



Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Науки о Земле. 2024. Т. 24, вып. 1. С. 49–55

Izvestiya of Saratov University. Earth Sciences, 2024, vol. 24, iss. 1, pp. 49–55

<https://geo.sgu.ru>

<https://doi.org/10.18500/1819-7663-2024-24-1-49-55>, EDN: QKLHP1

Научная статья

УДК 502.08

Опыт применения машинного обучения при анализе сейсмических данных для выделения тектонических нарушений в различных сейсмогеологических условиях



С. В. Николаенко[✉], А. А. Коваленко, А. Э. Натеганов, П. Н. Крук, А. Б. Дерюшев

ООО «ЛУКОЙЛ-Инжиниринг», 400078, г. Волгоград, пр. Ленина, д. 96

Николаенко Сергей Викторович, ведущий геофизик отдела интерпретации сейсмических данных Уральского района управления сейсмических исследований, Sergey.Nikolaenko@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0004-9609-7624>

Коваленко Андрей Александрович, ведущий геофизик отдела технологий сейсмических исследований, Andrey.A.Kovalenko@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0006-6869-9307>

Натеганов Андрей Эдуардович, ведущий геофизик отдела интерпретации сейсмических данных Нижневолжского района, Andrey.Nateganov@lukoil.com <https://orcid.org/0009-0000-7387-2529>

Крук Павел Николаевич, начальник Управления сейсмических исследований, Pavel.Kruk@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0004-1423-4614>

Дерюшев Александр Борисович, руководитель проекта (Геология. Поволжский регион и Калининградская область), Aleksandr.Deryushev@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0002-2939-9548>

Аннотация. В статье представлены результаты сравнительного анализа алгоритмов автоматического выделения тектонических нарушений на основании сейсмических данных, зарегистрированных в разных сейсмогеологических условиях. Для каждого типа геологического разреза (платформа, соляная тектоника, морские данные) был проведен расчет куба вероятности нарушений, выделенных аналитическим алгоритмом и с использованием обученных нейронных сетей.

Ключевые слова: сейсморазведка МОГТ-3D, тектонические нарушения, нейронные сети, машинное обучение

Для цитирования: С. В. Николаенко, А. А. Коваленко, А. Э. Натеганов, П. Н. Крук, А. Б. Дерюшев Опыт применения машинного обучения при анализе сейсмических данных для выделения тектонических нарушений в различных сейсмогеологических условиях // Известия Саратовского университета. Новая серия. Серия: Науки о Земле. 2024. Т. 24, вып. 1. С. 49–55. <https://doi.org/10.18500/1819-7663-2024-24-1-49-55>, EDN: QKLHP1

Статья опубликована на условиях лицензии Creative Commons Attribution 4.0 International (CC-BY 4.0)

Article

Application of machine learning in the analysis of seismic data to identify tectonic faults in various seismogeological conditions

S. V. Nikolaenko[✉], A. A. Kovalenko, A. E. Nateganov, P. N. Kruk, A. B. Deryushev

LLC LUKOIL-Engineering, 96 Lenin Ave., Volgograd 400078, Russia

Sergey V. Nikolaenko, Sergey.Nikolaenko@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0004-9609-7624>

Andrey A. Kovalenko, Andrey.A.Kovalenko@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0006-6869-9307>

Andrey E. Nateganov, Andrey.Nateganov@lukoil.com <https://orcid.org/0009-0000-7387-2529>

Pavel N. Kruk, Pavel.Kruk@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0004-1423-4614>

Aleksandr B. Deryushev, Aleksandr.Deryushev@lukoil.com, <https://orcid.org/0009-0002-2939-9548>

Abstract. The article presents the results of a comparative analysis of algorithms for automatic interpretation of tectonic faults based on seismic data recorded in various seismogeological conditions. For each type of geological section (platform, salt tectonics, marine data), a cube of the probability of violations by an analytical algorithm and using trained neural networks was calculated.

Keywords: seismic exploration of MOGT-3D, tectonic faults, neural networks, machine learning

For citation: Nikolaenko S. V., Kovalenko A. A., Nateganov A. E., Kruk P. N., Deryushev A. B. Application of machine learning in the analysis of seismic data to identify tectonic faults in various seismogeological conditions. *Izvestiya of Saratov University. Earth Sciences*, 2024, vol. 24, iss. 1, pp. 49–55 (in Russian). <https://doi.org/10.18500/1819-7663-2024-24-1-49-55>, EDN: QKLHP1

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC0-BY 4.0)



Введение

Выделение тектонических нарушений является одной из важных задач на этапе проведения интерпретации сейсмических данных.

