Рисунок 11 – Схема работы предлагаемой СИИ для диагностики COVID-19 по КТ-снимкам

После классификации снимков на «COVID-19» и «норма», КТ-снимки, классифицированные как «COVID-19», обрабатываются двумя модифицированными сетями U-Net для сегментации: одна для выявления поврежденных областей легких, а другая для определения области легких на снимке. Степень повреждения легких определяется по отношению площади поврежденной области к общей площади легких на каждом слое КТ-снимка, с последующим вычислением среднего значения по всем слоям.

Набор данных «COVID-19 CT scans» использовался в настоящем исследовании как для классификации по 2 классам (норма и COVID-19), так и для сегментации по 2 меткам (область легких и зараженная область). Всего этот набор включает 2112 КТ-слоев, принадлежащих 10 пациентам, из них на 1615 слоях есть повреждения, вызванные COVID-19.

Предварительная обработка цифровых данных КТ выполняется в два этапа. На первом этапе выполняется нормализация размера входных данных и коррекция интенсивности изображений. Это необходимо для того, чтобы упростить обучение нейронных сетей с учетом того, что разное оборудование может иметь различные настройки и давать отличающиеся по этим параметрам КТ-срезы. Разрешение КТ-снимков варьируется от 401×630 до 630×630 точек, что требует больших вычислительных затрат для обучения нейронных сетей. Чтобы преодолеть это ограничение, необходимо масштабировать КТ-изображения. Для этого необходимо обрезать центральную область, содержащую изображения легких, а затем применить метод билинейной интерполяции, чтобы изменить размер всех изображений до 256×256 пикселей. Далее применялся метод преобразования, основанный на адаптивном алгоритме выравнивания гистограмм для нормализации статистических характеристик изображений.

На втором этапе для повышения надежности СИИ к различным помехам во входных данных применялось дополнение, включая масштабирование на 80-120% от исходного размера, вертикальное и горизонтальное отражение, вращение в диапазоне – от -40° до 40° , перенос на 20% по обеим осям, а также искажение перспективой в диапазоне от -16° до 16° . Как уже было сказано выше, расширение данных используется только для обучающего набора, но не для тестового набора данных. Цель всего этого – повышение разнообразия обучающих данных ради расширения возможностей обобщения обученной модели, что особенно полезно при небольшом размере набора данных. Всего было дополнительно сгенерировано 100 слоев, вместе с соответствующими им масками зараженных областей и областей легких.

Архитектура глубокой нейронной сети для диагностики COVID-19 по данным КТ организована, как и обычно, в виде стека чередующихся слоев Conv2D (с функцией активации ReLu) и слоев пуллинга MaxPooling2D. Однако особенностью предложенной архитектуры является использование слоев пакетной нормализации (BatchNormalization), нормализующих входные данные.

В качестве функции потерь использовалась бинарная кроссэнтропия. А в качестве оптимизатора использовался Adam с постоянным параметром скорости обучения $l_r=5 \cdot 10^{-4}$. При этом при обучении на вход сети подавались 2D слои трехмерного КТ-снимка. Это сделано для экономии вычислительных ресурсов и для обеспечения большего разнообразия данных с целью уменьшения переобучения сети для диагностики COVID-19.

Для общей оценки качества работы обученной нейронной сети использовались также такие характеристики как верность, точность, оценка f_1 и площадь под ROC-кривой (Receiver Operating Characteristic, рабочая характеристика приемника), т.н. AUC (Area under ROC curve).

Ниже, в табл. 4 показаны количественные оценки качества работы сети при 2-х различных значениях дискриминационного порога θ .

Таблица 4 – Количественные оценки качества работы сети для диагностики COVID-19

	$\theta=0.5$	$\theta=0.19$
Точность A_c	0.9593	0.9683
Верность P_r	0.9762	0.9784
Полнота, R_c	0.9704	0.9803
Оценка, F_1	0.9733	0.9793
AUC	1	0.99

По сравнению с другими работами (Ван Ши, 2022), где используется аналогичный набор данных, таким образом удалось повысить точность классификации на 2 %, т.е. 94.52% против 96.83%. Относительное улучшение можно объяснить добавленными слоями нормализации и дополнением данных.

