

Алгоритм автоматического извлечения плоскостей тектонических нарушений из кубов вероятностей, полученных с применением моделей машинного обучения

Александр Петрович Канониров¹✉, Александр Анатольевич Захаров²

¹ Тюменский нефтяной научный центр, Тюмень, Россия

² Тюменский государственный университет, Тюмень, Россия
Контакт для переписки: arkanonirov@tnc.rosneft.ru✉

Аннотация. Сейсмическая разведка — неотъемлемая часть нефтегазовой промышленности при изучении геологической структуры месторождений. Извлечение плоскостей тектонических нарушений — одна из наиболее трудоемких задач сейсмической разведки, связанная с интерпретацией сейсмической информации и не имеющая при этом универсальных решений. Данная проблема определяет актуальность разработки и исследования соответствующих методов. В статье представлен новый алгоритм автоматического извлечения таких плоскостей из кубов вероятностей, полученных как результат предсказания моделей машинного обучения.

Особенностями алгоритма являются: 1) сглаживание данных для уменьшения шума, 2) кластеризация точек на основе их характеристик, 3) извлечение контурных точек и определение границ плоскостей. Алгоритм был программно реализован и протестирован на синтетических и реальных данных сейсмической разведки. Результаты тестирования подтвердили высокую эффективность алгоритма по сравнению с существующими подходами, реализованными в специализированных отраслевых программных комплексах.

Предложенное решение позволяет автоматизировать процесс интерпретации сейсмических данных, направленный на получение информации о формах и направлениях плоскостей тектонических нарушений, что, в свою очередь, помогает в планировании бурения скважин и определении стратегии добычи и разработки месторождений.

Ключевые слова: сейсмическая разведка, тектонические нарушения, машинное обучение, извлечение плоскостей, обработка данных, нефтегазовая промышленность

Цитирование: Канониров А. П., Захаров А. А. 2024. Алгоритм автоматического извлечения плоскостей тектонических нарушений из кубов вероятностей, полученных с применением моделей машинного обучения // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. Том 10. № 1 (37). С. 138–154. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2024-10-1-138-154>

Поступила 10.01.2024; одобрена 02.02.2024; принята 22.03.2024

Algorithm for automatic extraction of tectonic fault planes from the resulting probability cubes of machine learning models

Alexander P. Kanonirov¹✉, Alexander A. Zakharov²

¹ Tyumen Petroleum Research Center, Tyumen, Russia

² University of Tyumen, Tyumen, Russia

Corresponding author: apkanonirov@tnnc.rosneft.ru✉

Abstract. Seismic exploration is an integral part of the oil and gas industry when studying the geological structure of deposits. Extracting planes of tectonic disruptions is one of the most challenging tasks in seismic exploration, involving the interpretation of seismic information and lacking universal solutions. This problem underscores the relevance of developing and researching corresponding methods. The article introduces a new algorithm for the automatic extraction of such planes from probability cubes obtained as a result of machine learning model predictions.

The algorithm's features include: 1) data smoothing to reduce noise, 2) clustering points based on their characteristics, 3) extraction of contour points and determination of plane boundaries. The algorithm was implemented and tested on synthetic and real seismic exploration data. The test results confirmed the high efficiency of the algorithm compared to existing approaches implemented in specialized industry software packages.

The proposed solution allows automating the interpretation process of seismic data, aimed at obtaining information about the shapes and orientations of planes of tectonic disruptions. This, in turn, aids in well drilling planning and determining the strategy for the extraction and development of deposits.

Keywords: seismic exploration, tectonic faults, machine learning, plane extraction, data processing, oil and gas industry

Citation: Kanonirov, A. P., & Zakharov, A. A. (2024). Algorithm for automatic extraction of tectonic fault planes from the resulting probability cubes of machine learning models. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*, 10(1), 138–154. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2024-10-1-138-154>

Received Jan. 10, 2024; Reviewed Feb. 2, 2024; Accepted Mar. 22, 2024

Введение

Сейсмическая разведка (сейсморазведка) — геофизический метод исследования земной коры и подземных структур с использованием искусственно созданных сейсмических волн. Метод основан на измерении и анализе вибраций и волн, распространяющихся через землю и возвращающихся на поверхность после отражения от различных геологических формаций и пластов [Фонин и др., 2023]. Сейсмическая разведка имеет большое значение для нефтегазовых компаний при решении прикладных задач, таких как поиск месторождений нефти и газа, оценка резервов, оптимизация бурения, оценка геологической структуры. Развитие современных технологий и методов анализа данных в сейсмической разведке способствует сокращению рисков при добыче углеводородов и уменьшению негативного воздействия на окружающую среду, позволяя более точно предсказывать геологические условия и оптимизировать процесс разработки.

Одним из основных источников интерпретации данных, полученных в ходе сейсмической разведки, являются кубы сейсмических амплитуд (рис. 1), которые представляют собой трехмерные объемы данных, содержащие информацию о сейсмических амплитудах на разных глубинах под земной поверхностью. Эксперты могут использовать эти данные, чтобы выявить различные геологические особенности потенциальных месторождений, например тектонические нарушения (разломы).

Понимание и изучение тектонических нарушений является неотъемлемой частью геологических исследований в нефтегазовой промышленности. Они помогают определить потенциал месторождений, снизить риски и обеспечить эффективную и безопасную добычу нефти и газа, поскольку тектонические нарушения могут: создавать антиклинальные структуры, способствующие накоплению и удержанию углеводородов в подземных пластах, действовать как пути для перемещения нефти и газа из более глубоких слоев к поверхности, вызывать сложности при бурении, такие как срывы скважинной обсадной колонны, или другие проблемы с инфраструктурой. Корректная оценка всех этих данных важна для создания моделей и прогнозов, которые помогают принимать решения о добыче и разработке месторождений [Кислицын и др., 2019].