Тектонические нарушения играют доминирующую роль как в процессах формирования неструктурных ловушек, в создании условий, обеспечивающих стратиграфическое выклинивание нефтегазоносных горизонтов, экранирование нефтегазовых залежей, так и в процессах разрушения нефтегазовых залежей и месторождений. Трассирование нарушений до недавнего времени происходило, как правило, в ручном режиме, являясь одним из самых трудоемких этапов.

В настоящее время существует большое количество разных подходов к решению задачи автоматизации процесса трассирования поверхностей разломов, а также получения тектонической модели района работ. Большинство имеющихся методик связано с получением и анализом специальных атрибутов сейсмической записи, характеризующих потерю когерентности сейсмических отражений. При этом результат расчета указанных атрибутов напрямую зависит от качества входных сейсмических данных, что ограничивает возможность применения этих алгоритмов. Кроме того, данная методика подразумевает достаточно сложный этап подготовки исходных данных и настройки алгоритма (дообработка куба сейсмических данных, подбор параметров).

В последние годы наблюдается повышенный интерес к технологиям искусственного интеллекта на базе нейронных сетей, основанным на принципах работы человеческого мозга и активно внедряемым в практику для решения множества бытовых и производственных задач в самых разных областях. Не является исключением и нефтегазовый сектор.

В статье продемонстрировано сравнение наиболее распространенного сегодня аналитического алгоритма Ant Tracking (Schlumberger) и аппарата машинного обучения, примененно-

го в отечественном комплексе Geoplat Pro-S (ООО «ГридПойнтДайнамикс»).

Материалы и методика исследований

Принцип работы алгоритма Ant Tracking основан на трассировании зон низкой когерентности сейсмической записи, свидетельствующих о возможном наличии разлома [1, 2].

Процесс автоматического выделения тектонических нарушений с использованием аналитического алгоритма состоит из трех основных этапов:

- дополнительной подготовки входных сейсмических данных путем проведения структурного сглаживания с целью усиления уровня полезного сигнала в волновом поле;
- расчета атрибутов когерентности («Chaos» или «Variance») для усиления проявления разломов;
- выделения разломов с применением алгоритма Ant Tracking.

Решение задачи интеллектуального выделения тектонических нарушений реализовано в ПО Geoplat Pro-S с использованием нейронной сети, предварительно обученной на больших массивах синтетических данных, которые представляют собой модели случайных отражений, осложненные шумовыми эффектами, а также сложными конфигурациями отражающих границ и сдвигами осей синфазности под разными углами наклонов. В результате обучения нейронная сеть накапливает библиотеку знаний о признаках наличия разлома [3]. В ходе дальнейшего использования алгоритма исходные сейсмические данные автоматически разбиваются на серию сегментов и по набору признаков, сформированных в процессе обучения, автоматически выполняется поиск признаков разломов в каждой точке элементарного сегмента, а результат затем распространяется на объем всего куба (рис. 1) [4].

Если полученный результат расходится с представлением о геологическом строении

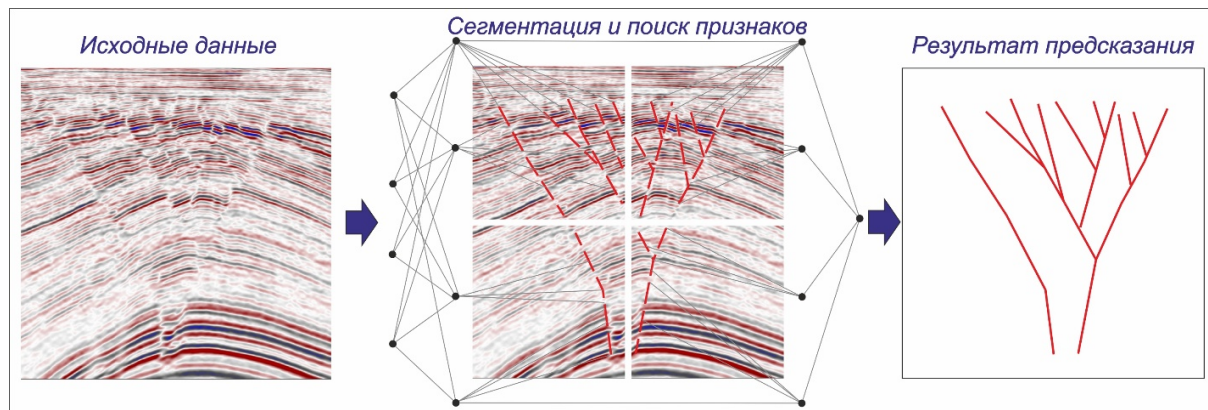


Рис. 1. Блок-схема алгоритма машинного обучения для расчета куба вероятности разломов (цвет онлайн)



