

Составление схемы линейных и изометричных аномалий потенциальных полей на основе сверточных нейронных сетей

А. Д. Шкляр¹, К. М. Кузнецов¹

alexsh9898@yandex.ru; kuznetsovkm@my.msu.ru

¹ Геологический факультет МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, РФ

Abstract. *The article explores using convolutional neural network (CNN) for detecting linear and isometric magnetic field anomalies. Custom CNNs, based on VGG-16's and U-Net architecture, were trained with more than 500 models. Results of algorithm test with field of Barrents Sea region show accurate identification of anomalies, matching expert analyses, proving the method's effectiveness.*

Введение

Одним из первых этапов интерпретации магнитных и гравитационных полей является их качественный анализ, который позволяет создавать схемы аномалий, включая те, что связаны с тектоническими особенностями исследуемых регионов. Такой анализ зачастую включает в себя выявление линейных и изометричных структур поля, их классификацию, а также другие процедуры.

В данной работе рассмотрена задача выделения линейных и изометричных аномалий магнитного поля. В практике магниторазведки её решение начинается с поиска наиболее информативных преобразований с использованием трансформаций и их дальнейшая экспертная интерпретация. В данном исследовании предлагается новый метод выделения линейных и изометричных структур потенциальных полей, основанный на использовании сверточных нейронных сетей.

Создание обучающей выборки

Для выбора архитектуры свёрточной нейронной сети и настройки её весов необходима обучающая выборка, состоящая из пар входных и выходных данных. Выборка может включать реальные примеры или создаваться синтетически. Однако сбор большого числа реальных примеров для интерпретации потенциальных полей затруднителен в силу ограниченности данных, поэтому предлагается использовать синтетический набор данных.

Для примера рассмотрим вариант создания выборки для выделения изометричных объектов. В качестве модели аномального магнитного поля изометричного источника рассматривается эффект сферы. Алгоритм генерации обучающих данных включает следующие шаги:

1. С помощью генератора случайных чисел определяются параметры случайного числа (от 1 до 20) сфер (глубина, радиус, положение, намагниченность), имитирующие реальные условия;
2. Вычисляется магнитный эффект сферы в точках равномерной сети (рис. 1А);
3. Создаётся матрица положения изометричной структуры, где ячейкам над источником присваивается значение 1, остальным — 0 (рис. 1Г);
4. Рассчитываются значения искусственного шума (10–50% от амплитуды поля), затем шум сглаживается фильтром осреднения (рис. 1Б);
5. Магнитный эффект сферы и шума суммируются (рис. 1В).

Перед обучением данные нормализуются, чтобы все элементы находились в одном диапазоне значений (от 0 до 1). Каждая модель содержит две матрицы: магнитное поле и положение изометричной структуры.