Задача определения степени повреждения легких сформулирована как задача семантической сегментации слоев КТ-снимка по двум классам – поврежденная и здоровая область. Кроме того, необходимо также одновременно решить еще одну задачу – сегментировать КТ-слои на области, принадлежащие легким, и не принадлежащие им. Таким образом, для решения задачи необходимо обучить две глубокие нейронные сети – отдельно для сегментации поврежденной области и области легких. При обучении на вход сетей подавались 2D слои трехмерного КТ-снимка. Это сделано для экономии вычислительных ресурсов и для обеспечения большего разнообразия данных с целью уменьшения переобучения сети для определения поврежденной COVID-19 области, так как при этом из выборок слоев использовалось только относительно небольшое количество двумерных слоев, на которых повреждения присутствуют, что позволило улучшить обобщающую способность глубокой нейронной сети. Отличием предложенной архитектуры от известной архитектуры сети U-Net является использование нескольких слоев пакетной нормализации (BatchNormalization), нормирующих свои входные данные. Пакетная нормализация, как уже было сказано выше, реализует преобразование, которое поддерживает среднее выхода слоя близким к 0, а стандартное отклонение вывода близким к 1.

В качестве функции потерь предлагается использовать метрику:

$$loss(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = \frac{1}{2}c(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) + \frac{1}{2}(1 - s(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}})), \quad (28)$$

где \mathbf{y} – матрица, состоящая из 1 и 0, описывающая поврежденные и здоровые участки легких, соответственно, $\hat{\mathbf{y}}$ – выход сети, c – бинарная кроссэнтропия, а s – метрика Сёрнсена, выбранная целевой функцией:

$$s(\mathbf{y}, \hat{\mathbf{y}}) = \frac{2 \sum_i^N (y_i \hat{y}_i)}{\sum_i^N y_i + \sum_i^N \hat{y}_i + 1}. \quad (29)$$

Этот же набор данных использовался и в других работах (Ван Ши 2022), точность описанной в этой работе глубокой нейронной сети ниже нашей по показателю $s=0,87$, который составляет там всего 0,78. Улучшение на 9% можно объяснить добавленными слоями нормализации и дополнением данных, а также удачно выбранной функцией потерь.

Таким образом, одна сеть определяет поврежденные области легких на слое КТ-снимка, а другая – область снимка, соответствующая легким. Визуально маски зараженных областей и маски областей легких, определенные врачами и построенные нейронной сетью практически совпадают. Такой результат достигается за счет снижения чувствительности нейронной сети к помехам во входных данных, возникающих из-за использования различного оборудования для получения КТ-снимков за счет слоев нормализации и дополнения данных. Затем находится, степень повреждения легких, как отношение площади поврежденной области легких к площади легких на срезе. Окончательная степень повреждения легких определяется как среднее значение степени повреждения легких по всем срезам.

Шестая глава «Разработка программных интерфейсов систем мониторинга геоэкологических процессов» обращает внимание на важную роль интерфейсных подсистем в обеспечении эффективной интеграции и взаимодействия между компонентами системы, начиная от сбора данных до их представления и взаимодействия с другими системами. Особое значение придается разработке кроссплатформенной архитектуры и её интеграции с различными устройствами и сервисами, включая картографические сервисы и GPS. Анализируется вклад интерфейсных подсистем в повышение эффективности функционирования систем мониторинга через управление обработкой данных, устройствами и взаимодействием с пользователями. Такие подсистемы не только способствуют точности и надежности сбора и анализа данных, но и улучшают пользовательский опыт, предоставляя мощные и адаптивные инструменты для различных пользовательских потребностей.

В сфере производственной геоэкологии (см. рис. 1) разработан программный компонент для измерения параметров индуктивных датчиков. Создана программная архитектура, предназначенная для работы с индуктивными компонентами датчиков с помощью устройства сбора данных ЛКАРД E502. Особое внимание уделяется обеспечению кроссплатформенной функциональности программных решений, позволяющей использовать их в разнообразных операционных системах, таких как Windows, Linux и Android, без требования модификации исходного кода. Это подчеркивает универсальность и адаптивность разрабатываемых программных средств, способствующих широкой их интеграции в различные информационные системы.

Архитектура разделена на основной код и платформозависимую часть, что упрощает адаптацию под разные операционные системы. Подключение к

устройству сбора данных может осуществляться через USB или Ethernet, при этом сетевые настройки и драйверы должны быть соответствующим образом настроены для обеспечения совместимости с различными операционными системами.