площади исследований, существует возможность дообучения нейронных сетей путем ручного выделения разломов интерпретатором на нескольких сечениях сейсмического куба. Для этого интерпретатором выделяются разломы на 1–3 тренировочных и 1–2 проверочных (валидационных) сечениях сейсмического куба с учетом представлений об исследуемом регионе. Затем эти данные добавляются в обучающую выборку и сеть дообучается повторно, на выходе создается новая библиотека весов Unet для предсказания разломов. Таким образом, обеспечивается возможность влияния специалиста

на результаты работы нейронной сети в сложной геологической обстановке.

Контроль качества результата производится с помощью сравнения выделенных нарушений на тренировочных и валидационных сечениях, при этом программа строит график метрик, который позволяет отслеживать процесс дообучения нейронных сетей (рис. 2).

Тестирование аппарата машинного обучения проводилось на сейсмических данных МОГТ-3D, зарегистрированных в трех разных сейсмогеологических условиях (рис. 3):

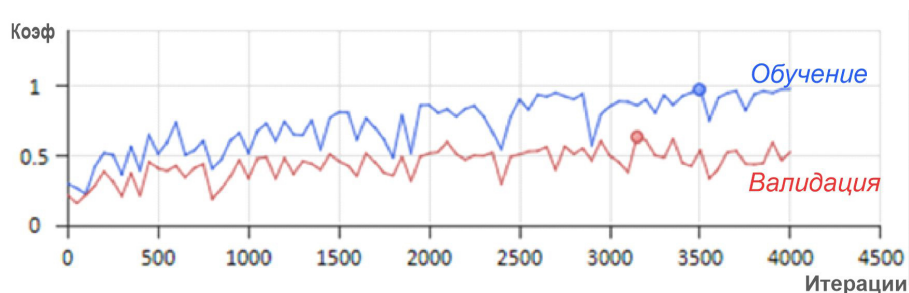


Рис. 2. Контроль качества процесса дообучения нейросетей (цвет онлайн)

