

МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ  
имени М.В. ЛОМОНОСОВА

*На правах рукописи*

**Шклярук Алексей Дмитриевич**

**Применение нейронных сетей при анализе аномальных  
гравитационных и магнитных полей**

1.6.9. Геофизика

**АВТОРЕФЕРАТ**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Москва – 2026

Диссертация подготовлена на кафедре геофизических методов исследования земной коры геологического факультета Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова

**Научный руководитель:** *Кузнецов Кирилл Михайлович*, кандидат технических наук

**Официальные оппоненты:** *Соловьёв Анатолий Александрович*, доктор физико-математических наук, профессор РАН, член-корреспондент РАН, Геофизический центр Российской академии наук, директор

*Долгаль Александр Сергеевич*, доктор физико-математических наук, профессор, Горный институт Уральского отделения Российской академии наук – филиал Пермского федерального исследовательского центра Уральского отделения Российской академии наук, лаборатория электромагнитных и геопотенциальных полей, главный научный сотрудник

*Вязьмин Вадим Сергеевич*, кандидат физико-математических наук, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, механико-математический факультет, кафедра прикладной механики и управления, лаборатория управления и навигации, ведущий научный сотрудник

Защита диссертации состоится «25» марта 2026 г. в 14:30 на заседании диссертационного совета МГУ.016.6 Московского государственного университета имени М.В. Ломоносова по адресу: 119991, Москва, Ленинские горы, д. 1, геологический факультет, ауд. 308.

E-mail: [dsmsu0403@yandex.ru](mailto:dsmsu0403@yandex.ru)

С диссертацией можно ознакомиться в отделе диссертаций научной библиотеки МГУ имени М.В. Ломоносова (Ломоносовский просп., д. 27) и на портале: <https://dissovet.msu.ru/dissertation/3794>

Автореферат разослан «\_\_» февраля 2026 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета,  
кандидат технических наук

К.М. Кузнецов

## I. ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### *Актуальность*

Современные методы интерпретации аномальных гравитационных и магнитных полей сталкиваются с рядом принципиальных ограничений, включая неоднозначность обратных задач, зависимость от априорных геологических моделей и высокую вычислительную сложность при обработке больших объемов данных. Развитие математических методов анализа и интерпретации данных грави- и магниторазведки направлено на преодоление этих ограничений. В этой связи активное применение технологий нейронных сетей открывает новые перспективы за счет возможности описывать сложные нелинейные зависимости в данных без явного задания их аналитических представлений (LeCun et al., 2015). Важным преимуществом является адаптивность: нейронные сети могут обучаться на синтетических данных, моделирующих различные геологические ситуации, с последующей апробацией на реальных наблюдениях.

Особую актуальность нейронные сети приобретают в контексте задач автоматизации интерпретации (Bergen et al., 2019). Традиционные подходы требуют значительных временных затрат и привлечения экспертов на всех этапах геологоразведочных работ. В отличие от них, обученные нейронные сети способны обеспечивать оперативный анализ данных, сокращая время, что особо важно для задач разведки и мониторинга, особенно в условиях изменяющегося объема априорной информации в процессе доразведки.

Значимость исследований подтверждается широким спектром приложений – от инженерных задач до изучения глубинного строения Земли и иных космических тел. В условиях экспоненциального роста объемов геофизических данных и ужесточения требований к точности прогнозов, развитие методов, основанных на нейронных сетях, представляется стратегически важным направлением, способным сократить сроки и затраты на геологоразведочные работы при повышении их достоверности.

### *Степень разработанности*

Вопросы интерпретации гравитационных и магнитных полей активно изучаются в геофизике уже более ста лет. Традиционные методы, включая трансформации полей, их корреляционный и факторный анализ, аппроксимационные подходы, хорошо разработаны и широко применяются на практике, что подтверждается работами таких авторов, как Корбунов А.И., Страхов В.Н., Романюк Т.В., Никитин А.А., Старостенко В.И., Петров А.В., Тихоцкий С.А., Долгалъ А.С., Мартышко П.С. Мелихов В.Р., Булычев А.А. и др. Однако их

эффективность ограничена сложностью выделения целевых аномалий на фоне шумов и необходимостью значительных временных затрат на экспертный анализ данных. В последние годы активно развиваются подходы, основанные на искусственном интеллекте, включая машинное обучение и нейронные сети.

Несмотря на высокий потенциал для автоматизации процессов обработки и интерпретации, их применение в геофизике остается недостаточно изученным. Стоит отметить, что методы искусственного интеллекта в геофизике получили наибольшее развитие в анализе данных сейсморазведки, а в области потенциальных полей, несмотря на значительный прогресс, сохраняется потребность в разработке новых подходов, сочетающих традиционные методы с современными технологиями машинного обучения. В сейсморазведке нейронные сети успешно применяются для автоматической идентификации отражающих горизонтов, классификации фаций, выделения разрывных нарушений и иных задачах (Mosser et al., 2021), в геофизических исследованиях скважин – для интерпретации каротажных данных и оценки фильтрационно-емкостных свойств (Rohit, 2024). В отличие от этих направлений, применение искусственного интеллекта в анализе потенциальных полей развито значительно хуже, хотя отдельные работы демонстрируют его перспективность для решения таких задач, как построение структурных границ (Колмаков, 2023), решение обратных задач (Bai et al., 2024), выделения морфологических особенностей потенциальных полей (Naprstek, Smith, 2022) и др. Более подробный анализ современных методов интерпретации представлен в Главе 2 диссертационной работы.

### ***Объект исследования***

Объектом диссертационного исследования выступают аномальные гравитационные и магнитные поля, а также методы их интерпретации с применением современных методов машинного обучения, в частности нейронных сетей. Основное внимание сосредоточено на разработке методов на основе нейронных сетей для решения двух классов задач: реконструкция границ горизонтов (структурных, стратиграфических и др.) по комплексу геофизических данных и выделение линейных и изометричных аномалий в гравитационных и магнитных полях.

Объект исследования охватывает как теоретические аспекты анализа гравитационных и магнитных полей, так и практические задачи их интерпретации с применением нейронных сетей.

### ***Цели и задачи***

Основной целью диссертационного исследования является разработка новых методов на основе нейронных сетей для решения актуальных задач интерпретации аномальных гравитационных и

магнитных полей, направленных на повышение эффективности геолого-геофизических исследований.

Для достижения поставленной цели в работе решены следующие научные задачи:

- Разработка методов с применением нейронных сетей для выделения линейных структур в аномальных гравитационных и магнитных полях;
- Разработка методов с применением нейронных сетей для выделения изометричных структур в аномальных гравитационных и магнитных полях;
- Разработка методов с применением нейронных сетей для реконструкции границ горизонтов (структурных, стратиграфических и др.) с использованием априорных геофизических данных.

#### ***Новизна исследования***

Новизна исследования заключается в разработке и применении методов на основе нейронных сетей для решения ряда актуальных задач интерпретации аномальных гравитационных и магнитных полей. Новые, с применением нейронных сетей, подходы позволяют автоматизировать процесс составления схем аномалий, повысить точность интерпретации данных и сократить временные затраты на анализ. В частности, в работе предлагаются:

- Методика генерации синтетических обучающих выборок для сверточных нейронных сетей;
- Методы выделения линейных и изометричных структур в аномальных полях, основанные на возможностях нейронных сетей выявлять скрытые закономерности;
- Внедрение новых подходов машинного обучения в существующие методики интерпретации потенциальных полей, расширяющих их функциональные возможности;
- Новый подход к реконструкции структурных поверхностей с использованием априорных геофизических данных.