Разработанная система включает графический пользовательский интерфейс и драйверы, адаптированные для работы с разнообразным аппаратным окружением. Программные средства написаны на Python, что обеспечивает удобство разработки и тестирования на разных платформах. Программа позволяет проводить измерения с использованием индуктивных датчиков, управлять данными и настройками устройства, а также обрабатывать и визуализировать полученные данные в реальном времени.

Основные элементы графического интерфейса пользователя – график, на котором отображается зависимость полного комплексного сопротивления от частоты, поля и кнопка для запуска процесса измерения.

Также в области производственной геоэкологии разработан программный компонент системы мониторинга силовых электрических линий, который представляет собой усовершенствованное решение для определения мест повреждений. Это современная система мониторинга, которая включает многофункциональное устройство, обладающая повышенной точностью и надежностью благодаря использованию цифровых технологий обработки данных. Устройство способно работать в условиях высокой плотности подземных кабелей и значительных электромагнитных помех.

Программное обеспечение системы интегрировано с аппаратным обеспечением и предназначено для обновления прошивки, настройки конфигурации трассоискателя, а также для ведения диагностики системы и управления данными о сканировании. Предложенное решение включает использование современных мобильных и планшетных устройств в качестве интерфейсов управления и индикации, что снижает массогабаритные характеристики и упрощает использование прибора. Система обладает возможностью подключения к устройствам через USB и Ethernet, обеспечивая высокую гибкость в использовании. Платформа для сбора данных Л Кард E502 служит универсальным интерфейсом ввода/вывода, который может обрабатывать аналоговые и цифровые сигналы в реальном времени.

Программный компонент также разработан на языке Python, что позволяет легко интегрировать различные библиотеки и модули для анализа данных и интерактивной визуализации результатов. Использование вейвлет-преобразований и цифровой фильтрации данных улучшает качество обработки сигналов и повышает точность определения местоположения кабельных трасс.

Также разработан мобильный программный компонент системы мониторинга силовых электрических линий, который работает на базе устройства сбора данных ЛКАРД E502 и использует язык Python для обработки и визуализации данных.

Особенность этого компонента заключается в его кроссплатформенности, позволяющей ему функционировать на разнообразных вычислительных устройствах, от стационарных компьютеров до мобильных устройств с разными операционными системами. Это увеличивает круг потенциальных пользователей и расширяет функциональные возможности системы, например, за счет использования встроенного GPS-приемника и магнитного компаса. Программный компонент включает использование инструментального средства Kivy для создания графического интерфейса пользователя, обладающего высокой производительностью и способностью работать на разных платформах. Разработка также включает адаптацию других элементов, таких как библиотека визуализации данных и драйвер платы сбора данных, чтобы обеспечить их совместимость с различными устройствами.

В сфере динамики геологической среды (см. рис. 1) разработан программный компонент системы радиоволнового анализа предназначен для измерения параметров горных пород с помощью технологии Software-Defined Radio (SDR), что позволяет управлять процессом измерений и адаптировать параметры системы под различные экспериментальные условия. Система обладает возможностью работы на разных частотах, оптимизирована по себестоимости и имеет возможность настройки через графический интерфейс пользователя. Основные элементы системы включают SDR, микрополосковые антенны для сбора данных, и программное обеспечение для анализа получаемой информации.

Используемый SDR, HackRF One, выбран за его доступность и достаточные технические характеристики для задач анализа горных пород. Программная часть реализована через GNU Radio Companion, обеспечивая гибкое управление параметрами и возможность визуализации результатов в реальном времени.

Система позволяет проводить анализ электрических свойств образцов, таких как диэлектрическая проницаемость и проводимость, с помощью метода свободного пространства, который регистрирует амплитуду и фазу прошедших через образец радиоволн. Это открывает новые возможности для геофизических исследований, предлагая экономически выгодное и технологически продвинутое решение для экспресс-анализа горных пород.