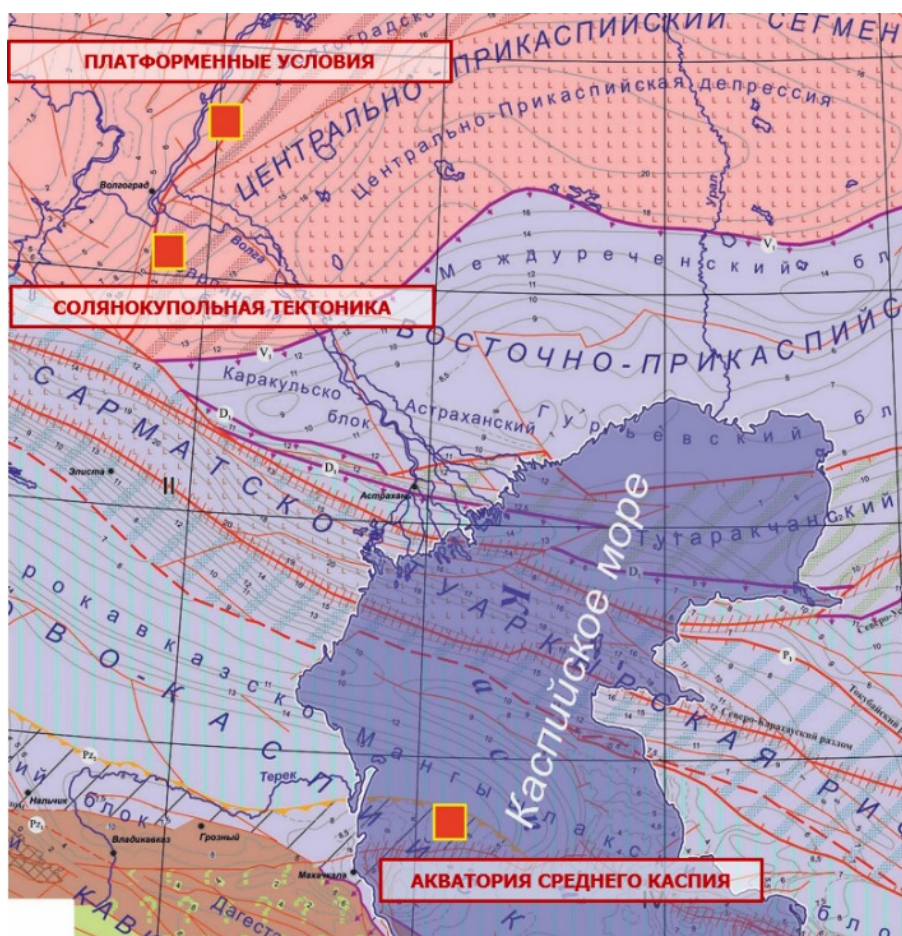


Рис. 3. Обзорная схема расположения полигонов тестирования (цвет онлайн)



- в платформенных условиях Николаевского-Городищенской ступени Приволжского мегавала, в зоне нижнепермского бортового уступа Прикаспийской впадины;
- в области развития солянокупольной тектоники в зоне сочленения Прикаспийской впадины и Восточно-Европейской платформы;
- в области развития сдвиговой тектоники в районе Прикумско-Центрально-Каспийской системы прогибов и поднятий, на восточном продолжении Восточно-Сулак-

ского вала, в пределах Скифско-Туранской эпигерцинской платформы.

После проведения дообучения нейронной сети на основе экспертной системы нарушений, намеченных интерпретатором на некоторых линиях в границах исследуемых площадей, были получены специализированные библиотеки для конкретных сейсмогеологических условий. На рис. 2–6 представлен сравнительный анализ систем тектонических нарушений, выделенных аналитическим алгоритмом после подбора параметров и полученных в результате применения