#### ***Теоретическая и практическая значимость***

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методологии интерпретации гравитационных и магнитных полей за счет внедрения методов искусственного интеллекта. Разработанные методы позволяют формализовать процесс качественного анализа данных, а также повысить скорость и информативность результатов интерпретации.

Практическая значимость исследования связана с возможностью применения разработанных методов в различных областях геофизики, включая:

1. поиск и разведку полезных ископаемых;

2. исследование глубинного строения Земли и других космических объектов, таких как Луна, Марс и др.;
3. оптимизацию процессов обработки и интерпретации данных, что позволяет снизить затраты на геолого-геофизические исследования.

### ***Методология и методы исследования***

В рамках диссертационного исследования все разработанные методы реализованы в виде программ на языке Python с использованием современных библиотек для научных вычислений и глубокого обучения. Основой вычислительной платформы стали TensorFlow/Keras для построения и обучения нейронных сетей, Keras-unet-collection для реализации специализированных архитектур сверточных нейронных сетей (СНС), а также стандартные научные библиотеки NumPy/SciPy для численных расчетов и работы с табличными данными. Визуализация результатов осуществлялась с использованием библиотеки Matplotlib и специализированного ПО.

Ключевым достижением исследования стала разработка и программная реализация трех оригинальных методов. Первый метод основан на сверточных сетях архитектуры U-Net и позволяет автоматически выделять границы изометричных аномалий. Второй метод также основан на сверточных сетях архитектуры U-Net и позволяет автоматически выделять линейные аномалии потенциальных полей. Третий – метод реконструкции структурных поверхностей с использованием априорных геофизических данных на основе многослойной нейронной сети типа перцептрон.

### ***Защищаемые положения***

1. Методика создания репрезентативных синтетических выборок, основанная на расчете эффектов от тел простой геометрической формы с добавлением искусственной помехи, позволяет эффективно обучать нейронные сети для сегментации аномальных гравитационных и магнитных полей.
2. Применение сверточных нейронных сетей эффективно решает задачу выделения линейных и изометричных аномалий магнитных и гравитационных полей в сложных геолого-геофизических условиях.
3. Разработанный метод на основе нейронных сетей, обученных на эталонных участках, эффективно решает задачу восстановления морфологии границ разреза по комплексу геофизических данных.

### ***Степень достоверности***

Достоверность результатов исследования подтверждается использованием современного комплекса анализа данных, включая машинное обучение и нейронные сети, а также корректным применением математических моделей для обработки гравитационных

и магнитных полей. Результаты работы верифицированы на геофизических данных, полученных в ходе полевых и камеральных гравиразведочных и магниторазведочных исследований. Проведено сравнение разработанных методов с традиционными методами интерпретации, показавшее их высокую сходимость.

### ***Апробация результатов***

Результаты настоящей работы опубликованы в 3 статьях, входящих в список RSCI, а также неоднократно докладывались на научных конференциях, совещаниях и семинарах:

- European Geosciences Union General Assembly – 2021 г.;
- 9, 12 и 13-я Международная научно-практическая конференция «Морские исследования и образование: MARESEDU» – 2020, 2023, 2024 г.;
- 27-я Международная научная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов 2020» – 2020 г.;
- 10-я Международная научно-практическая конференция «Морские технологии» – 2021 г.;
- Ломоносовские чтения. Секция геология. Подсекция геофизика – 2024 г.;
- 51 сессия международного семинара им. Д.Г. Успенского – В.Н. Стахова «Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей» – 2025 г.;
- 4 и 6-ой Гравиметрический и магнитометрический семинар памяти профессора В.Р. Мелихова – 2020, 2022 г.

По результатам исследования получены 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ<sup>1</sup>.

### ***Публикации***

Основные идеи и положения диссертации опубликованы в 6 научных работах автора, из них 3 статьи – в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных для защиты в диссертационном совете

---

<sup>1</sup> 1. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Программа для восстановления морфологии структурных поверхностей по геолого-геофизическим данным с помощью машинного обучения. // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024614603 от 28.11.2024 г. EDN: DJSBLQ.

2. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Программа для выделения осей линейных аномалий магнитных и гравитационных полей на основе сверточных нейронных сетей. // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024685140 от 14.10.2024 г. EDN: CQLETX.

3. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Программа для выделения изометричных аномалий магнитных и гравитационных полей на основе сверточных нейронных сетей. // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024687213 от 17.03.2025 г. EDN: KJBIQK.

МГУ по специальности и отрасли наук.

### ***Личный вклад***

Автором лично выполнен весь цикл диссертационного исследования, начиная от постановки задач и разработки теоретических основ их решения, заканчивая программной реализацией предложенных подходов с проведением вычислительных экспериментов и анализом полученных результатов. Проведено конструирование архитектур нейронных сетей и их обучение для выделения линейных и изометричных аномалий в гравитационных и магнитных полях и для восстановления структурных поверхностей по комплексу геофизических данных. Автором разработана и реализована методика создания синтетических обучающих выборок для компенсации малого объема реальных размеченных материалов, а также осуществлен поиск, сбор и обработка геофизических данных для апробации предлагаемых подходов. Проведено полномасштабное тестирование разработанных методов, включая сравнительный анализ с традиционными методами машинного обучения и алгоритмами компьютерного зрения, и выполнена верификация результатов на модельных и реальных примерах.

Автор самостоятельно и вместе с соавторами участвовал в подготовке публикаций по теме проведенного диссертационного исследования. В них вклад автора является определяющим – автор принимал непосредственное участие в постановке научных задач, проведении численных экспериментов, разработке методик, интерпретации результатов, формулировке выводов, а также в подготовке непосредственно текстов статей.

### ***Объем и структура работы***

Диссертация содержит введение, пять глав, заключение и список литературы. Она состоит из 138 страниц текста, 73 иллюстраций и 15 таблиц. Список литературных источников содержит 127 наименований.

### ***Поддержка работы***

Исследование, описанное в Главе 4 диссертации, выполнено в рамках использования морского продольного градиентметра «MariMag 300m», приобретенного по программе развития Московского университета (Соглашение № 195 от 15 сентября 2023 г.).

## **II. ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

Во **Введении** обоснована актуальность исследования, сформулированы цели и задачи, указаны объект и предмет исследований, практическая значимость и научная новизна работы, методология и методы исследования, степень достоверности, личный

вклад, информация о научных публикациях, а также сформулированы 3 защищаемых положения.

### **Глава 1. Основы теории нейронных сетей**

Первая глава посвящена теоретическим основам нейронных сетей (НС). Рассмотрена история их развития: от первых моделей нейронов (McCulloch, Pitts, 1943) и перцептрона (Rosenblatt, 1958) до этапа глубокого обучения, связанного с появлением больших данных, мощных вычислительных ресурсов и фреймворков (TensorFlow, PyTorch), а также ключевых архитектур, таких как сверточные, рекуррентные и генеративно-сопоставительные сети.