В сфере медицинской геоэкологии (см. рис. 1) разработан прототип мобильного приложения на Android, созданного на базе фреймворка для машинного обучения TensorFlow Lite. Основные особенности TensorFlow Lite включают оптимизацию для мобильных и встроенных устройств, поддержку множества платформ и языков программирования, а также высокую производительность благодаря аппаратному ускорению. Прототип приложения позволяет классифицировать изображения, управлять режимами работы нейронной сети, выбирать количество потоков обработки и устройство выполнения (CPU или GPU). Пользователь приложения может получать информацию о распознанных классах

изображений и другие детали работы приложения, что полезно для отладки и тестирования программных средств.

Также разработан телеграм-бот для обновления базы рентгеновских снимков грудной клетки и расширения аудитории. Бот удобен для пользователей, так как работает в популярном мессенджере Telegram и не требует установки дополнительных приложений.

Пользователи могут отправлять рентгеновские снимки боту, который анализирует их с помощью глубоких нейронных сетей и предоставляет предварительную диагностику или рекомендации. Данные пользователей защищены и хранятся в зашифрованной форме. Веб-интерфейс, созданный для управления данными, позволяет специалистам анализировать снимки и добавлять аннотации, а также управлять пользовательскими данными. Программные компоненты разработаны на Python с использованием фреймворка Flask и базы данных SQLite, интегрируя современные техники машинного обучения для точной диагностики.

В заключении диссертации обобщены результаты научных исследований и разработок, а также представлен круг решенных в работе научно-методологических проблем.

В приложении приведены результаты экспериментальных исследований разработанных систем ИИ и акты внедрения результатов исследований.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате проведенных научных исследований были получены следующие основные результаты.

1. Проведен комплексный анализ текущего состояния методов мониторинга геоэкологических процессов. В ходе исследования были выявлены ключевые аспекты и проблемы, существующие в сфере геоэкологического мониторинга, что послужило основой для разработки улучшенных методик сбора и анализа данных.
2. Разработана и обоснована концепция интеграции методов искусственного интеллекта в системы геоэкологического мониторинга. Это позволило повысить точность идентификации и прогнозирования геоэкологических процессов.
3. Сформулированы и реализованы принципы создания интеллектуальных информационно-измерительных систем, что обеспечило более эффективное взаимодействие аппаратных и программных компонентов для измерения и анализа геоэкологических данных.
4. Разработана методология проектирования радиоволновых антенных модулей, использующая ИНС для оптимизации параметров антенн, что повысило их эффективность и функциональность.
5. Разработаны усовершенствованные методы и устройства измерения параметров индуктивных компонентов датчиков, что позволило существенно повысить

точность и надежность мониторинга их состояния при наличии внешних воздействий.

6. Разработаны усовершенствованные методы анализа временных рядов с использованием ИНС для более точной идентификации и прогнозирования геоэкологических изменений.
7. Разработаны архитектуры глубоких нейронных сетей для идентификации медицинских КТ и рентгеновских снимков, что улучшило диагностику и мониторинг пульмонологических заболеваний.
8. Разработан новый метод обнаружения и идентификации дефектов в силовых электрических линиях, что способствовало повышению их надежности и безопасности эксплуатации.

ПРАКТИЧЕСКИЕ РЕКОМЕНДАЦИИ

Результаты диссертационных исследований могут использоваться:

- для повышения эффективности геоэкологического мониторинга, что будет способствовать оптимизации процессов управления в сфере геоэкологии;
- при дальнейших исследованиях в области анализа данных и искусственного интеллекта в экологии, что способствует развитию цифровых технологий;
- как коммерческие продукты на базе интеллектуальных систем мониторинга, которые могут быть предложены компаниям, занимающимся экологическим консалтингом и аудитом;
- для укрепления международного научного взаимодействия путем реализации международных проектов и исследований, направленных на решение глобальных экологических проблем;
- Для повышения качества подготовки специалистов путем интеграции в образовательные программы вузов по специализациям, связанным с геоэкологией и информационными технологиями.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Верзунов, С. Н. Аналитический обзор систем мониторинга геоэкологических процессов [Текст] / С. Н. Верзунов, И. В. Брякин // Проблемы автоматизации и упр. – 2024. – № 1 (49). – С. 78–93.
2. Брякин, И. В. Методы предварительной обработки результатов физического эксперимента [Текст] / И. В. Брякин, С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко. – Бишкек: ИАИТ, 2017. – 97 с.
3. Верзунов, С. Н. Сравнительный анализ возможностей мультимедийной нейросетевой модели для решения задач прогнозирования [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2019. – Т. 19, № 4. – С. 39–45.
4. Верзунов, С. Н. Мультимедийная полиморфная сеть для прогнозирования геофизических временных рядов [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Проблемы автоматизации и упр. – 2017. – № 1 (32). – С. 78–87.