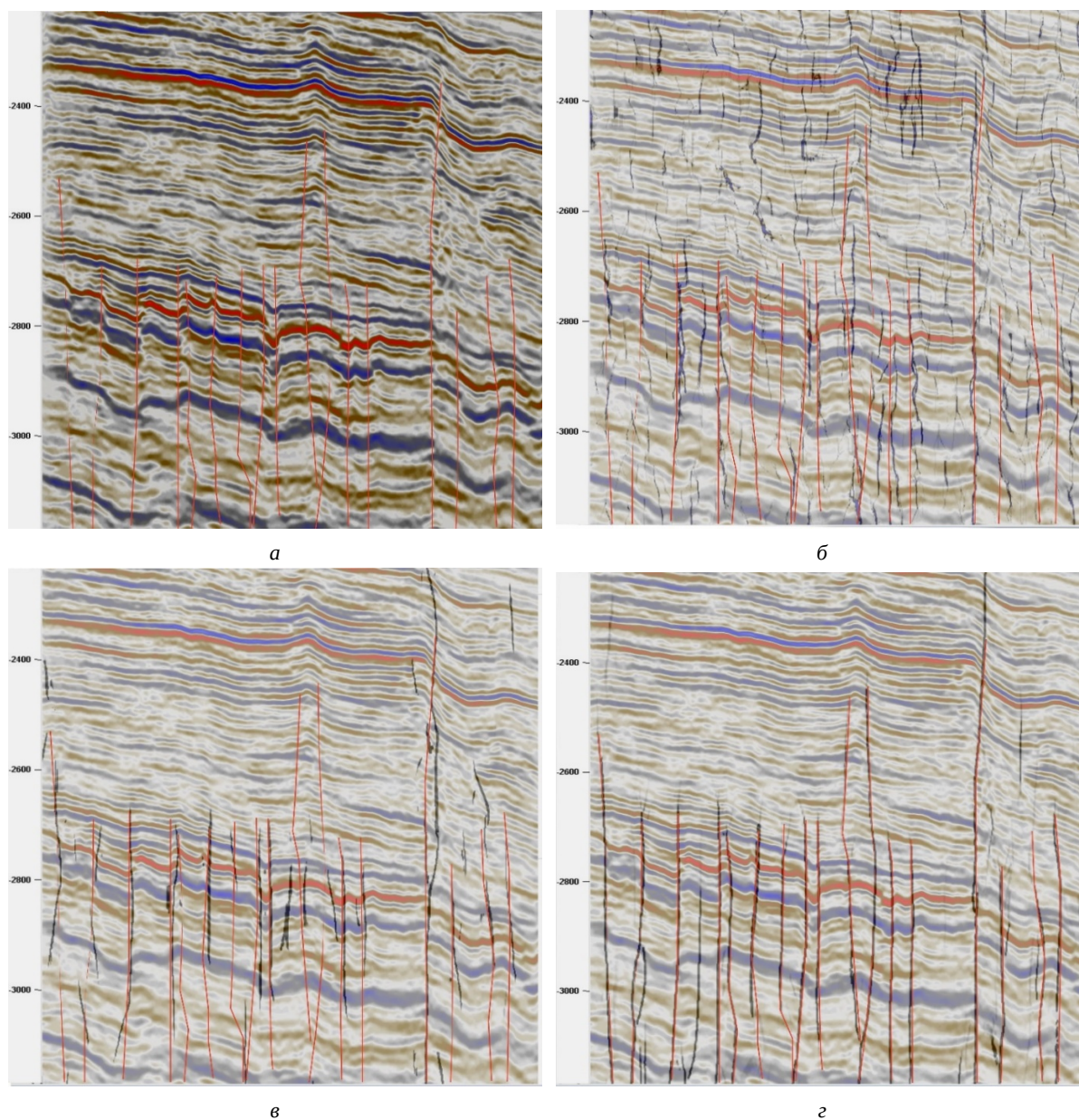


Рис. 4. Сравнение результатов применения алгоритмов в платформенных условиях: а – вертикальный срез с системой экспертных тектонических нарушений; б – вертикальный срез, совмещенный с атрибутом Ant Tracking; в – вертикальный срез, совмещенный с атрибутом вероятности разломов на основе базовой модели; г – вертикальный срез, совмещенный с атрибутом вероятности разломов после обучения (цвет онлайн)