Отметим, что процесс картирования тектонических нарушений по данным сейсмических амплитуд требует значительных временных затрат и включает ручные операции интерпретации с использованием стиков (рис. 2) — набора вертикальных линий, обозначающих наклон и ориентацию плоскостей, которые используются при моделировании разломов в программном обеспечении [Mujakperuo, Airen, 2023].

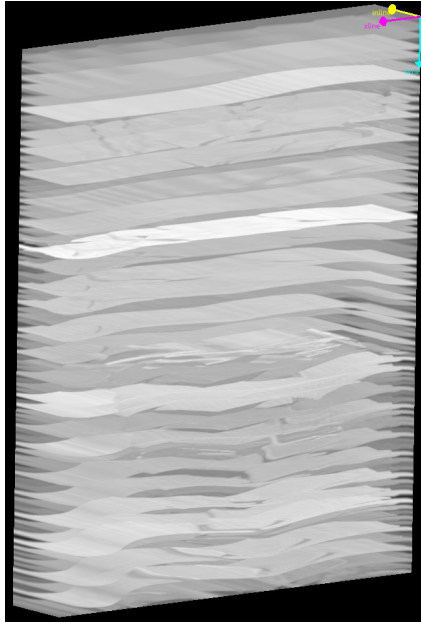


Рис. 1. Синтетический куб сейсмических амплитуд размером 101 инлайн-срез, 589 кросслайн-срезов, 751 срезов по времени

Fig. 1. Synthetic cube of seismic amplitudes with the size of 101 inline slices, 589 crossline slices, 751 time slices

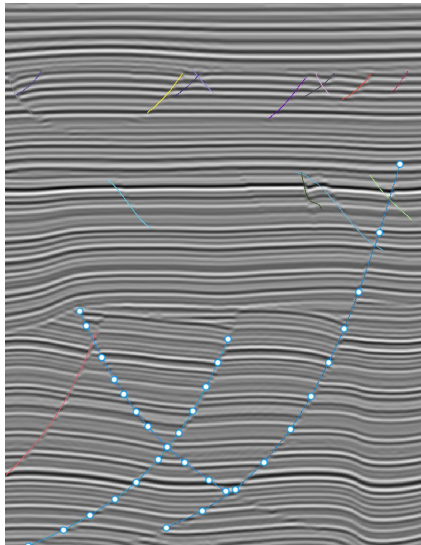


Рис. 2. Картирование плоскостей тектонических нарушений с помощью построения стиков

Fig. 2. Mapping tectonic fault planes using stick construction

Кроме того, возникают проблемы, связанные с субъективностью интерпретации, которая может сильно различаться в зависимости от опыта интерпретатора. В связи с этим активно развиваются технологии и инструменты, направленные на сокращение времени интерпретации сейсмических данных и минимизации влияния человеческого фактора. Машинное обучение занимает лидирующую позицию в решении задачи обнаружения тектонических нарушений по кубам сейсмических амплитуд [Мифтахов и др., 2021; Dou и др., 2022; Li и др., 2023], предоставляя эффективные модели для их автоматической интерпретации, которые обрабатывают большие объемы данных быстрее, чем человек, и с высокой степенью точности, а также могут учитывать шумы и артефакты, что делает их менее уязвимыми к зашумленным сейсмическим данным [Ren и др., 2022; Wei и др., 2023]. Результатом работы таких моделей является куб вероятностей (рис. 3) [He и др., 2023], представляющий собой трехмерный объем данных, в котором каждый воксель (трехмерный пиксель) содержит информацию о вероятности наличия тектонического нарушения в соответствующей точке пространства. Однако полученный куб вероятностных оценок требует более детальной интерпретации — извлечения каждой отдельной плоскости тектонических нарушений (рис. 4).

Плоскости тектонических нарушений предоставляют более наглядное и понятное представление о структуре земной коры, чем просто численные значения вероятностей в кубе. Геологам и геофизикам легче интерпретировать и анализировать результаты в виде геометрических плоскостей, которые позволяют детально изучить геометрию тектонических нарушений, включая их ориентацию, угол наклона, форму и размеры. Эта информация используется при планировании бурения скважин и в математических моделях прогнозирования распределения углеводородов при разработке стратегии обустройства и эксплуатации месторождения.

Миньки Ким с соавторами [Kim и др., 2021] используют алгоритм кластеризации DBSCAN [Wang и др., 2019; Wang и др., 2023] в качестве метода извлечения плоскостей тектонических нарушений. Признаками, характеризующими каждую точку данных, относящихся к плоскостям, выступают азимут (azimuth) и угол наклона (dip). Цзе Ци и др., Бо Чжан и Ихуай Лоу [Qi и др., 2018; Zhang, Lou, 2020] предлагают картировать плоскости с помощью схожести их ориентации в пространстве, определенной методами PCA [Battaglino, Kouuncu, 2019; Babii и др., 2023; Ugwoke и др., 2023] и WPCA [Li и др., 2019] соответственно.

Перечисленные выше подходы извлечения тектонических нарушений обладают некоторыми ограничениями при разделении пересекающихся плоскостей. DBSCAN идентифицирует кластеры, основываясь на плотности точек внутри этих кластеров, поэтому, если есть пересекающиеся поверхности, DBSCAN может некорректно идентифицировать их как один кластер. PCA и WPCA используются для снижения размерности данных путем проекции данных на главные компоненты, что может быть неэффективно, если данные имеют сложные нелинейные зависимости, как это часто бывает в случае форм и расположений тектонических нарушений.