В главе приведены фундаментальные понятия и архитектуры НС. В частности, даны следующие определения, использованные в работе:

- Искусственный нейрон – это нелинейный преобразователь, вычисляющий взвешенную сумму входов и применяющий к ней функцию активации (Bishop, 2006).
- Синапс – это связь между двумя нейронами, характеризующаяся весовым коэффициентом (Хайкин, 2006).
- Функция активации (например, ReLU, сигмоида, гиперболический тангенс) – это нелинейное преобразование, определяющее выход нейрона и обеспечивающее способность сети к аппроксимации сложных зависимостей (Goodfellow et al., 2016).
- Нейронная сеть – это модель, состоящая из входного, скрытых и выходного слоев, где нейроны соседних слоев соединены синапсами.

Приведена классификация основных типов НС: многослойные перцептроны (Bishop, 2006; Cybenko, 1989), сети радиально-базисных функций, рекуррентные (Geron, 2019) и сверточные нейронные сети (Venkatesan, Le, 2017; Stankovic, Mandic, 2021). Освещены ключевые аспекты обучения: процесс прямого и обратного распространения, функции потерь, метрики качества, алгоритмы оптимизации и методы борьбы с переобучением (Bishop, 2006; Srivastava et al., 2014; Prechelt, 1998).

### **Глава 2. Применение нейронных сетей в геофизике**

Вторая глава посвящена обзору применения нейронных сетей в геофизике, с фокусом на интерпретацию гравитационных и магнитных полей. Анализ литературы показывает, что в грави- и магниторазведке практика применения нейронных сетей в настоящее время ограничена небольшим числом работ. Несмотря на это, существующие исследования демонстрируют высокую перспективность этих методов для решения задач интерпретации.

Важное методологическое развитие нейросетевые методы получили в работах российских исследователей при решении обратных задач геоэлектрики. Так, Е.А. Оборнев (Оборнев, 2007) показал

эффективность НС для инверсии двумерных магнитотеллурических данных и построения параметризованных разрезов без априорной информации. М.И. Шимелевич (Шимелевич, 2024) разработал комплекс методов на основе нейронных сетей, обеспечивающих дифференцированное по глубине решение, высокую скорость вычислений для решения обратных задач с большим количеством параметров. В.В. Спичак (Спичак, Попова, 1998; Спичак, 2019) разработал методологию прямой оценки макропараметров объектов по данным зондирования, которая была успешно апробирована, в частности, для прогноза свойств геотермальных резервуаров (Спичак, Захарова, 2023).

Основные результаты обзора касаются нескольких направлений применения нейронных сетей в области обработки и интерпретации гравитационных и магнитных полей. Одним из наиболее проработанных является решение обратных задач. Здесь можно выделить работы турецкой научной школы (Kaftan et al., 2011), где для определения параметров аномалообразующих тел использовались многослойные перцептроны и сети радиально-базисных функций. Современные исследования смещаются в сторону использования глубоких сверточных сетей (СНС): ученые из КНР предлагают архитектуры для двумерной (Bai et al., 2024) и трехмерной инверсии (Zhang et al., 2022), что позволяет значительно сократить время вычислений и минимизировать зависимость от априорной информации.

Другое важное направление – автоматическое выделение морфологических особенностей и границ в потенциальных полях. Эту задачу решают с помощью сетей, адаптированных для обработки изображений. Так, турецкие исследователи (Aydogan, 2011) применяли клеточные нейронные сети для построения схем линеаментов и разломов. Современный подход демонстрируют китайские ученые (Zhou et al., 2024), использующие предобученную архитектуру U-Net на базе ResNet для детектирования границ источников магнитных аномалий. Канадские исследователи (Naprstek, Smith, 2022) успешно применили СНС для автоматического определения местоположения линейных аномалий по аэромагнитным данным.

В задаче создания глобальных моделей гравитационного поля также применяются методы нейронных сетей. В частности, работа (Turgut, 2016) описывает подход с использованием многослойной нейронной сети для восстановления параметров поля по данным обсерваторских гравиметрических измерений. На примере нескольких штатов США было показано, что точность метода на основе нейронных сетей сопоставима, а по оценке авторов – даже выше, чем у современных глобальных моделей EGM2008 и EIGEN-6C4.

В России, специалистами АО «ГНПП Аэрогеофизика» (Колмаков, 2023) и «Газпромнефть НТЦ» (Гулин и др., 2022)

разрабатываются алгоритмы на основе НС для восстановления морфологии структурных границ по потенциальным полям с привлечением эталонной сейсмической информации.

Важным аспектом применения нейронных сетей в геофизике является подготовка данных для обучения. В работе Лисенкова И.А. и др. (Лисенков и др., 2025) представлена методика формирования единого набора пространственных геолого-геофизических данных для обучения нейросетевых моделей. Авторы разработали архитектуру программно-аппаратного комплекса, включающего модуль сбора и преобразования данных на Python и систему хранения на основе СУБД PostgreSQL с расширением PostGIS. Ключевым элементом методики является использование концепции «окрестностей» для объединения разнородной информации в числовые векторы, пригодные для обучения. Данный подход был успешно апробирован на примере задачи распознавания сейсмически опасных зон на Кавказе, что подтверждает его эффективность для комплексного анализа геофизических данных.

Таким образом, обзор выявил активное развитие нейросетевых методов в грави- и магниторазведке, чему способствуют работы международных и российских научных коллективов. Несмотря на то, что многие решения пока носят исследовательский характер, в них показана принципиальная возможность автоматизации интерпретации и решения сложных задач, открывая широкие перспективы для дальнейших исследований.

### **Глава 3. Выделение изометричных объектов в гравитационных и магнитных полях на основе сверточных нейронных сетей**

Третья глава посвящена разработке и апробации нового метода автоматизированного выделения изометричных аномалий гравитационного и магнитного полей с использованием технологий глубокого обучения. Не ограничивая общности, в качестве примера рассмотрены аномалии масконов Луны. Основное внимание уделено созданию универсального автоматизированного подхода, способного решить проблему поиска аномалий. Особый акцент сделан на выявление слабоконтрастных и перекрывающихся аномалий в условиях сложной морфологии поля. Для обучения модели в условиях отсутствия реальных размеченных данных разработана методика создания синтетической обучающей выборки.

При сопоставлении гравитационных полей тел простой геометрической формы (которые вычисляются относительно просто и быстро) с полями масконов выяснено, что наиболее эффективной для моделирования, за счет схожих градиентов поля, является третья вертикальная производная потенциала  $V_{zzz}$  точечного источника с точки зрения минимизации вычислительного времени и близости форм.

Фоновая низкочастотная и локальная высокочастотная составляющие поля генерировались отдельно как поля, заданные случайным образом, и суммировались с модельным эффектом масконов (рис. 1). Выходной маской служила бинарная карта, где единицы обозначали область аномалии (маскона), проходящую по границе максимального градиента (рис. 1).