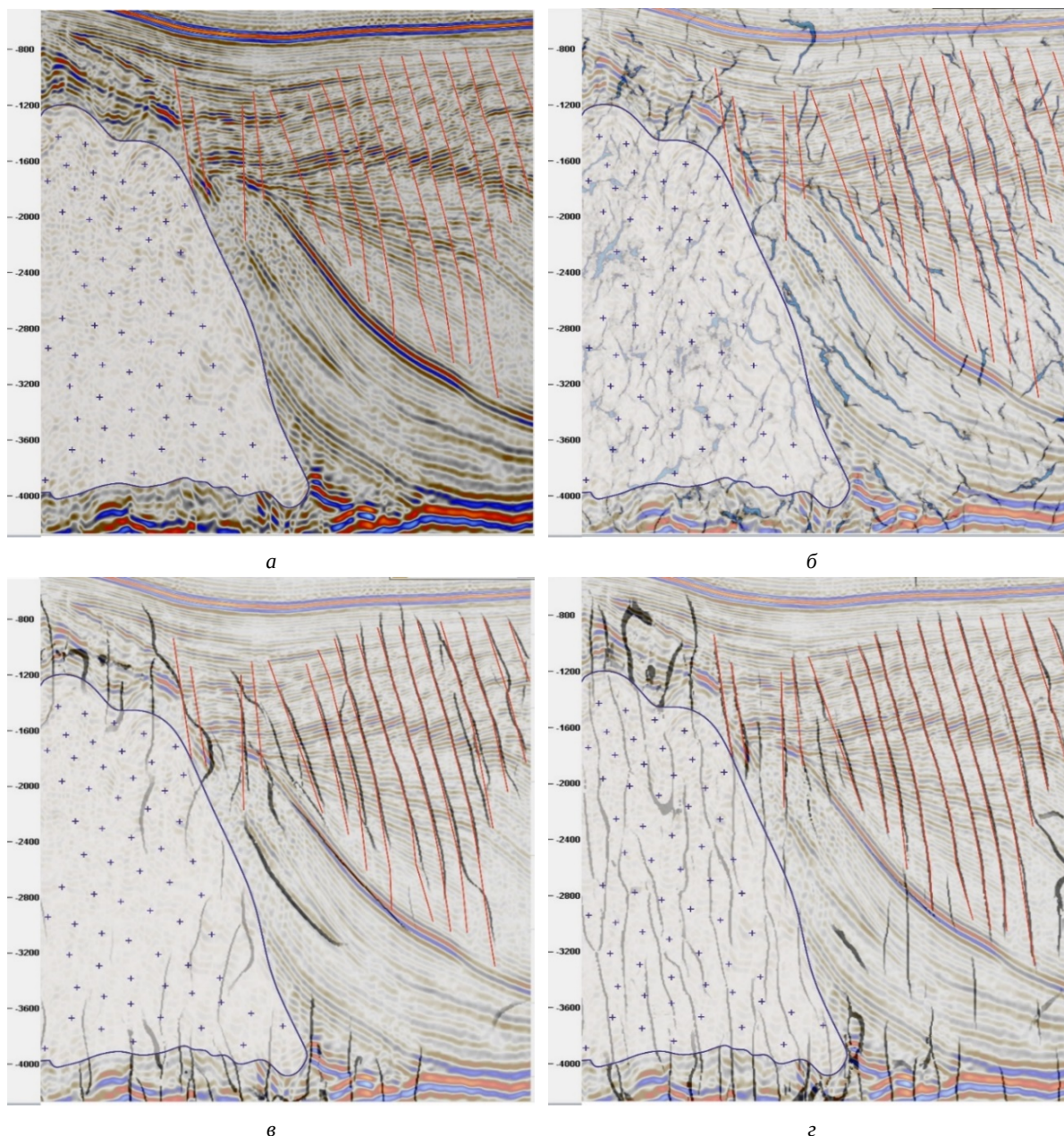


Рис. 5. Сравнение результатов применения алгоритмов в условиях солянокупольной тектоники: а – вертикальный срез с системой экспертных тектонических нарушений; б – вертикальный срез, совмещенный с атрибутом Ant Tracking; в – вертикальный срез, совмещенный с кубом – атрибутом вероятности разломов Geoplat AI на основе базовой модели; г – вертикальный срез, совмещенный с кубом – атрибутом вероятности разломов Geoplat AI после обучения (цвет онлайн)

нейронной сети, обученной на синтетике и после дообучения на реальных данных.

В результате применения алгоритма Ant Tracking по данным, зарегистрированным в платформенных условиях, хорошо выделились линейные зоны ухудшения когерентности сейсмической записи, пространственно совпадающие с тектоническими нарушениями. Результат работы алгоритма с применением ИИ (искусственного интеллекта), обученного на синтетических данных в целом, больше соответствует экспертной модели нарушений.

После проведения процедуры дообучения модуля ИИ получен куб-атрибут вероятности разломов по Geoplat AI, положение которых максимально соответствует экспертной тектонической модели (см. рис. 4).

После выделения нарушений по данным сейсмического материала, полученного в условиях солянокупольной тектоники на основе алгоритма Ant Tracking, наблюдаются горизонтальные разломы, что противоречит принятой геологической модели (см. рис. 5). Результат работы алгоритма с применением ИИ, обученного на синтетиче-