5. Верзунов, С. Н. Полиморфная вейвлет-сеть с обратными связями для идентификации нестационарных временных рядов [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Проблемы автоматизации и упр. – 2017. – № 2 (33). – С. 52–61.
6. Verzunov, S. N. Non-stationary time series forecasting based on multiwavelet polymorphic network [Text] / S. N. Verzunov, N. M. Lychenko // Modeling, Optimization and Information Technology. – 2018. – Vol. 6, N 4 (23). – P. 143–154. – DOI 10.26102/2310-6018/2018.23.4.012.
7. Верзунов, С. Н. Аппроксимация временных рядов полиморфной вейвлет-сетью с обратными связями [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Мат. структуры и моделирование. – 2016. – № 2 (38). – С. 16–26.
8. Верзунов, С. Н. Технология прогнозирования экологических параметров окружающей среды на базе мультивейвлетной сети [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2017. – Т. 17. – № 12. – С. 145–149.
9. Верзунов, С. Н. Двойной Т-образный фильтр для цифрового трёхкомпонентного индукционного магнитометра [Текст] / В. В. Ханасова, С. Н. Верзунов // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2017. – Т. 17, № 5. – С. 101–104.
10. Верзунов, С. Н. Цифровой трехкомпонентный индукционный вариометр с двойными Т-образными фильтрами [Текст] / С. Н. Верзунов, В. В. Ханасова // Изв. Нац. АН Кырг. Респ. – 2016. – № 2. – С. 6–9.
11. Верзунов, С. Н. Сравнение глубоких нейронных сетей на основе различных предварительно обученных CNN для диагностики COVID-19 по рентгеновским снимкам [Текст] / С. Н. Верзунов, Х. А. Раимжанов // Проблемы автоматизации и упр. – 2021. – № 1 (40). – С. 12–25.
12. Раимжанов, Х. А. Автоматизированная система диагностики COVID-19 на основе рентгеновских снимков [Текст] / Х. А. Раимжанов, С. Н. Верзунов // Современные техника и технологии в научных исследованиях: сб. материалов XIV Междунар. конф. молодых ученых и студентов, Бишкек, 27-29 апр. 2022 г. / отв. ред. О. Б. Забинякова. – Бишкек, 2022. – С. 401–405.
13. Verzunov, S. N. Device for Measuring Parameters of Coils of Induction Magnetometers [Text] / S. N. Verzunov, I. V. Bochkarev, V. R. Khramshin // Proceedings - 2020 International Russian Automation Conference, RusAutoCon 2020, Sochi, 06-12 сент. 2020 г. – Sochi, 2020. – P. 699–703. – DOI 10.1109/RusAutoCon49822.2020.9208108.
14. Verzynov, S. N. Development of line locator software component for mobile operating systems [Text] / S. N. Verzynov, I. V. Bochkarev, V. R. Khramshin // Proceedings - 2020 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM 2020, Sochi, 18-22 мая 2020 г. – Sochi, 2020. – P. 1-5. – DOI 10.1109/ICIEAM48468.2020.9112019.
15. Intelligent System of Partial Discharge Diagnostics in Power Mains [Text] / S. N. Verzunov, I. V. Bochkarev, V. Khramshin, M. G. Gunina // Proceedings 2023