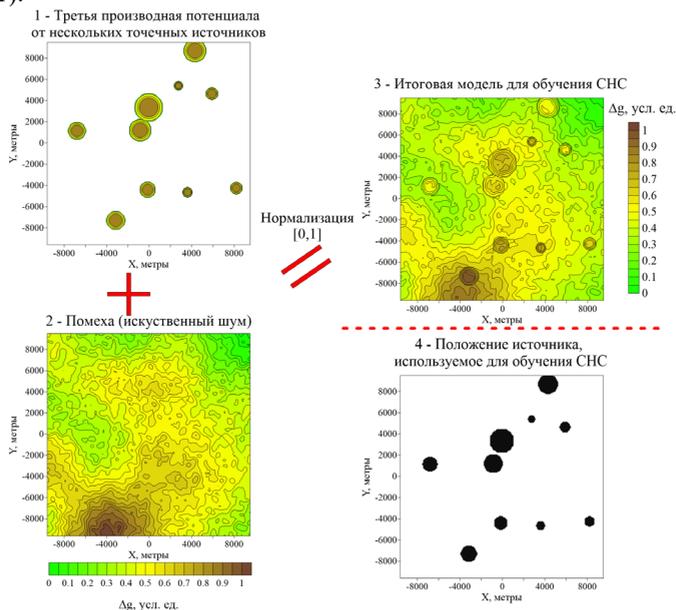


Рисунок 1. Схема создания модели для обучающей выборки

Для последующего применения сверточных нейронных сетей к реальным данным потребовалась специальная предобработка гравитационного поля Луны. Для сохранения изометричной формы масконов исходная модель поля перепроецирована в равноугольную проекцию Меркатора. Архитектура обученной сверточной нейронной сети позволяет принимать на вход данные фиксированного размера  $192 \times 192$  точки. Исходная карта гравитационного поля имела размер  $701 \times 546$  точек. Для применения СНС ко всему полю проведена процедура расширения исходной карты до размеров, кратных 192, путем зеркального отражения данных с краев, что позволило избежать потери информации на границах исходного массива. Далее всё поле разбито на блоки размером  $192 \times 192$  точки. Для обеспечения непрерывности данных и минимизации ошибок на границах блоков использовалось перекрытие на 75%. Этот прием позволил значительно улучшить локализацию масконов, попадающих на границы блоков. Для улучшения качества обработки и снижения влияния регионального

фона применена процедура нормализации методом робастного масштабирования (RobustScaler) внутри каждого блока. Для визуализации и корректной оценки площади отдельных масконов полученная маска и модель поля спроецирована в равновеликую проекцию Эккерта IV.

Для выбора лучшей нейронной сети рассмотрены пять архитектур, наиболее часто применяемых в задачах семантической сегментации: U-Net, U-Net++, UNet 3+, Attention U-Net, R2U-Net. Использование предобученных весов (на базе ImageNet) было важным для успешного обучения, так как веса обеспечивает начальную настройку модели на выделение универсальных признаков (границ) и предотвращает переобучение на ограниченной синтетической выборке. Сравнительный анализ архитектур по метрике Intersection over Union (IoU) показал, что базовая U-Net с предобученным энкодером VGG-16 (рис. 2) достигает наивысшей точности (IoU = 0.95). Более сложные аналоги, обладая избыточной параметризацией, оказались менее устойчивыми и не продемонстрировали значимого улучшения качества выделения масконов (рис. 3).

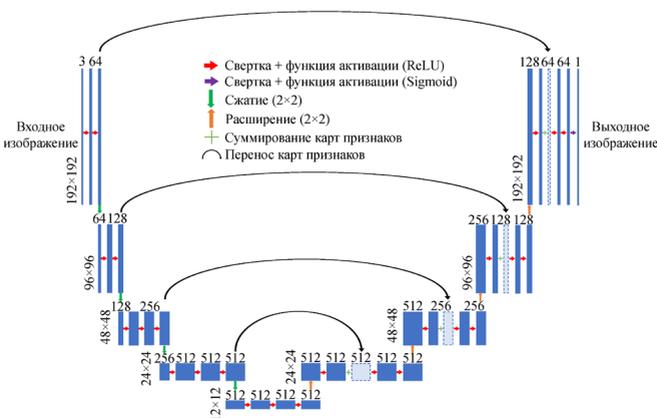
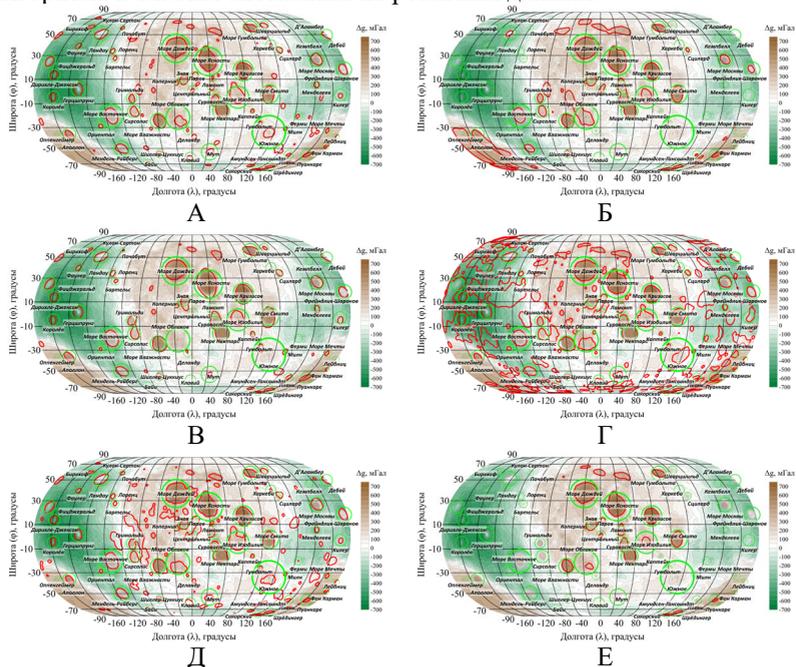


Рисунок 2. Схема сверточной нейронной сети архитектуры U-Net

В результате сравнения пяти архитектур энкодеров (VGG-16, EfficientNet b0-b2-b4, ResNet50) в составе U-Net наилучшие результаты по локализации масконов разного размера и контрастности показала архитектура VGG-16.

Исследование зависимости качества сегментации от объема обучающей выборки позволило сделать заключение, что оптимальный баланс между точностью и временем обучения достигается на 500 моделей полей. Увеличение объема обучающей выборки до 5000 синтетических моделей позволило достичь высоких значений метрики

$IoU = 0.98$ . Однако это привело к снижению чувствительности алгоритма к слабым аномалиям на реальных данных.



*Рисунок 3. Результаты применения различных архитектур СНС (красным цветом) к гравитационному полю Луны и положению масконов по литературным данным (зеленым цветом): А – U-Net (с весами VGG-16); Б – U-Net (без весов); В – U-Net++ (с весами VGG-16); Г – UNet 3+ (с весами VGG-16); Д – Attention U-Net (с весами VGG-16); Е – R2U-Net (без весов)*

По результатам сравнительного анализа архитектур сверточных нейронных сетей и предобученных энкодеров для задачи семантической сегментации изометричных аномалий в качестве финального решения выбрана классическая архитектура U-Net (рис. 2) с предобученным энкодером VGG-16. Данный выбор обусловлен тем, что эта конфигурация продемонстрировала не только наивысшую точность, но и наилучшую сходимость с эталонными данными, корректно выделив 58 из 61 известных масконов по литературным данным (Fassett et al., 2012; Liang et al., 2014; Tartèse et al., 2019; Zhao et al., 2021). Ее прямая последовательная структура лучше всего подошла для распознавания изометричных форм, обеспечив устойчивость к вариациям их размеров и амплитуд, в то время как более

сложные архитектуры не показали значимого улучшения качества, но при этом были менее вычислительно эффективны.