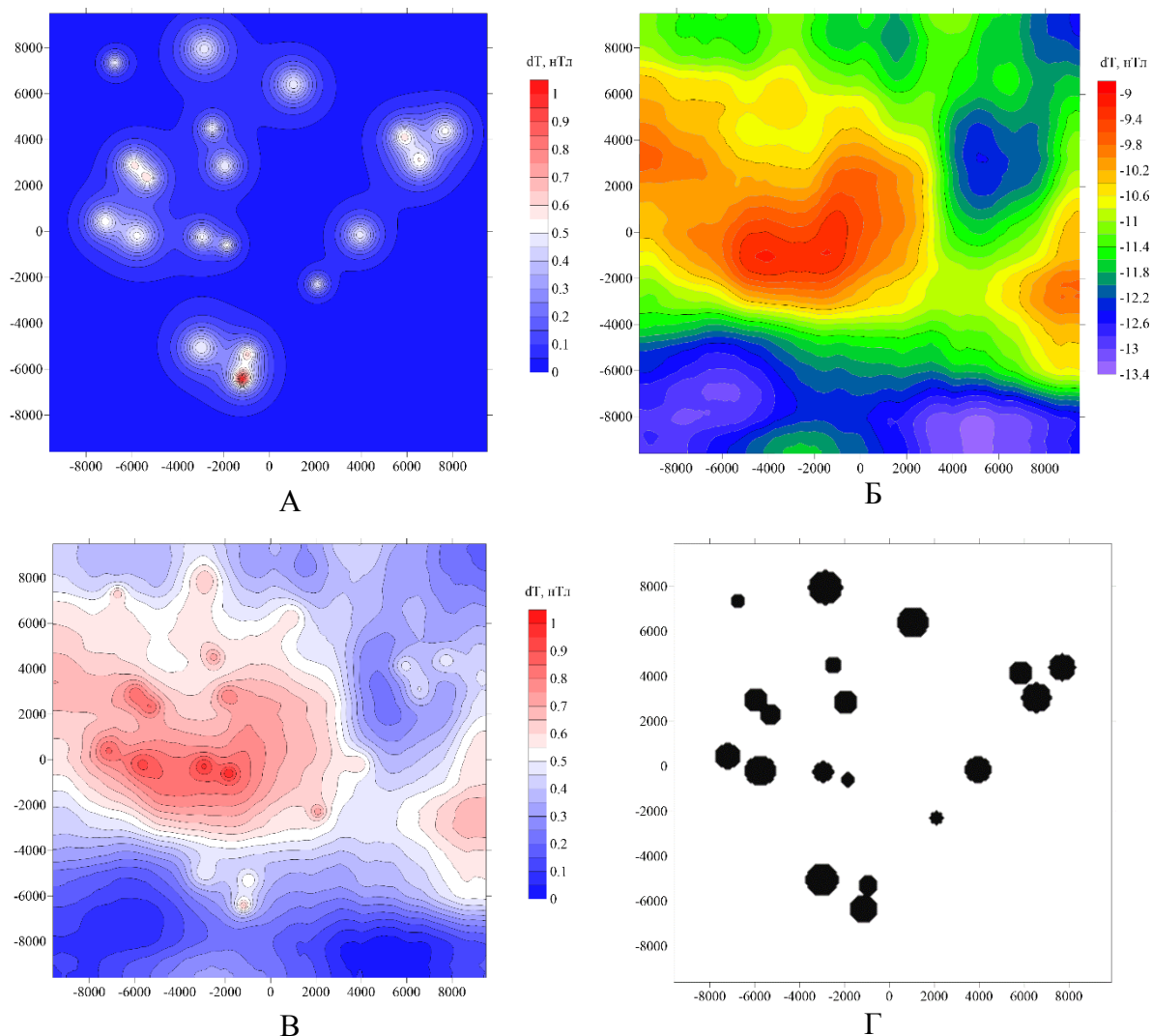


Рис. 1. Пример модели из обучающей выборки: А – магнитный эффект сфер; Б – случайный шум; В – итоговая модель для обучения СНС; Г – положение сферы, используемое для обучения СНС

При создании выборки для обучения нейронной сети для выделения линейных аномалий применен аналогичных подход, где вместо эффектов сфер рассмотрены эффекты вытянутых призм.

Создание модели нейронной сети и её обучение

Задача выделения линейных или изометричных структуры поля относится к задаче сегментации изображения. Для этого часто используют архитектуру U-Net (рис. 2) [6]. Эта архитектура состоит из двух частей: кодирующей, которая уменьшает размер поля, и декодирующей. Кодирующая часть создаёт более информативные признаки, а декодирующая возвращает их к исходному размеру, сводя к одному результату. Веса в обеих частях взаимосвязаны, что сохраняет важные детали поля.

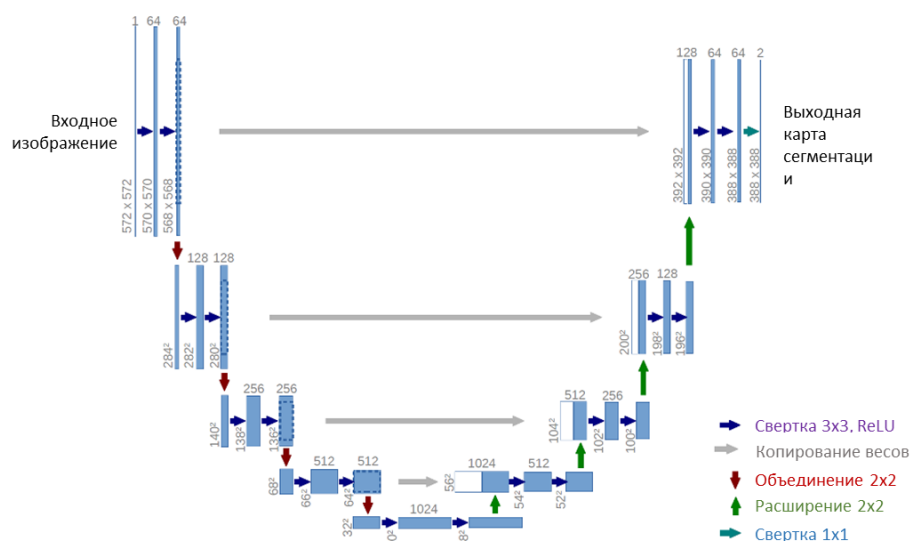


Рис. 2. Схема сверточной нейронной сети архитектуры U-Net [6]

Первоначальные веса СНС задаются случайными числами. Для ускорения обучения можно использовать предварительно обученные модели, такие как VGG, ResNet, Inception и другие. Эти модели обучались на миллионах изображений. Для нашей задачи выбран VGG-16 (рис. 3), состоящий из 16 настраиваемых слоёв: 13 свёрточных и 3 полносвязных слоя, а также 5 слоёв пулинга [7].