Целью данного исследования является разработка алгоритма автоматизации процесса картирования плоскостей тектонических нарушений в кубах вероятностей, способного учитывать нелинейные формы и пересечения разломов.



Рис. 3. Куб вероятностей тектонических нарушений

Fig. 3. Cube of probabilities of tectonic disturbances

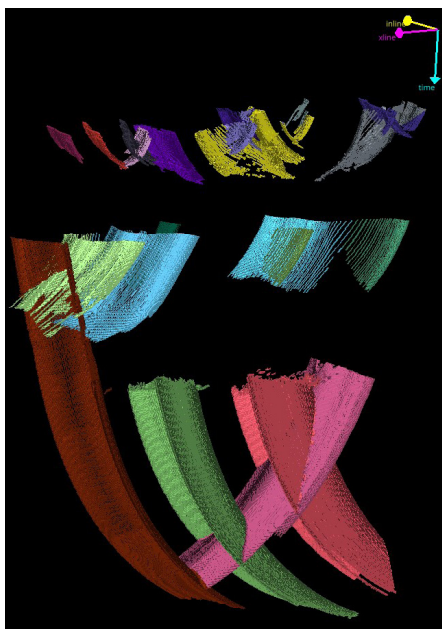


Рис. 4. Куб извлеченных плоскостей тектонических нарушений

Fig. 4. Cube of extracted planes of tectonic disturbances

Материалы и методы

В работе представлен новый алгоритм автоматического извлечения плоскостей тектонических нарушений по результирующим кубам вероятностей моделей машинного обучения (рис. 5). Задача, решаемая алгоритмом, — это поиск групп вокселей [Genova и др., 2021], каждая из которых характеризует один смысловой объект (плоскость тектонического нарушения). Таким образом, для оценки результатов работы алгоритма применяется модифицированная метрика *IoU* (Intersection over Union) [Rezatofighi и др., 2019], с помощью которой осуществляется сравнение с разметкой плоскостей экспертом и алгоритмами извлечения, реализованными в специализированном ПО (Geoplat-S, Petrel). Для оценки производительности и эффективности алгоритма использовались кубы с разным размером и количеством извлекаемых плоскостей.

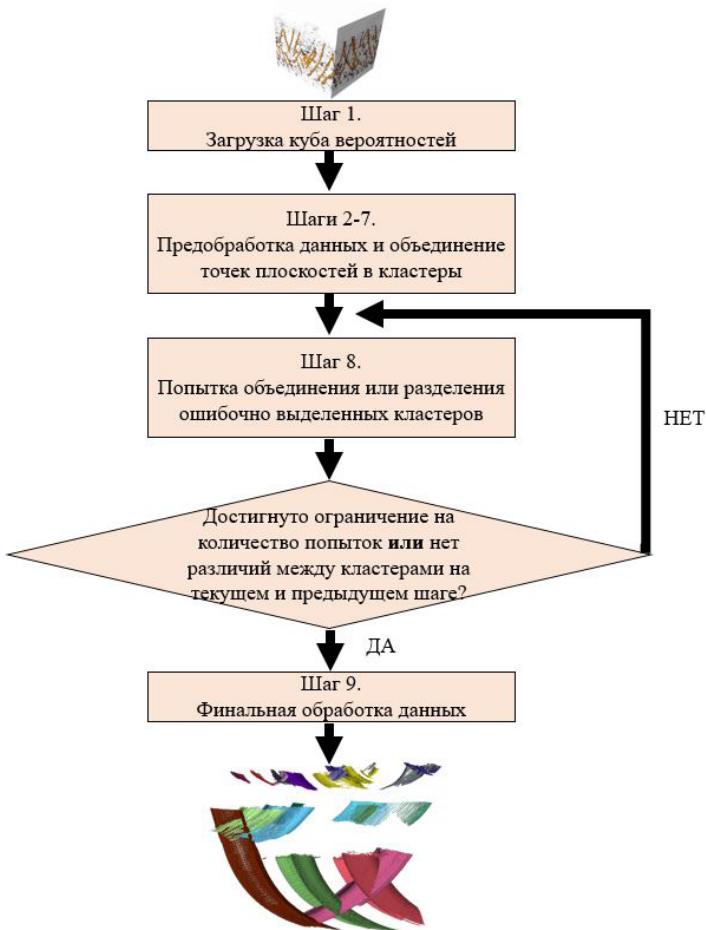


Рис. 5. Основные этапы работы предложенного алгоритма извлечения плоскостей тектонических нарушений

Fig. 5. The main stages of the proposed algorithm for extracting tectonic fault planes

Данные

Тестирование алгоритма проводилось на сгенерированных синтетических и реальных данных с лицензионных участков Тюменского нефтяного научного центра. На рис. 1 изображен один из примеров синтетического куба размером 101 инлайн-срез, 589 кросслайн-срезов, 751 срез по времени и имеющим тектонические нарушения различной формы и размеров в количестве 22 штук. Для представленного куба также была сгенерирована соответствующая маска тектонических нарушений, которая является бинарным кубом вероятности, где 1 (белый цвет) означает, что данный воксель принадлежит разлому, а 0 (черный цвет) — не принадлежит (рис. 3).

Метрики

Для оценки качества работы алгоритма использовалась модификация метрики IoU , применяемая в компьютерном зрении для измерения степени перекрытия между двумя областями или объектами на изображении. IoU определяется как отношение меры пересечения двух областей к общей занимаемой области:

$$IoU(A, B) = \frac{A \cap B}{A \cup B}, \quad (1)$$

где A и B — две области на изображении; $A \cap B$ — мера их пересечения; $A \cup B$ — общая область, занимаемая A и B .