На следующем этапе для выбранной архитектуры U-Net с весами VGG-16 проведен подбор гиперпараметров обучения. В результате установлено, что наилучшими являются следующие параметры: оптимизатор Adam со скоростью обучения 0.0001, функция потерь Binary Cross-Entropy (BCE Loss), размер батча 32 и количество эпох 20. Обучение модели с данным набором гиперпараметров позволило достичь значения метрики IoU = 0.95 на синтетической тестовой выборке, что подтвердило высокую эффективность и сбалансированность выбранной конфигурации для последующего применения к реальным данным.

Сравнение с классическими методами компьютерного зрения (бинаризация Оцу, Blob Detection, детектор Кэнни и др.) подтвердило значительное преимущество подхода на основе СНС, которое особенно заметно при работе со слабовыраженными аномалиями, где классические методы либо дают множество ложных срабатываний (более 30 неверно выделенных объектов), либо пропускают значительную часть объектов. Это подтверждает целесообразность использования именно нейросетевых подходов для подобных задач анализа гравитационных данных.

Для оценки точности (количества выделенных масконов) и полноты результатов проведен детальный анализ с привлечением каталога масконов, составленного на основе литературных источников. На сегодняшний день различными исследовательскими группами выделено порядка 61 маскона. Анализ показал, что разработанный метод позволил локализовать 100% (45 из 45) масконов, явно проявленных в гравитационном поле. Для слабо проявленных масконов полнота локализации составила 80% (13 из 16) (рис. 4). Три маскона (Кемпбелл, Ландау, Оппенгеймер) методом выделены не были, что объясняется крайне низкой амплитудой аномалии (<30 мГал), приуроченной к ним.

Сравнение эквивалентных диаметров, оцененных по гравитационному полю, с диаметрами из литературных источников показало расхождение: размеры, оцененные по СНС, в среднем на 50-200 км меньше. Это систематическое расхождение указывает на то, что гравитационная аномалия занимает лишь центральную часть крупного ударного структурообразующего кратера. Одним из практических результатов исследования стала локализация более 20 новых областей, не описанных в существующих каталогах, которые по характеру гравитационной аномалии могут быть отнесены к масконам. Их природа и связь с геологическим строением станут объектом дальнейшего детального исследования.

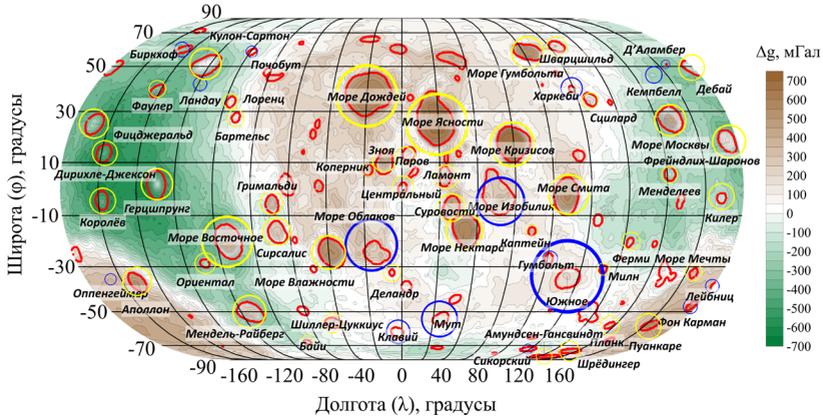


Рисунок 4. Аномалии поля силы тяжести Луны в редуции Буге с контурами масконов, локализованными с помощью сверточных нейронных сетей (красные контуры) и по литературным данным (желтым цветом – явно проявленные; синим цветом – слабо проявленные)

#### Глава 4. Выделение осей линейных аномалий в гравитационных и магнитных полях на основе сверточных нейронных сетей

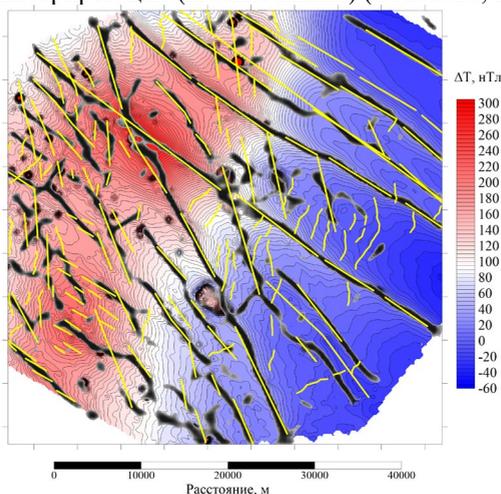
Четвертая глава посвящена разработке и апробации метода автоматизированного выделения линейных аномалий в гравитационных и магнитных полях на основе сверточных нейронных сетей. Основное внимание уделено созданию универсального подхода для картирования линейно-вытянутых структур, выделение которых традиционными методами осложнено влиянием помех и сложным геологическим строением.

Подход для обучения сверточной нейронной сети аналогичен изложенному в Главе 3. Была подготовлена выборка пар «вход-выход» размером  $192 \times 192$  пикселя, где входом служила карта магнитного поля  $\Delta T$ , а выходом – бинарная маска положения линеаментов. Магнитное поле моделировалось как сумма эффектов от 1 до 10 случайно ориентированных вертикально намагниченных призм, геометрические параметры которых (положение, размеры, угол поворота, намагниченность) задавались случайно. Для приближения модели поля к реальному, накладывалась помеха, представляющая собой случайное распределения значений поля, амплитудой 10-50% (от исходного эффекта), сглаженное окном осреднения. Итоговые данные нормализовались в диапазон  $[0, 1]$ . Выходная маска представляла собой оси линеаментов шириной 3 пикселя (1 – над источником, 0 – фон). Общий объем выборки составил 500 синтетических примеров.

Аналогично подходу, предложенному в главе 3 выбрана архитектура U-Net с предобученными весами VGG-16. Параметры обучения включали: оптимизатор Adam, скорость обучения 0.0001, метрики F1-score и MSE, количество эпох – 50, размер батча – 25. Апробация на тестовой выборке из 100 модельных примеров с 6-10 линеаменами показала точность 0.92 по F1-score. Стоит отметить, что основные ошибки возникали на пересечениях линеаментов и на краях моделей.

В качестве примера для отработки методов полученной СНС рассмотрено аномальное магнитное поле участка Баренцева моря. В регионе широко распространена сеть даек различного простирания, проявленных в магнитном поле в виде линейных аномалий (Лыгин и др., 2023). В качестве примера рассмотрен небольшой участок (50×50 км) высокоточной детальной гидромагнитной съемки, в периметре которого в аномальном магнитном поле отчетливо проявляются крупные дайки.

Для применения сети исходные данные были разрежены до размера 192×192 ячейки с сохранением ключевых особенностей поля. Результаты выделения линейных аномалий СНС (черные линии) показали хорошую визуальную корреляцию с результатами комплексной интерпретации (желтые линии) (Соколова, 2015) (рис. 5).