- International Ural Conference on Electrical Power Engineering (UralCon), Magnitogorsk, 29 сент. – 01 2023 г., IEEE. – 2023. – P. 685–689. – DOI 10.1109/UralCon59258.2023.10291050.
16. Verzunov, S. N. Intelligent Monitoring System of Underground Cable Network Faults [Text] / S. N. Verzunov, I. V. Bochkarev, V. R. Khramshin // International Russian Automation Conference: Proceedings 2022 International Russian Automation Conference (RusAutoCon), Sochi, 04-10 сент. 2022 г. – Danvers, 2022. – P. 950–955. – DOI 10.1109/RusAutoCon54946.2022.9896255.
17. Верзунов, С. Н. Разработка системы сбора и визуализации данных для цифрового трёхкомпонентного индукционного магнитометра [Текст] / С. Н. Верзунов, Д. А. Токсаитов // Проблемы автоматизации и упр. – 2018. – № 2(35). – С. 103-108.
18. Верзунов, С. Н. Способы оптимизации расчёта 3D графики для тайловых графических процессоров на примере визуализации моделирования гравитационного взаимодействия N тел [Текст] / С. Н. Верзунов, Д. А. Токсаитов // Проблемы автоматизации и упр. – 2018. – № 1(34). – С. 26-35.
19. Верзунов, С. Н. Система диагностики возникновения частичного разряда в надземных силовых электросетях на основе интеллектуального анализа данных в HF-диапазоне [Текст] / С. Н. Верзунов, И. В. Бочкарев // Электротехн. системы и комплексы. – 2023. – № 3 (60). – С. 4–14. – DOI 10.18503/2311-8318-2023-3(60)-4-14.
20. Верзунов, С. Н. Разработка программного компонента трассоискателя на базе устройства сбора данных Л КАРД Е502 [Текст] / С. Н. Верзунов, И. В. Бочкарев // Электротехн. системы и комплексы. – 2018. – № 2 (39). – С. 42–48. – DOI 10.18503/2311-8318-2018-2(39)-42-48.
21. Верзунов, С. Н. Разработка интеллектуальной системы экспресс анализа физических свойств твердотельных структур геоматериалов [Текст] / А. У. Касимова, С. Н. Верзунов // Математическое и компьютерное моделирование: сб. материалов X Междунар. науч. конф., Омск, 10 фев. 2023 г. – Омск, 2023. – С. 122–124.
22. Верзунов, С. Н. Разработка устройства для экспресс анализа физических свойств геоматериалов [Текст] / С. Н. Верзунов, А. У. Касимова // Математические и компьютерные моделирование физических процессов: материалы Респ. науч.-практ. конф., посвящ. 20-летию изучения и развития естеств., точных и мат. дисциплин в сфере науки и образования, Душанбе, 09 февр. 2023 г. – Душанбе, 2023. – С. 101–107.
23. Верзунов, С. Н. Разработка программно-определяемой радиосистемы для изменения физических свойств геоматериалов [Текст] / А. У. Касимова, С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2023. – № 1 (46). – С. 59–64.

24. Верзунов, С. Н. Обзор и анализ современных методов измерения диэлектрической проницаемости горных пород [Текст] / А. У. Касимова, С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2022. – № 1 (43). – С. 33–49.
25. Верзунов, С. Н. Программные средства для сбора и анализа геоэкологических данных с помощью устройства Л Кард [Электронный ресурс] / С. Н. Верзунов, В. В. Кириллова // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2018. – Т. 18, № 4. – С. 43–47. – Режим доступа: <https://arch.kyrlibnet.kg/uploads/KRSUVERZUNOV.S.N.22018-4.pdf>. – Загл. с экрана.
26. Верзунов, С. Н. Анализ и ARIMA-модели динамики изменения концентрации PM_{2.5} в атмосферном воздухе г.Бишкек [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Проблемы автоматизации и упр. – 2019. – № 1(36). – С. 147-155.
27. Верзунов, С. Н. Краткосрочное прогнозирование индекса качества воздуха на основе ARIMA-моделей [Текст] / С. Н. Верзунов, Н. М. Лыченко // Математическое и компьютерное моделирование: сборник материалов VII Международной научной конференции, посвященной памяти С.С. Ефимова, Омск, 22 ноября 2019 года. – Омск: Омский государственный университет им. Ф.М. Достоевского, 2020. – С. 76-78.
28. Модели прогноза уровня загрязнения атмосферного воздуха г. Бишкек / Н. М. Лыченко, Л. И. Великанова, С. Н. Верзунов, А. В. Сорокова [Текст] // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2021. – Т. 21, № 4. – С. 87-95.
29. Верзунов, С. Н. Концепция интеллектуальной системы геоэкологического мониторинга [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2023. – № 2 (47). – С. 91–108.
30. Верзунов, С. Н. Способ оптимизации конструктивных параметров ячеек-резонаторов микрополосковых антенн на основе интеллектуального анализа данных [Текст] / С. Н. Верзунов // Электротехн. системы и комплексы. – 2022. – № 3 (56). – С. 54–64. – DOI 10.18503/2311-8318-2022-3(56)-54-64.
31. Верзунов, С. Н. Диагностика различных видов пневмонии по рентгеновским снимкам грудной клетки [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2022. – № 1 (43). – С. 84–94.
32. Верзунов, С. Н. Система искусственного интеллекта для диагностики COVID-19 по КТ-снимкам [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2022. – № 3 (45). – С. 119–134.
33. Верзунов, С. Н. Система искусственного интеллекта для онлайн мониторинга подземных силовых кабельных линий на основе технологий глубокого обучения [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2021. – № 3 (42). – С. 83–94.
34. Верзунов, С. Н. Разработка программной части устройства для измерения параметров индуктивных компонентов магнитометров [Электронный