Пусть A и B — две области произвольной формы на изображении, значения пикселей которых равны p_A и p_B соответственно:

$$p_A = \begin{cases} 1, & p_A \in A, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad p_B = \begin{cases} 1, & p_B \in B, \\ 0, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (2)$$

Тогда меры пересечения и объединения могут быть выражены как:

$$A \cap B = \sum_{i=1}^N p_{Ai} \cdot p_{Bi}, \quad A \cup B = \sum_{i=1}^N p_{Ai} + p_{Bi} - A \cap B, \quad (3)$$

где N — общее количество пикселей на изображении.

Для оценки качества работы алгоритма использовалось среднее значение метрики IoU , которое рассчитывалось между размеченными экспертом плоскостями (A_i) и соответствующими им областями после применения алгоритма (B_i):

$$IoU_{avg}(A, B) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{k_i} \frac{A_i \cap B_i}{A_i \cup B_i}, \quad (4)$$

где N — количество извлеченных плоскостей экспертом (это число представляет собой общее количество плоскостей, размеченных экспертом); k_i — количество извлеченных алгоритмом плоскостей в области куба, соответствующей i -й плоскости эксперта (это количество плоскостей, выделенных алгоритмом в той же области, где эксперт выделил только одну плоскость); A_i — область, размеченная экспертом как отдельная плоскость; B_i — та же область, но уже как результат работы алгоритма.

Описание алгоритма

Алгоритм выполняет сглаживание множества точек в кубе с использованием фильтра, усредняющего значения каждой точки в заданной окрестности, что приводит к уменьшению шумов и улучшению качества данных. Сглаженные точки делятся на кластеры, основанные на сходстве нормалей и других характеристик. Для каждого кластера извлекаются контурные точки, которые соответствуют границам извлекаемых плоскостей. Проводится сопоставление и, если необходимо, слияние частей на основе контурных данных, чтобы объединить отдельные части одной плоскости в единый кластер. Итоговые кластеры подвергаются дополнительной обработке, включая фильтрацию, сглаживание и создание треугольных сеток, что позволяет получить компактные и структурированные плоскости тектонических нарушений.

Шаги алгоритма картирования:

1. На вход алгоритму подается куб вероятностей. Значения вероятностей в каждой точке куба находятся в диапазоне от 0,0 до 1,0, где 1,0 означает, что нейронная сеть абсолютно уверена в том, что данная точка исходного сейсмического куба принадлежит плоскости разлома, а 0,0 — абсолютно уверена, что не принадлежит.
2. Удаление шумов отсечкой по вероятности означает, что каждой точке, значение которой ниже заданного порога вероятности (например, 0,5), будет присвоено значение 0,0, а если выше, то 1,0. Таким образом, удаляются поверхности разломов, в которых нейронная сеть была недостаточно уверена.
3. Плоскости сглаживаются с использованием модифицированного метода наименьших квадратов. Этот этап позволяет удалить различные шумы и выбросы в данных, что улучшает качество и точность поверхности разлома.
4. Кластеризация точек по локальной кривизне. На этом шаге точки объединяются в кластеры на основе локальной кривизны, определяются области на поверхности со схожей геометрией.
5. Нахождение с помощью k-d-дерева контурных точек кластеров как наиболее удаленных от центральных точек, которые используются для создания более точных контуров разлома.
6. Выполняется локальное сглаживание контурных точек вычислением среднего значения координат вокруг каждой точки контура в заданном диапазоне, что позволяет сделать плоскости однородными.
7. Выполняется процесс объединения кластеров после сглаживания с помощью алгоритма поиска в ширину. Если оба кластера можно обойти за одну итерацию и угол отклонения между средними векторами нормалей меньше заданного значения, то кластеры объединяются, что помогает устранить мелкие разрывы между поверхностями одной плоскости разлома.
8. Выполняется попытка объединения или разделения ошибочно выделенных кластеров с учетом вычисленных нормалей точек относительно кластеров, к которым они отнесены. Ограничение на количество попыток задается пользователем.

Повторное выполнение шага происходит до тех пор, пока не будет достигнуто установленное ограничение либо различий между кластерами на текущем и предыдущем шаге не будет обнаружено.

9. Выполняется финальная фильтрация, сглаживание, триангуляция и построение единой поверхности извлеченных плоскостей.

Результаты и обсуждение

Оценка сложности

Оценка сложности алгоритма производилась на сгенерированных кубах вероятностей одинаковых размеров, но с разным количеством плоскостей тектонических нарушений (рис. 6).

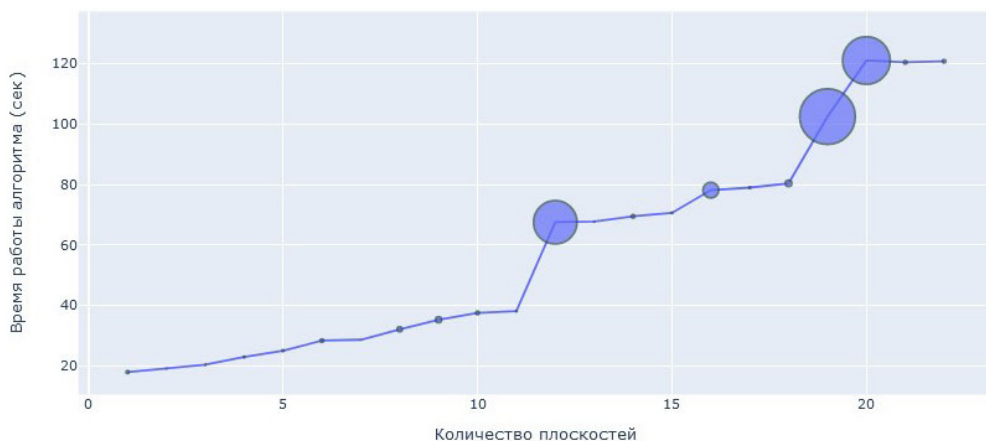


Рис. 6. График зависимости времени работы алгоритма от количества и размера извлекаемых плоскостей тектонических нарушений

Fig. 6. Plot of algorithm execution time depending on the number and size of extracted tectonic fault planes

Результаты эксперимента представлены в виде графика (рис. 6), который иллюстрирует зависимость времени работы алгоритма от количества и размеров плоскостей тектонических нарушений, добавленных в куб. Окружности на графике соответствуют числу вокселей в каждой плоскости.