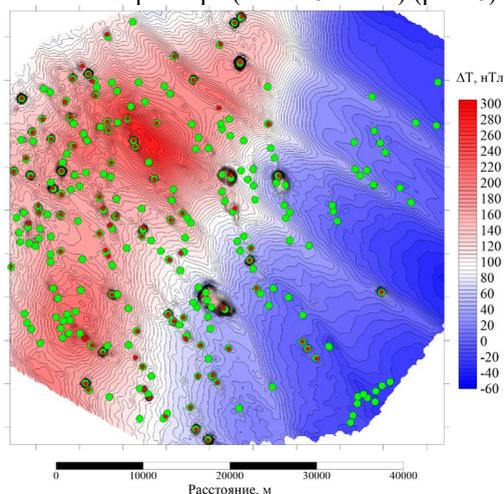


*Рисунок 5. Оси линейных аномалий магнитного поля, приуроченных к дайковому комплексу, полученные по результатам использования СНС (черный цвет) и по результатам комплексной интерпретации (Соколова, 2015) (желтый цвет)*

Для подтверждения достоверности дополнительно выделенных сетью линеаментов рассчитана высокочастотная составляющая поля

(ФВЧ 5 км), которая подтвердила их связь с положительными линейными магнитными аномалиями. Для повышения точности выделения осей к результатам СНС применен алгоритм скелетизации (Чжана-Суэна) с последующей фильтрацией по длине линии (удаление объектов короче 10 пикселей), что позволило получить однопиксельные линии, сохраняющие топологию исходных объектов.

Для комплексного анализа магнитного поля участка Баренцева моря разработана методика выделения как линейных, так и изометричных аномалий, приуроченных к приповерхностным источникам. Для этого дополнительно обучена новая нейронная сеть аналогичная описанной в главе 3 архитектуры U-Net с энкодером VGG-16 на 500 синтетических моделях изометричных аномалий магнитного поля. Методика включала автоматическую бинаризацию методом Оцу и удаление объектов малого размера (менее 5 точек) (рис. 6).



*Рисунок 6. Изометричные аномалий магнитного поля, приуроченные к приповерхностным магнитным источникам, полученные по результатам использования СНС (зеленый цвет) и по результатам комплексной интерпретации (Соколова, 2015) (красный цвет)*

Применение двух независимых сетей к данным Баренцева моря позволило создать схему аномалий магнитного поля (рис. 7).

Для выделения крупных структур матрица аномального магнитного поля разрежена в 5 раз. Сравнение с экспертной интерпретацией показало хорошую визуальную корреляцию, при этом метод обнаружил несколько, ранее не выделенных вручную, объектов. Важным преимуществом метода является высокая скорость – несколько секунд на обширный массив данных против традиционных методов ручной интерпретации.

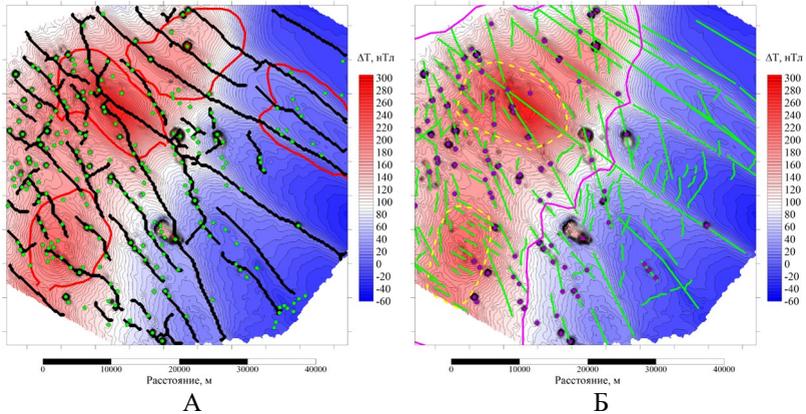


Рисунок 7. Аномальное магнитное поле Баренцевоморского региона с нанесенными элементами интерпретации. А – результата работы СНС; Б – результатам комплексной ручной интерпретации (Соколова, 2015)

## Глава 5. Восстановление структурных границ по геофизическим данным на основе нейронных сетей

Пятая глава посвящена разработке метода на основе нейронных сетей для восстановления морфологии структурных горизонтов по данным потенциальных полей с привлечением априорной информации. Эффективность предложенного метода исследована на серии модельных и реальных экспериментов.

На начальном этапе рассмотрена принципиальная возможность применения нейронных сетей для восстановления структурных горизонтов с использованием априорных геофизических данных. Составлена модель горизонта и вычислен гравитационный эффект в предположении резкого увеличения плотности на границе (размер матрицы  $30 \times 30$  км,  $1001 \times 1001$  точек). Для оценки возможности применения нейронных сетей для восстановления границ в межпрофильном пространстве горизонт разрежен с шагом от 10 до 100 км. В результате рассмотрения нейронных сетей различной архитектуры показано, что наилучшие результаты (среднеквадратическое отклонение (СКО)  $\pm 100$  м, при амплитуде горизонта  $\sim 5000$  м) показали сети со сравнительно простой архитектурой. Ключевым результатом является то, что даже при наличии информации всего с 5% площади (профили через 30-40 км) нейронные сети позволяют восстановить горизонт на всей площади с минимальным СКО ( $\pm 105$  м). При добавлении в данные искусственного шума амплитудой 10-50% (процент от амплитуды изменения гравитационного поля) точность падает. Показано, что добавление в

обучающую выборку трансформант поля (низкочастотных и высокочастотных фильтров Баттерворта) позволяет компенсировать влияние помехи, превзойдя точность работы с полными данными при отсутствии помехи (СКО  $\pm 74$  м).

Основным практическим достижением является разработка метода одновременного восстановления не одной, а сразу трех структурных границ. Метод апробирован на реальных данных с известным распределением аномальных гравитационного (рис. 8А) и магнитного (рис. 8Б) полей для построения трех структурных горизонтов (рис. 8В-Д). Средние глубины горизонта «1» составляют 850 метров, горизонта «2» – 1730 метров, горизонта «3» – 2180 метров, а перепады глубин составляют от 350 до 1180 метров для горизонта «1», от 670 до 2290 метров для «2», от 670 до 3040 метров для «3» соответственно.

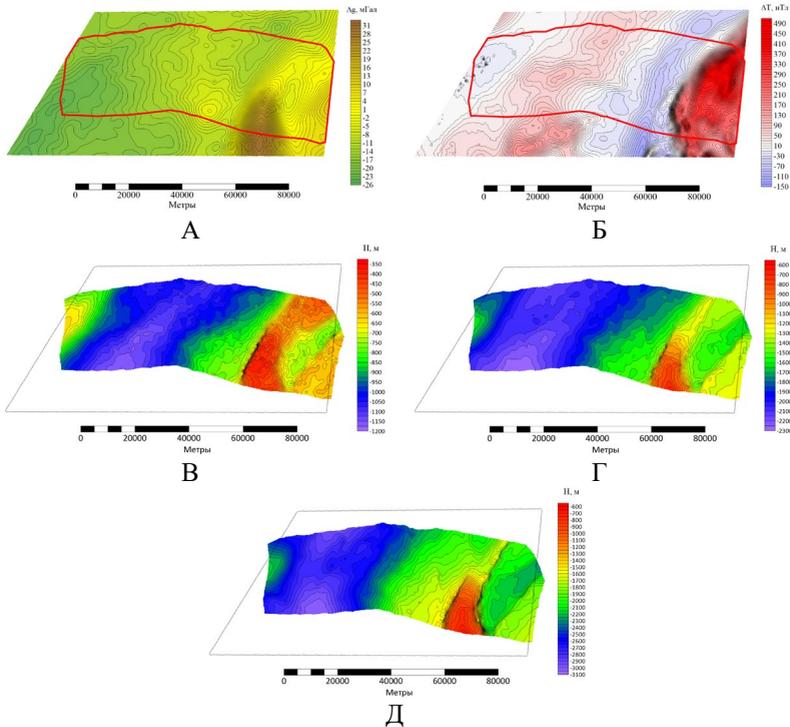


Рисунок 8. Исходные данные для машинного обучения: А – гравитационное поле; Б – магнитное поле; В – структурный горизонт «1»; Г – структурный горизонт «2»; Д – структурный горизонт «3»

Для решения задачи восстановления границ рассмотрены не только сами поля, но их трансформанты: высокочастотные и низкочастотные компоненты, полученные с применением фильтра Баттерворта, результаты пересчета вверх.