Собственная СНС типа U-Net построенная с использованием предобученных весов VGG-16 дообучена на специально подготовленных данных. Для оценки точности обучения выборка была разделена на обучающую и тестовую части в пропорции 80:20.

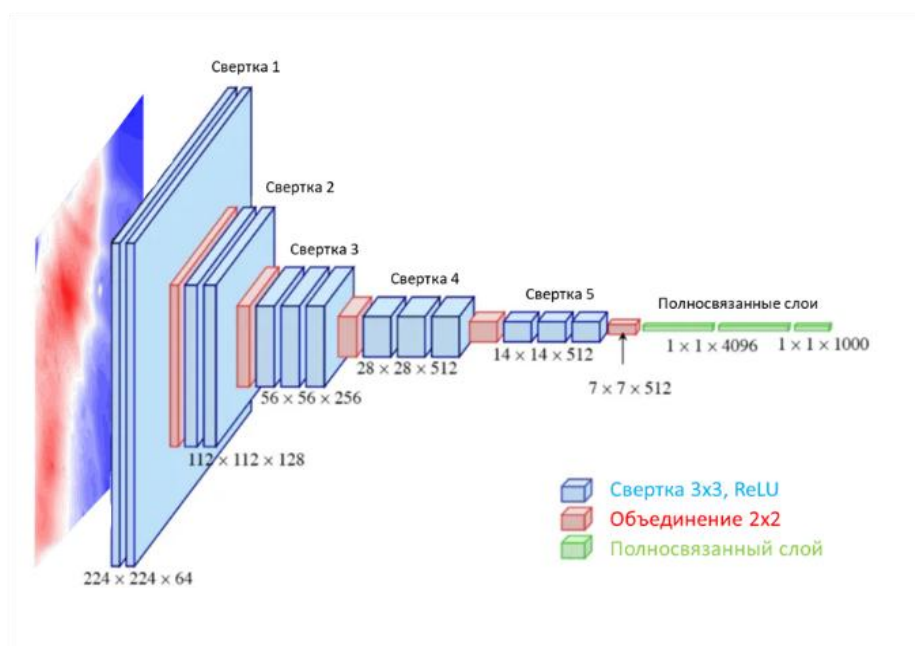


Рис. 3. Сверточная нейронная сеть VGG16 (по [7] с дополнениями)

Для задачи выделения линейных и изометричных аномалий были выбраны следующие гиперпараметры: оптимизатор Adam, скорость обучения 0.0001, метрики Accuracy и Cross Entropy, 50 эпох, размер батча 25. На синтетических примерах получены значения: Accuracy — 0.996, MSE — 0.003.

Апробация обученной СНС на примере поля участка Баренцева моря

В качестве примера для тестирования разработанной сверточной нейронной сети (СНС) использовалось аномальное магнитное поле участка Баренцева моря. В этом регионе широко распространены изометричные аномалии, приуроченные к приповерхностным магнитным источникам и высокомагнитные дайки северного и северо-западного простирания [1]. В качестве примера рассмотрен небольшой участок (50 км×50 км) высокоточной детальной гидромагнитной съемки в акватории Баренцева.

К этому участку были применены две нейронные сети: 1) для выделения линейных аномалий [5] и 2) для выделения изометричных магнитных аномалий. На рисунке 4 показано сравнение результатов использования СНС и результатов комплексной интерпретации [2, 4]. Результаты, полученные с помощью СНС, визуально совпадают с результатами комплексной экспертной интерпретации. Следует отметить, что использование сетей представляет собой инструмент, требующий дальнейшего анализа и интерпретации специалистом.