Следует обратить внимание на следующее:

1. В интервалах от 1 до 10, от 12 до 18 и от 20 до 22 наблюдается увеличение времени работы алгоритма. Это обусловлено небольшими размерами добавляемых плоскостей, в среднем 117 тыс. вокселей каждая. Поиск границ контуров и процесс сглаживания занимают меньше времени.
2. В интервалах с 11 до 12 и с 19 до 20 извлечение более крупных плоскостей разломов (в среднем 1 727 тыс. вокселей) занимает 20–25 сек, что немного больше,

чем извлечение 11 плоскостей общим размером $117 \cdot 11 = 1\,287$ тыс. вокселей (20,2 сек). Следовательно, в интервале от 1 до 12 при добавлении последней плоскости общий размер и время работы алгоритма увеличиваются более чем в два раза.

3. Размер извлекаемых плоскостей тектонических нарушений оказывает существенное влияние на производительность алгоритма. Большие плоскости разломов требуют большего количества вычислений при поиске контурных точек и их сглаживании, что приводит к линейному увеличению времени работы. Таким образом, сложность алгоритма можно оценить как $O(N)$, где N — количество вокселей в плоскости.

Оценка точности

Для оценки результатов работы предложенного алгоритма проводилось сравнение с результатами извлечения в специализированном ПО (рис. 7) относительно разметки эксперта (таблица 1) с помощью подсчета значения метрики (4).

В сравнении с результатами извлечения в Geoplat-S, предложенный алгоритм может картировать плоскость разлома при условии, что ее пересекает другая плоскость. Например, на рис. 7 изображены три параллельные плоскости (2, 3, 4) и плоскость, которая их пересекает (1). Предлагаемый алгоритм закрашивает плоскости до и после пересечения одним цветом, а алгоритм Geoplat-S выделяет плоскость как две разные (плоскость 3), т. е. обозначает их разными цветами, или теряет информацию после пересечения (плоскости 2 и 4).

Визуальное сравнение предложенного алгоритма и алгоритма картирования в Petrel показало, что алгоритм Petrel не продемонстрировал достаточной точности на предложенных синтетических данных, разделив плоскости 1–4 на значительно большее количество частей, чем эксперт.

Оценка результатов работы алгоритма также проводилась на данных 3D-сейсморазведки, полученных на лицензионных участках Тюменского нефтяного научного центра (рис. 8).

На рис. 8а представлен куб вероятностей тектонических нарушений — результат предсказания нейронной сети. Каждый воксель куба содержит вероятность наличия разлома в соответствующей точке пространства исходного куба сейсмических амплитуд. Полученные значения вероятностей передаются на вход алгоритму картирования, который и формирует из них плоскости (рис. 8б).

На кубе вероятностей тектонических нарушений, полученном с помощью нейронной сети, значение метрики (4) для тестируемого алгоритма составило 0,674 относительно интерпретации эксперта.

Стоит отметить, что получившиеся различия между экспертной разметкой и результатами алгоритма (рис. 9) связаны с тем, что фактически извлечение происходило по двум разным кубам. Эксперт производил интерпретацию по кубу сейсмических амплитуд, а алгоритм производил извлечение по кубу вероятностей, который был получен как результат предсказания нейронной сети, которая вносит некоторую погрешность в итоговый результат.

Таблица 1. Оценка результатов работы предложенного алгоритма и алгоритмов извлечения в специализированном ПО относительно разметки эксперта

Table 1. Results of the proposed algorithm and extraction algorithms in specialized software regarding the expert markup

	Алгоритм	Geoplat-S	Petrel
IoU_{avg}	0,932	0,784	0,205

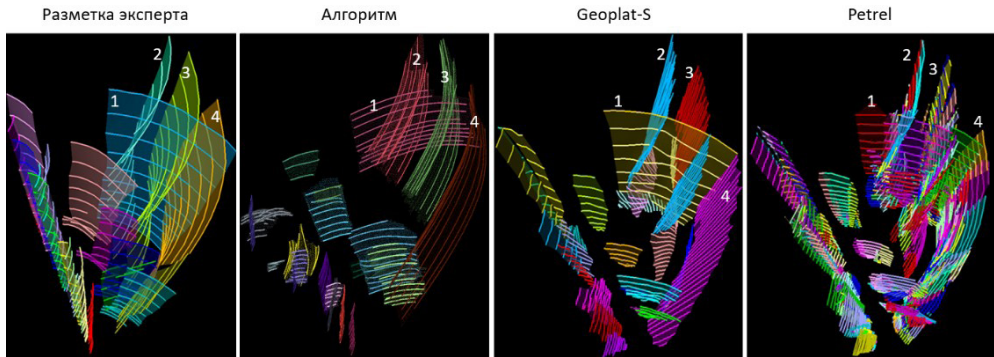


Рис. 7. Сравнение результатов работы предложенного алгоритма с разметкой эксперта и специализированным ПО

Fig. 7. Comparison of the results of the proposed algorithm with expert markup and specialized software