ресурс] / С. Н. Верзунов // Вестн. Кырг.-Рос. Славян. ун-та. – 2020. – Т. 20, № 12. – С. 136–144.

35. Верзунов, С. Н. Прогноз дальности видимости в аэропорту Манас с применением методов глубокого обучения [Текст] / С. Н. Верзунов // Молодой ученый. – 2020. – № 19 (309). – С. 112–119.

36. Верзунов, С. Н. Разработка кроссплатформенного программного компонента трассоискателя [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2020. – № 1 (38). – С. 50–59. – DOI 10.5281/zenodo.3904110.

37. Верзунов, С. Н. Способ измерения параметров индуктивного компонента магнитометров на основе метода преобразования полного сопротивления в напряжение [Текст] / С. Н. Верзунов // Современная техника и технологии в научных исследованиях: сб. материалов XI Междунар. конф. молодых ученых и студентов, Бишкек, 24-26 апр. 2019 г.: в 2-х т. – Бишкек, 2019. – Т. 2. – С. 53–59.

38. Верзунов, С. Н. Применение глубоких нейронных сетей для краткосрочного прогноза дальности видимости [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2019. – № 1 (36). – С. 118–130. – DOI 10.5281/zenodo.3253019.

39. Верзунов, С. Н. Гибридная модель прогнозирования временных рядов на основе полиморфной вейвлет-сети [Текст] / С. Н. Верзунов // Современная техника и технологии в научных исследованиях: сб. материалов X Междунар. конф. молодых ученых и студентов, Бишкек, 18-20 апр. 2018 г. – Бишкек, 2018. – С. 351–357.

40. Верзунов, С. Н. Способ измерения параметров катушек индуктивности магнитометров и его реализация на основе платы сбора данных Л Кард Е 502 [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2018. – № 2 (35). – С. 94–102.

41. Верзунов, С. Н. Электронный каталог журналов научного издательства на базе Wordpress [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2017. – № 1 (32). – С. 88–94.

42. Верзунов, С. Н. Обзор методов разработки приложений для гетерогенных параллельных вычислительных систем [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2017. – № 2 (33). – С. 62–71.

43. Верзунов, С. Н. Определение К-индекса геомагнитной активности [Текст] / С. Н. Верзунов // Проблемы автоматизации и упр. – 2016. – № 1 (30). – С. 47–54.

44. Верзунов, С. Н. Цифровая обработка сигналов [Текст] учеб.-метод. пособие для выполнения практ. работ по курсу / С. Н. Верзунов, М. С. Осмонов. – Бишкек: КРСУ, 2018. – 72 с.

45. Верзунов, С. Н. Практикум по дисциплине системы искусственного интеллекта: направление подготовки «Программная инженерия» [Текст]: учеб.-метод. пособие / С. Н. Верзунов. – Бишкек: КРСУ, 2022. – 45 с.

46. Верзунов, С. Н. Мониторинг и идентификация геоэкологических процессов на базе интеллектуального анализа данных [Текст] / С. Н. Верзунов. – Бишкек: Илим, 2022. – 168 с. – ISBN 978-9967-12-943-6.

47. А.с. №708 от 06.08.2021 «OJS2ELIBRARY». Программа для конвертации метаданных выпусков журналов из системы OPEN JOURNAL SYSTEM в систему MURKUP.ELIBRARY.RU [Электронный ресурс] / С. Н. Верзунов, А.А. Реуш. – 1с. – Режим доступа: <https://imash.kg/page/ojs2elibrary-programma/>.