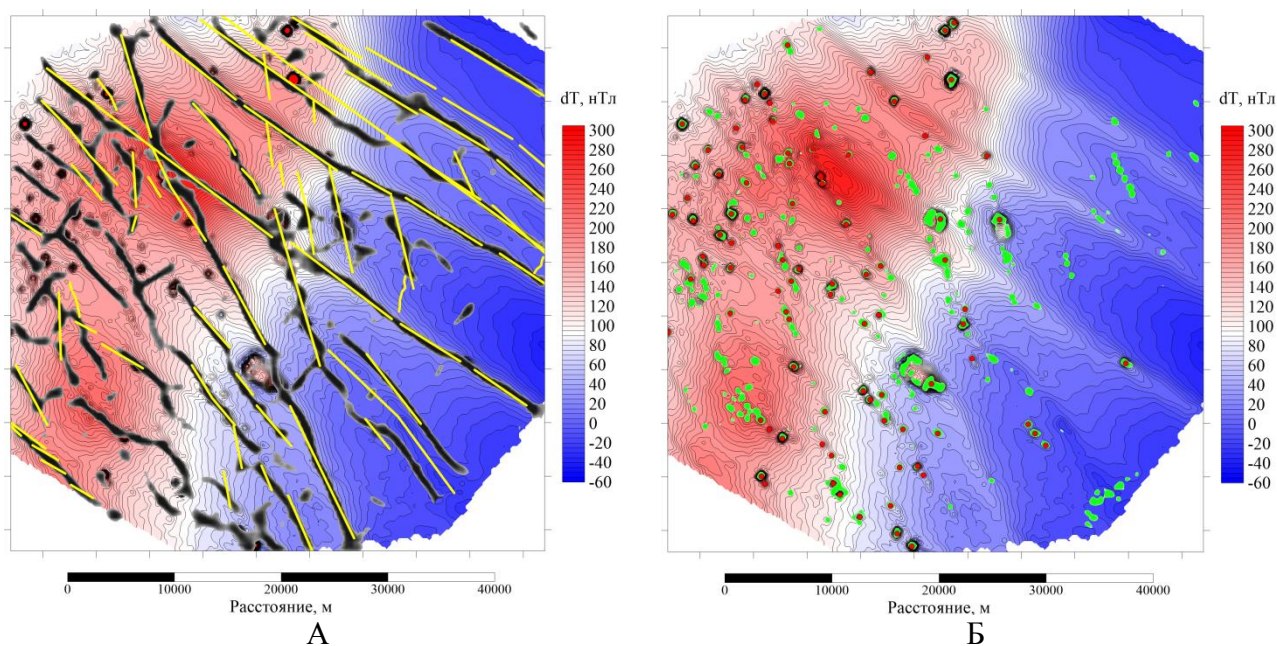


Рис. 4. Сравнение результатов работы сверточных нейронных сетей и ручной экспертной интерпретации: А – оси линейных аномалий магнитного поля, приуроченных к дайковому комплексу, полученные по результатам использованием СНС (черный цвет) и по результатам комплексной интерпретации [4] (желтый цвет); Б – изометричные аномалий магнитного поля, приуроченных приповерхностными магнитными источниками, полученные по результатам использования СНС (зелёный цвет) и по результатам комплексной интерпретации [2] (красные точки)

Выводы

Использование сверточных нейронных сетей актуально в современной геофизике благодаря следующим преимуществам:

1. Оптимизация ресурсов: автоматическое выделение аномалий снижает потребность в ручной обработке больших объемов данных, позволяя сосредоточиться на сложных исследованиях и экономить вычислительные ресурсы.
2. Повышенная точность: СНС способны выявлять сложные пространственно-временные закономерности, улучшая точность выделения линейных аномалий и повышая надежность результатов.
3. Универсальность: технология подходит для различных областей геофизики, делая её перспективной для широкого спектра исследований.

4. Развитие методов обработки данных: внедрение СНС стимулирует развитие новых подходов к анализу геофизической информации.

Однако важно отметить, что предлагаемый подход является инструментом, требующим дальнейший экспертный анализ.

Литература

1. Лыгин И.В., Арутюнян Д.А., Соколова Т.Б., Кузнецов К.М., Кривошея К.В. Картирование магматических комплексов по данным гидромагнитных съемок Баренцевоморского региона // Физика Земли. 2023. №4. С. 96-114. DOI: 10.31857/S0002333723040075
2. Соколова Т.Б. Комплексные геофизические исследования: сейсморазведочные работы 3Д МОГТ в объеме 2800 полнократных квадратных километров, гравиметрическая и магнитометрическая съемки на Западно-Приновоземельском лицензионном участке (обработка и интерпретация гравимагнитных данных). Лицензия ШБМ 15489 НР. Договор 011-15-ЗП. ФГБОУ ВО «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова». Москва, 2015ф. - 288л., 112р., 39/39гр., 1кн., 1п., 1м.н.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание.: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс». 2006. 1104 с.
4. Черников К.С., Горбачев С.В., Голованов Д.Ю. и др. Геологическая и экономическая эффективность применения гравиразведки и магниторазведки на разных стадиях геолого-разведочных работ // Геология нефти и газа №2. 2020. С. 107-120. DOI: 10.31087/0016-7894-2020-2-107-120
5. Шклярчук 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. 2024.
6. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. Computer Science Department and BIOS Centre for Biological Signaling Studies // MICCAI 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol 9351. Springer, Cham. 2015. DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28
7. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. 2015. DOI: 10.48550/arXiv.1409.1556