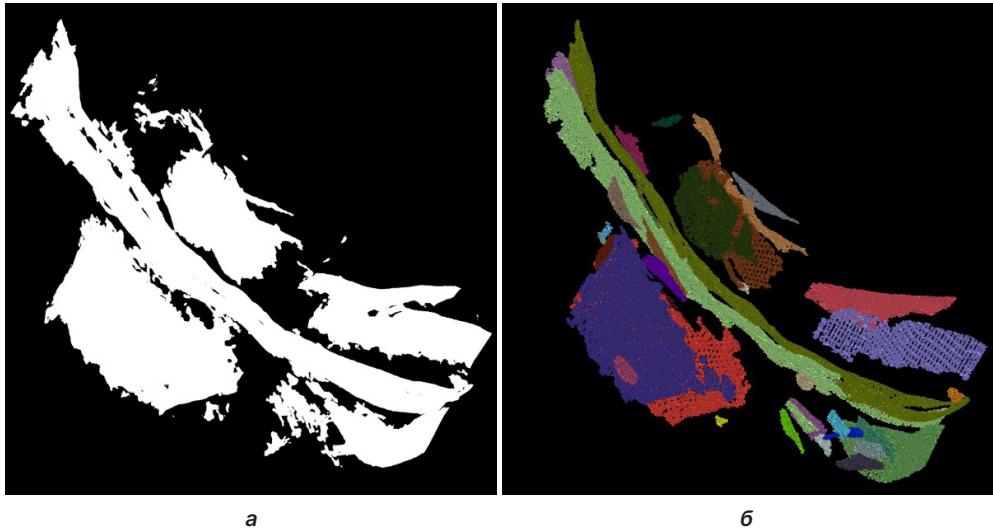


Рис. 8. Куб вероятностей плоскостей тектонических нарушений (а) и извлеченные алгоритмом плоскости (б)

Fig. 8. Probability cube of tectonic faults (a) and planes extracted by the algorithm (б)

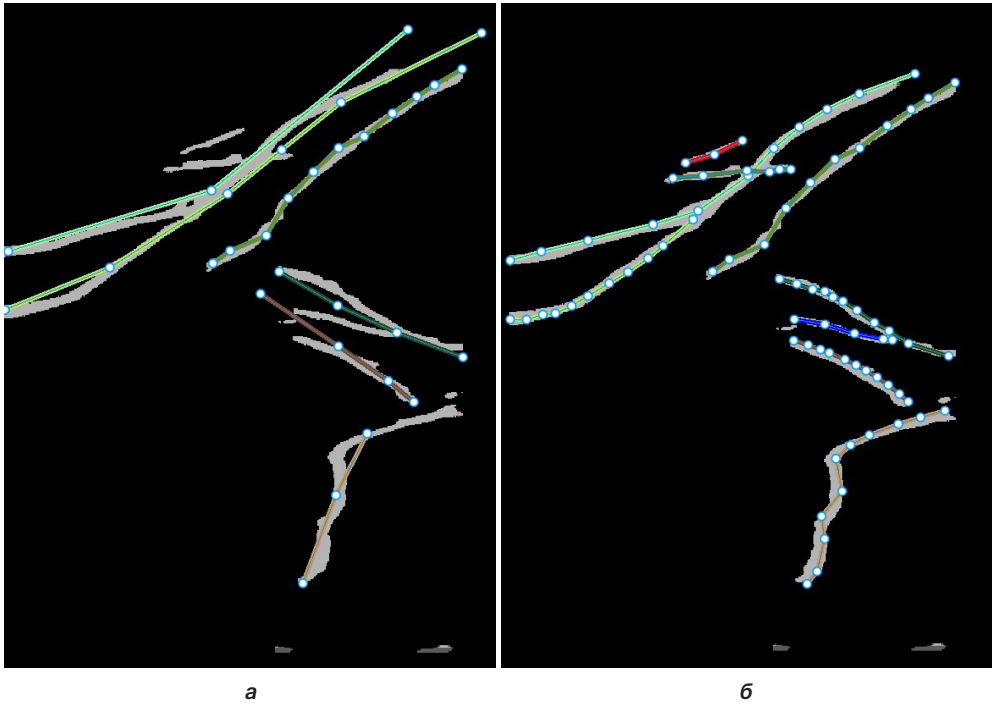


Рис. 9. Стики, полученные как результат интерпретации эксперта по одному из инлайн-срезов куба сейсмических амплитуд (а), и стики, построенные по извлеченным алгоритмом плоскостям на одном из инлайн-срезов (б)

Fig. 9. Sticks obtained as a result of an expert's interpretation of one of the inline slices of the seismic amplitude cube (a) and sticks constructed using planes extracted by the algorithm on one of the inline slices (b)

Тестирование алгоритма на реальных и синтетических данных показало, что результат его работы напрямую зависит от куба вероятностей, который он получает на вход. Если полученный куб вероятностей не совпадает с разметкой эксперта, то извлечение плоскостей по такому кубу ухудшает результат в сравнении с экспертной оценкой. Однако если куб вероятностей близок к интерпретации эксперта, то предложенный алгоритм способен показать результат точнее, чем перечисленные выше специализированные программы.

Заключение

В данной работе был представлен новый алгоритм автоматического извлечения плоскостей тектонических нарушений по кубам вероятностей разломов.

В ходе исследования была проведена оценка производительности алгоритма на синтетических кубах с различным количеством плоскостей разного размера. Результаты показали, что время работы алгоритма линейно зависит от размера извлекаемых плоскостей, а не от их количества, что подчеркивает его эффективность в обработке сейсмических данных.