48. А.с. №443 от 21.12.2016 Плагин WordPress для создания электронной библиотеки. (МЕТАМАКЕР) [Электронный ресурс] / С.Н. Верзунов. – 1с.– Режим доступа:
<https://drive.google.com/file/d/1H4FTOd9UHnlAITa3F3kM8sUhf2xkOUR1/view>.

49. А.с. №519 от 27.08.2018 Программный компонент трассоискателя на базе устройства сбора данных Л КАРД Е502, ПК ПЕРСПЕКТИВА [Электронный ресурс]: / С.Н. Верзунов. – 1с.– Режим доступа:
<https://drive.google.com/file/d/1NHJbqI0DL-13er0wHKnqesWjk6hy2hSn/view>.

50. А.с. №770 от 03.10.2022 «LUNG HEALTH» мобильное приложение для мониторинга и идентификации заболеваний легких на базе интеллектуального анализа данных [Электронный ресурс]: / С.Н. Верзунов. – 1с. – Режим доступа:
<http://patent.gov.kg/wp-content/uploads/2022/12/%D0%98%D0%9C-112022.pdf>.

51. А.с. №772 от 03.10.2022 «LCR METER» программные средства для измерения параметров индуктивного компонента магнитометра на базе интеллектуального анализа данных [Электронный ресурс]: / С.Н. Верзунов. – 1с. – Режим доступа:
<http://patent.gov.kg/wp-content/uploads/2022/12/%D0%98%D0%9C-112022.pdf>.

52. Пат. № 1844 Кыргызская Республика, 29 февраль 2016 г. Верзунов, С. Н. Способ определения К-индекса геомагнитной активности с помощью полиморфной вейвлет-сети [Электронный ресурс] / С. Н. Верзунов; Государственная служба интеллектуальной собственности и инноваций при правительстве Кырг. Респ. – Заяв. 18.05.2015; Оpubл. 31.03.2016, Бюл. № 3. – 11 с. – Режим доступа:
<https://drive.google.com/file/d/1uhyTbWZLPiD2MSSgndHu6cMooCRlfw13/view?pli=1>

РЕЗЮМЕ

диссертации Верзунова Сергея Николаевича на тему «Разработка методов мониторинга и идентификации геоэкологических процессов на базе интеллектуального анализа данных» на соискание ученой степени доктора технических наук по специальности 05.13.01 системный анализ, управление и обработка информации

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, обработка данных, геоэкологический мониторинг, предварительная обработка информации, классификация данных, концепция, прогностические модели, управление данными.

Методы исследования: методы системного анализа, компьютерное моделирование, методы обработки экспериментальных данных, а также современные технологии искусственного интеллекта и кроссплатформенного программирования.

Объектом исследования являются геоэкологические процессы.

Предметом исследования являются интеллектуальные методы и средства геоэкологического мониторинга.

Целью исследования является повышение эффективности решения задач идентификации геоэкологических процессов путем создания интеллектуальных информационно-измерительных систем.

Полученные результаты и их новизна. Предложена новая концепция интеллектуальной системы мониторинга состояния геоэкологической среды, представляющая собой комплексное решение для мониторинга и анализа параметров геоэкологических процессов. Обоснован новый метод измерения параметров индуктивных компонентов датчиков, позволяющий в два раза точнее определять параметры индуктивных компонентов датчиков мониторинга в условиях воздействия случайных фоновых электромагнитных полей. Предложен новый способ оптимизации процесса проектирования микрополосковых антенн для выбора дизайна конструктивных CCSR- элементов микрополосковых антенн. Разработана методика прогнозирования геоэкологических временных последовательностей, основанная на новой структуре адаптивной мультивейвлетной сети. Разработаны универсальные системы мониторинга на основе искусственного интеллекта в сфере медицинской геоэкологии, предназначенные для оперативной диагностики COVID-19.

Результаты диссертационных исследований могут использоваться для повышения эффективности геоэкологического мониторинга, что будет способствовать оптимизации процессов управления в сфере геоэкологии.

Область применения: геоэкология, инженерная геофизика.

Верзунов Сергей Николаевич
Разработка методов мониторинга и идентификации геоэкологических
процессов на базе интеллектуального анализа данных

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
доктора технических наук

Подписано в печать

Заказ №

Формат 60x84 /16. Объем 2.25 п. л. Тираж

Издательство: , Бишкек