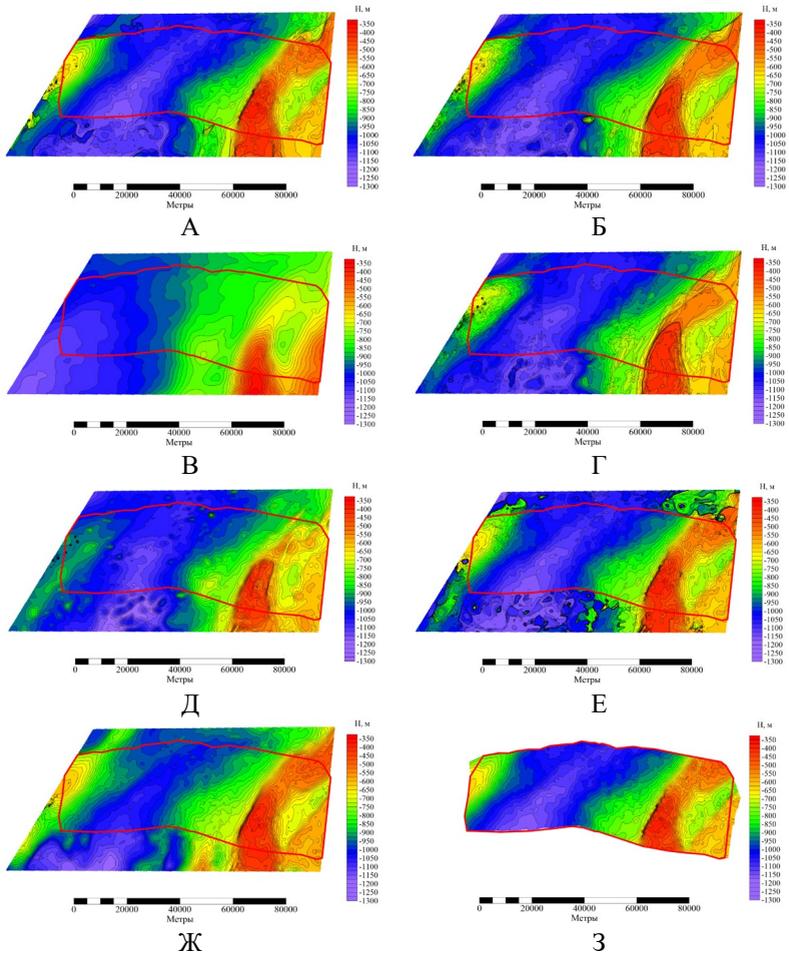
Проведенный корреляционный анализ выявил существенные различия во взаимосвязях между трансформантами полей и горизонтами. Наибольшие коэффициенты корреляции (0.76-0.89) наблюдались между низкочастотными компонентами гравитационного поля и горизонтами, в то время как магнитное поле имеет слабую корреляцию (до 0.34), особенно с горизонтом "3" (0.05).

Для сравнения результатов применения нейронных сетей рассмотрены семь методов машинного обучения: случайный лес (Random Forest), экстремальный градиентный бустинг (XGBoost), регрессия с регуляризацией по Тихонову (Ridge Regression), градиентный бустинг (Gradient Boosting), метод опорных векторов (Support Vector Regression, SVR), метод ближайших соседей (KNN).

В работе рассмотрены четыре эксперимента по восстановлению структурных границ:

1. Валидация на полных данных и экстраполяция за границы обучения.
2. Интерполяция данных на участок в пределах области задания обучающей выборки.
3. Экстраполяция данных за границы обучающей выборки.
4. Интерполяция данных при различной степени разрежения.

Первый эксперимент был направлен на оценку точности описанных методов при восстановлении границ по полному набору данных. Для построения регрессионных зависимостей использовано 54 627 точек, для восстановления – 91 343 точек с шагом 250 метров. Наилучший результат восстановления показала пятислойная нейронная сеть (64-128-256-128-64 нейронов в слоях). Методы случайного леса (рис. 9А) и ближайших соседей (рис. 9Е) показали лучшую точность порядка  $\pm 2-10$  м. При этом в области экстраполяции проявляются артефакты – области с физически необоснованно высокими градиентами. Нейронные сети (рис. 9Ж), уступают в точности при оценке по обучающей выборке (СКО  $\pm 7-10$  метров), но показывают значительно более гладкие результаты при экстраполяции. Это особенно заметно на границе участка.



*Рисунок 9. Пример результата применения методов машинного обучения для горизонта «I»: А – Случайный лес; Б – Экстремальный градиентный бустинг; В – Регрессия с регуляризацией по Тихонову; Г – Градиентный бустинг; Д – Метод опорных векторов; Е – Метод ближайших соседей; Ж – Нейронная сеть; З – Исходный горизонт*

Второй эксперимент посвящен оценке применимости рассматриваемых методов к интерполяции. Для этого из исходных данных исключены два прямоугольных участка составляющие 18% от общей площади исследования. Обучение проводилось на оставшихся 82% данных, а оценка точности по исключенным зонам. Лучший результат получен с применением нейронных сетей:  $\pm 36$  м для

горизонта «1»,  $\pm 28$  м для «2» и  $\pm 71$  м для «3». Метод случайного леса, показавший ранее лучшие результаты на полных данных ( $\pm 2-4$  м), оценке качества на отложенной выборке дал СКО от  $\pm 68$  до 145 м в зависимости от горизонта.

Третий эксперимент направлен на оценку способности методов к экстраполяции, то есть прогнозированию значений за пределами области, охваченной обучающей выборкой.

Для моделирования данной ситуации из исходной обучающей выборки исключен протяженный участок в верхней (северной) части карты, составляющий 28% от общей площади исследования. Наилучший результат во всех случаях показала нейронная сеть, продемонстрировавшая наименьшее среднее квадратическое отклонение:  $\pm 48$  м для горизонта «1»,  $\pm 63$  м для горизонта «2» и  $\pm 107$  м для горизонта «3». Ее ошибка оказалась на 20-40% ниже, чем у остальных рассматриваемых методов.

Этот эксперимент наглядно доказал, что именно нейронные сети обладают наивысшей способностью к обобщению выявленных закономерностей и генерации физически обоснованных результатов в условиях дефицита априорной информации, что делает их наиболее предпочтительным инструментом для прогнозного построения структурных границ на плохо изученных территориях.

Четвертый эксперимент разработан для оценки возможности применения методов машинного обучения к интерполяции данных в межпрофильном пространстве. В ходе эксперимента моделировались задачи различного масштаба – от детальных исследований до региональных съемок. Для этого плотность исходных данных последовательно уменьшалась в 3, 5, 10, 20 и 50 раз.