Оценка точности результатов работы алгоритма проводилась на синтетических и реальных данных 3D-сейсморазведки. Алгоритм продемонстрировал высокую точность и способность правильно извлекать плоскости разломов даже в случае их пересечения под различными углами. Результаты сравнения с разметкой эксперта и специализированным ПО подтвердили преимущества нового подхода.

Основным ограничением в работе алгоритма можно считать зависимость итоговых результатов от качества куба вероятностей, подаваемого на вход. Поскольку алгоритм не обладает какой-либо дополнительной информацией об исходном кубе сейсмических амплитуд, то итоговый результат картирования всегда будет содержать погрешность, вносимую нейронной сетью, которая сгенерировала входные данные.

Таким образом, разработанный алгоритм является важным шагом в автоматизации интерпретации сейсмических данных. Дальнейшее развитие алгоритма и его интеграция в существующие корпоративное ПО могут снизить трудозатраты специалистов, занимающихся интерпретацией, увеличить воспроизводимость результатов и снизить количество ошибок, связанных с человеческим фактором.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

- Кислицын А. А., Кузнецов С. В., Поднебесных А. В., Грановский А. М. 2019. Использование искусственных нейронных сетей для прогнозирования динамики обводнения горизонтальных скважин // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. Том 5. № 4 (20). С. 160–180. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2019-5-4-160-180>
- Мифтахов Р. Ф., Авдеев П. А., Гогоненков Г. Н., Базанов А. К., Ефремов И. И. 2021. Картирование тектонических нарушений на основе машинного обучения и нейронных сетей // Геология нефти и газа. № 3. С. 123–136. <https://doi.org/10.31087/0016-7894-2021-3-123-136>
- Фонин А. А., Сучков С. Г., Николаевцев В. А., Михеев С. И. 2023. Математическое моделирование нового метода обработки сейсмосигнала на примере разреза Саратовского Правобережья. Часть 1 // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. Том 9. № 1 (33). С. 92–106. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2023-9-1-92-106>
- Babii A., Ghysels E., Pan J. 2023. Tensor principal component analysis // arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.12981>
- Battaglino S., Koyuncu E. 2019. A generalization of principal component analysis // arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.13511>
- Dou Y., Li K., Zhu J., Li X., Xi Y. 2022. Attention-based 3-D seismic fault segmentation training by a few 2-D slice labels // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Vol. 60. Pp. 1–15. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3113676>
- Genova K., Yin X., Kundu A., Pantofaru C., Cole F., Sud A., Brewington B., Shucker B., Funkhouser T. 2021. Learning 3D semantic segmentation with only 2D image supervision // arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.11325>
- He Y., Yu H., Liu X., Yang Z., Sun W., Mian A. 2023. Deep learning based 3D segmentation: A survey // arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.05423>

- Kim M., Yu J., Kang N.-K., Kim B.-Y. 2021. Improved workflow for fault detection and extraction using seismic attributes and orientation clustering // *Applied Sciences*. Vol. 11. No. 18. Article 8734. <https://doi.org/10.3390/app11188734>
- Li C., Wei H., Chen H. 2019. LGLG-WPCA: An effective texture-based method for face recognition // *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.08345>
- Li X., Li K., Xu Z., Huang Z., Dou Y. 2023. Fault-Seg-Net: A method for seismic fault segmentation based on multi-scale feature fusion with imbalanced classification // *Computers and Geotechnics*. Vol. 158. Article 105412. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2023.105412>
- Mujakperuo B. J. O., Airen O. J. 2023. Subsurface structural and stratigraphical evaluation of Sapele Shallow field, Niger Delta, Southern Nigeria // *Scientia Africana*. Vol. 22. No. 2. Pp. 203–218. <https://doi.org/10.4314/sa.v22i2.18>
- Qi J., Lyu B., AlAli A., Machado G., Hu Y., Marfurt K. J. 2018. Image processing of seismic attributes for automatic fault extraction // *Geophysics*. Vol. 84. No. 1. Pp. O25–O37. <https://doi.org/10.1190/geo2018-0369.1>
- Ren H., Wen X., Tang C. 2022. Denoising seismic data with drilling noise based on GAN // *SEG Global Meeting Abstracts*. Pp. 126–128. <https://doi.org/10.1190/iwmg2021-33.1>
- Rezatofghi H., Tsoi N., Gwak J., Sadeghian A., Reid I., Savarese S. 2019. Generalized intersection over Union: A metric and a loss for bounding box regression // *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.09630>
- Ugwoke R. E., Ubachukwu A. A., Urama J. O., Okike O., Alhassan J. A., Chukwude A. E. 2023. Principal component analysis of ground level enhancement of cosmic ray events // *Research in Astronomy and Astrophysics*. Vol. 23. No. 3. Article 035017. <https://doi.org/10.1088/1674-4527/acba65>
- Wang D., Lu X., Rinaldo A. 2019. DBSCAN: Optimal rates for density based clustering // *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03113>
- Wang L., Zhang X., Zhao F., Wu C., Wang Y., Song Z., Yang L., Li J., Liu H. 2023. Fuzzy-NMS: Improving 3D object detection with fuzzy classification in NMS // *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.13951>
- Wei X., Zhang C., Wang H., Tan C., Xiong D., Jiang B., Zhang J., Kim S.-W. 2023. Seismic data interpolation based on denoising diffusion implicit models with resampling // *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.04226>
- Zhang B., Lou Y. 2020. Automatic seismic fault surfaces construction using seismic discontinuity attribute // *SEG Technical Program Expanded Abstracts*. Pp. 1101–1105. <https://doi.org/10.1190/segam2020-3427011.1>

References

- Kislitsyn, A. A., Kuznetsov, S. V., Podnebesnykh, A. A., & Granovsky, A. M. (2019). Using neural networks for predicting the dynamics of water cut of horizontal wells. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*, 5(4), 160–180. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2019-5-4-160-180> [In Russian]
- Miftakhov, R. F., Avdeev, P. A., Gogonenkov, G. N., Bazanov, A. K., & Efremov, I. I. (2021). Mapping of faults based on machine learning and neural networks. *Russian Oil and Gas Geology*, (3), 123–136. <https://doi.org/10.31087/0016-7894-2021-3-123-136> [In Russian]

- Fonin, A. A., Suchkov, S. G., Nikolayevtsev, V. A., & Mikheyev, S. I. (2023). Mathematical modeling of a new method for processing a seismic signal on the example of a section of the Saratov right bank. Part 1. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*, 9(1), 92–106. <https://doi.org/10.21684/2411-7978-2023-9-1-92-106> [In Russian]
- Babii, A., Ghysels, E., & Pan, J. (2023). *Tensor principal component analysis*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2212.12981>
- Battaglino, S., & Koyuncu, E. (2019). *A generalization of principal component analysis*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.13511>
- Dou, Y., Li, K., Zhu, J., Li, X., & Xi, Y. (2022). Attention-based 3-D seismic fault segmentation training by a few 2-D slice labels. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1–15. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3113676>
- Genova, K., Yin, X., Kundu, A., Pantofaru, C., Cole, F., Sud, A., Brewington, B., Shucker, B., & Funkhouser, T. (2021). *Learning 3D semantic segmentation with only 2D image supervision*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.11325>
- He, Y., Yu, H., Liu, X., Yang, Z., Sun, W., & Mian, A. (2023). *Deep learning based 3D segmentation: A survey*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.05423>
- Kim, M., Yu, J., Kang, N.-K., & Kim, B.-Y. (2021). Improved workflow for fault detection and extraction using seismic attributes and orientation clustering. *Applied Sciences*, 11(18), Article 8734. <https://doi.org/10.3390/app11188734>
- Li, C., Wei, H., & Chen, H. (2019). *LGLG-WPCA: An effective texture-based method for face recognition*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.08345>
- Li, X., Li, K., Xu, Z., Huang, Z., & Dou, Y. (2023). Fault-Seg-Net: A method for seismic fault segmentation based on multi-scale feature fusion with imbalanced classification. *Computers and Geotechnics*, 158, Article 105412. <https://doi.org/10.1016/j.compgeo.2023.105412>
- Mujakperuo, B. J. O., & Airen, O. J. (2023). Subsurface structural and stratigraphical evaluation of Sapele Shallow field, Niger Delta, Southern Nigeria. *Scientia Africana*, 22(2), 203–218. <https://doi.org/10.4314/sa.v22i2.18>
- Qi, J., Lyu, B., AlAli, A., Machado, G., Hu, Y., & Marfurt, K. J. (2018). Image processing of seismic attributes for automatic fault extraction. *Geophysics*, 84(1), O25–O37. <https://doi.org/10.1190/geo2018-0369.1>
- Ren, H., Wen, X., & Tang, C. (2022). Denoising seismic data with drilling noise based on GAN. *SEG Global Meeting Abstracts*, 126–128. <https://doi.org/10.1190/iwmg2021-33.1>
- Rezatofighi, H., Tsoi, N., Gwak, J., Sadeghian, A., Reid, I., & Savarese, S. (2019). *Generalized intersection over Union: A metric and a loss for bounding box regression*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1902.09630>
- Ugwoke, R. E., Ubachukwu, A. A., Urama, J. O., Okike, O., Alhassan, J. A., & Chukwude, A. E. (2023). Principal component analysis of ground level enhancement of cosmic ray events. *Research in Astronomy and Astrophysics*, 23(3), Article 035017. <https://doi.org/10.1088/1674-4527/acba65>
- Wang, D., Lu, X., & Rinaldo, A. (2019). DBSCAN: Optimal rates for density based clustering. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1706.03113>
- Wang, L., Zhang, X., Zhao, F., Wu, C., Wang, Y., Song, Z., Yang, L., Li, J., & Liu, H. (2023). *Fuzzy-NMS: Improving 3D object detection with fuzzy classification in NMS*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.13951>

- Wei, X., Zhang, C., Wang, H., Tan, C., Xiong, D., Jiang, B., Zhang, J., & Kim, S.-W. (2023). *Seismic data interpolation based on denoising diffusion implicit models with resampling*. arXiv. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2307.04226>
- Zhang, B., & Lou, Y. (2020). Automatic seismic fault surfaces construction using seismic discontinuity attribute. *SEG Technical Program Expanded Abstracts*, 1101–1105. <https://doi.org/10.1190/segam2020-3427011.1>

Информация об авторах

Александр Петрович Канониров, ведущий специалист группы по развитию технологий машинного обучения, Тюменский нефтяной научный центр, Тюмень, Россия
apkanonirov@tnnc.rosneft.ru

Александр Анатольевич Захаров, доктор технических наук, профессор, заведующий базовой кафедрой безопасности информационных технологий умного города, Школа компьютерных наук, Тюменский государственный университет, Тюмень, Россия
a.a.zakharov@utmn.ru, <https://orcid.org/0000-0002-1050-8145>

Information about the authors

Alexander P. Kanonirov, Leading Specialist, Group for the Development of Machine Learning Technologies, Tyumen Petroleum Research Center, Tyumen, Russia
apkanonirov@tnnc.rosneft.ru

Alexander A. Zakharov, Dr. Sci (Tech.), Professor, Head of Secure Smart City Information Technologies Department, School of Computer Science, University of Tyumen, Tyumen, Russia
a.a.zakharov@utmn.ru, <https://orcid.org/0000-0002-1050-8145>