На начальных этапах разрежения (в 3-5 раз) точность нейронной сети ухудшилась всего на 30-50%, в то время как такие методы, как случайный лес и метод ближайших соседей, потеряли в точности в 2-3 раза. При разрежении в 10 раз для самого глубокого горизонта «3» нейронная сеть вышла на первое место по точности (СКО  $\pm 27$  м).

При экстремальном разрежении (в 50 раз) нейронная сеть и экстремальный градиентный бустинг показали сопоставимые результаты для горизонтов «1» и «2» (СКО  $\pm 55-90$  м), однако для глубинного горизонта «3» нейронная сеть обеспечила наилучший показатель (СКО  $\pm 116$  м против  $\pm 124-140$  м у других методов). Качественный анализ подтвердил, что только нейронная сеть и регрессия с регуляризацией по Тихонову не создают артефакты и резкие перепады, но нейронная сеть обладает более высокой точностью.

Проведенные исследования подтвердили эффективность нейронных сетей для восстановления структурных границ по комплексу геофизических данных.

### III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертационное исследование посвящено разработке и применению современных методов на основе нейронных сетей для решения актуальных задач интерпретации аномалий гравитационных и магнитных полей. В ходе работы разработаны инновационные методы, позволяющие автоматизировать процессы анализа геофизических данных, повысить точность интерпретации и значительно сократить временные затраты.

В работе предложен новый подход к выделению линейных и изометричных аномалий потенциальных полей на основе сверточных нейронных сетей архитектуры U-Net с предобученным энкодером на основе VGG-16. Выполнена его апробация как на модельных примерах, так и на реальных полях. При этом, особое внимание уделено созданию репрезентативных синтетических обучающих выборок, необходимых для нейронных сетей и компенсирующих наличие размеченных реальных данных.

Предложенный подход позволил решить задачу локализации масконов Луны в аномальном гравитационном поле с использованием сверточных нейронных сетей. Он показал преимущества перед классическими алгоритмами обработки изображений, особенно при работе с малоамплитудными аномалиями (до 200 мГал). Сверточные нейронные сети предоставили возможность не только идентифицировать известные по литературным данным масконы, но и выявлять новые. На примере комплексной интерпретации аномалий магнитного поля Баренцева моря была апробирована методика применения обученных нейронных сетей для выделения изометричных и линейных аномалий. Апробация показала, что комбинация сетей позволяет построить согласованную схему геологического строения. Важным практическим преимуществом методики является её высокое быстроедействие при обработке больших массивов данных.

Основным научным результатом является разработка подходов к реконструкции структурных границ разреза с помощью нейронных сетей. Использование комплекса геофизических данных, включающего гравитационные и магнитные поля, показало, что нейронные сети, обученные на априорной информации на эталонных участках, решают задачу более устойчиво по сравнению с другими методами машинного обучения, особенно в условиях экстраполяции.

Все разработанные методы реализованы в виде программ на языке Python с использованием современных библиотек глубокого обучения, а практическая значимость работы подтверждена апробацией методов на реальных геофизических данных, включая материалы исследований Баренцева моря и гравитационного поля Луны.

В качестве рекомендаций по практическому применению результатов предлагается использование разработанных методов восстановления структурных горизонтов для построения геологических разрезов на ранних этапах геолого-геофизических исследований, особенно в условиях ограниченного количества сейсмических данных и скважин; внедрение методики выделения аномалий на основе СНС в технологические схемы интерпретации гравитационных и магнитных полей; применение подхода создания синтетических обучающих выборок для других задач геофизики, где отсутствуют размеченные данные.

Перспективы дальнейших исследований видятся в расширении класса решаемых задач за счет применения более сложных архитектур нейронных сетей (трансформеры, генеративно-состязательные сети); разработке новых методов совместной интерпретации разнородных геофизических данных на основе нейросетевых технологий; применении предложенных подходов для изучения гравитационных и магнитных полей других планет и спутников Солнечной системы.

Полученные результаты открывают новые возможности автоматизации процессов интерпретации и могут быть использованы в различных областях геофизики – от поиска полезных ископаемых до изучения глубинного строения Земли и иных космических тел.

#### **Благодарности**

Автор выражает искреннюю благодарность своему научному руководителю и наставнику кандидату технических наук Кириллу Михайловичу Кузнецову за всестороннюю поддержку и помощь в выполнении работы на протяжении многих лет.

Автор искренне признателен сотрудникам кафедры геофизических методов исследования земной коры, особенно доктору геолого-минералогических наук Ивану Владимировичу Лыгину, доктору физико-математических наук Андрею Александровичу Булычеву, кандидату геолого-минералогических наук Татьяне Борисовне Соколовой, кандидату технических наук Льву Станиславовичу Чепигу, кандидату геолого-минералогических наук Давиду Артуровичу Арутюняну за всестороннюю помощь в реализации научных идей.

Автор выражает особую благодарность своей жене Софье Романовне Ивановой, всей большой семье и друзьям за мотивацию и веру в себя.

**ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ****Научные статьи, опубликованные в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных для защиты в диссертационном совете МГУ по специальности и отрасли наук**

1. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Применение машинного обучения для построения структурных границ разреза по потенциальным полям // Гелиогеофизические исследования. 2023. № 38. С. 18-29. EDN: QKYCJY (0.75 п.л., авторский вклад 50%). Импакт-фактор 0.370 (РИНЦ).

2. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М., Янголенко М.В., Беляков Н.В., Лыгин И.В. Выделение масконов Луны в гравитационном поле на основе свёрточных нейронных сетей // Геофизика. 2025. № 3. С. 97-105. EDN: HDKSGH. (0.56 п.л., авторский вклад 50%). Импакт-фактор 0.342 (РИНЦ).

3. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Применение свёрточных нейронных сетей для выделения осей линейных аномалий магнитного поля // Russian Journal of Earth Sciences. 2025. Том 25. № 4. С. ES4007. EDN: OZAKIC (0.75 п.л., авторский вклад 50%). Импакт-фактор 0.860 (РИНЦ).

**Иные публикации:**

4. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Составление схемы линейных и изометричных аномалий потенциальных полей на основе сверточных нейронных сетей // Вопросы теории и практики геологической интерпретации гравитационных, магнитных и электрических полей. Сборник научных трудов. Пермь: Горный институт УрО РАН, 2025. С. 341-345. EDN: BEAWSG. (0.31 п.л., авторский вклад 50%).

5. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М. Локализация изометричных аномалий потенциальных полей с использованием сверточных нейронных сетей // Труды XIII Международной научно-практической конференции Морские исследования и образование (MARESEDU-2024). Тверь: ООО ПолиПРЕСС, 2025. С. 365-371. EDN: WHJMVJ. (0.44 п.л., авторский вклад 50%).

6. **Шклярук А.Д.**, Кузнецов К.М., Лыгин И.В., Арутюнян Д.А. Применение сверточных нейронных сетей для выделения линейных аномалий магнитного поля Баренцево-Карского региона // Труды XII Международной научно-практической конференции Морские исследования и образование (MARESEDU)-2023. Тверь: ООО ПолиПРЕСС, 2024. С. 431-437. EDN: JUZBUV. (0.44 п.л., авторский вклад 50%).