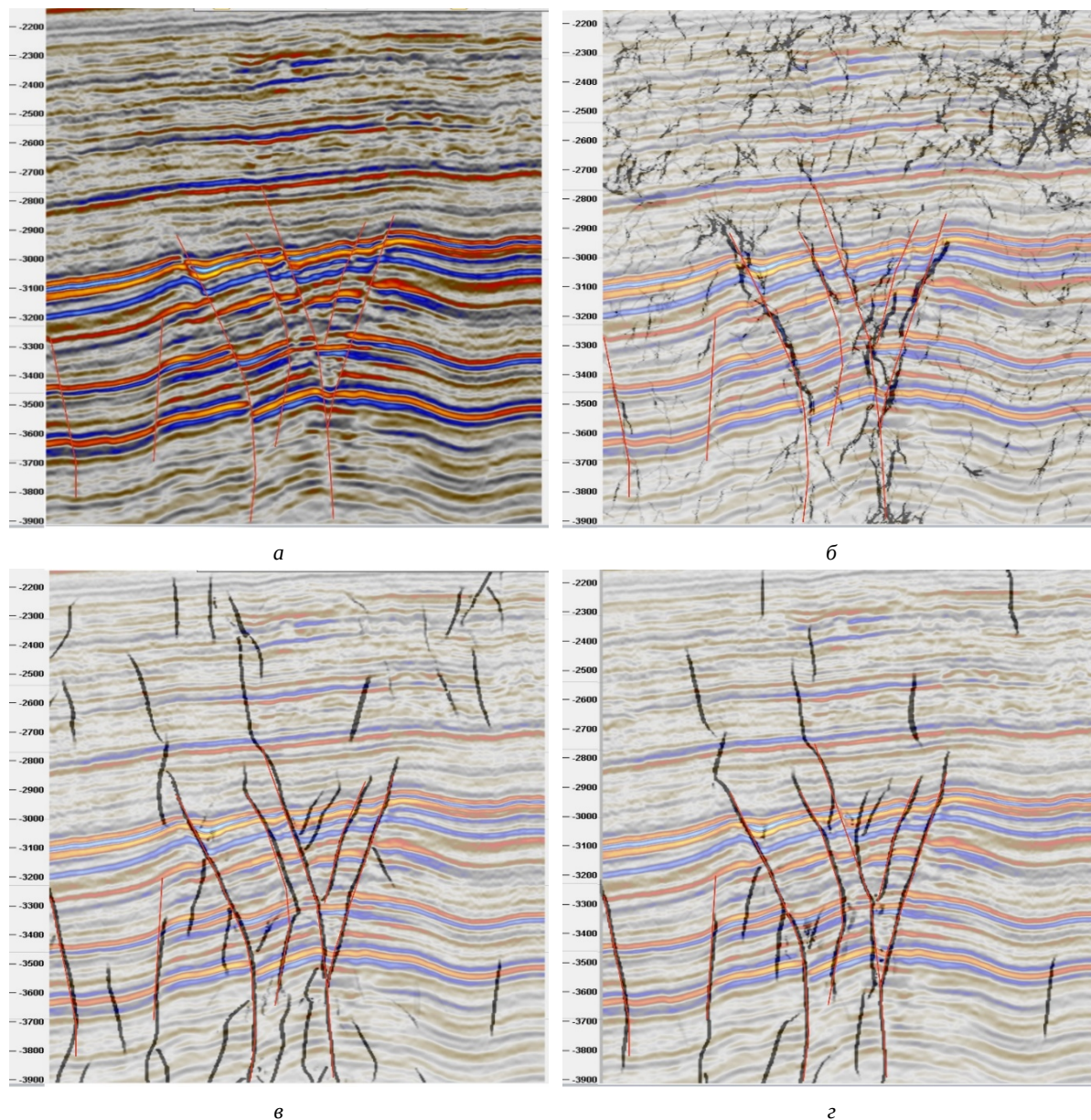


Рис. 6. Сравнение результатов применения алгоритмов в акватории Среднего Каспия: *а* – вертикальный срез с системой экспертных тектонических нарушений; *б* – вертикальный срез, совмещенный с атрибутом Ant Tracking; *в* – вертикальный срез, совмещенный с кубом – атрибутом вероятности разломов Geoplat AI на основе базовой модели; *г* – вертикальный срез, совмещенный с кубом – атрибутом вероятности разломов Geoplat AI после обучения (цвет онлайн)

ских данных, показал, что положение разломов в лучшей степени соответствует экспертной модели нарушений. После проведения процедуры дообучения модуля ИИ был куб – атрибут вероятности разломов по Geoplat AI, положение которых максимально соответствует экспертной модели разломов.

Результат выделения нарушений на основе алгоритма Ant Tracking по высококачественным морским данным в целом согласуется с экспертной моделью разломов. Исключение составляет верхняя часть разреза, где нарушения имеют спорадический характер распространения. Анализ

результатов работы алгоритма с применением ИИ на основе библиотеки, полученной в результате обучения на синтетических данных, показал, что положение разломов соответствует экспертной модели нарушений (см. рис. 6).

Приведенные примеры дают наглядное представление о возможностях алгоритма на основе нейронных сетей при выделении тектонических нарушений.

Полученные в ходе тестирования специализированные библиотеки с результатами дообучения ИИ могут быть использованы на данных,



зарегистрированных в аналогичных сейсмогеологических условиях.

В результате были получены специальные объемные атрибуты – кубы вероятности разломов, детально характеризующие тектоническую модель площади исследований, согласующиеся с представлениями о тектоническом строении района.

Выводы

Дальнейшее использование машинного обучения для решения задач автоматического трассирования нарушений позволит нивелировать серию ограничений аналитических алгоритмов, поскольку имеет комплекс преимуществ, среди которых основными являются:

- устойчивость к качеству сейсмических данных;
- упрощение этапа подготовки данных;
- существенное увеличение скорости расчетов;
- оптимизация этапа постобработки и получение качественного результата трассирования нарушений при работе с материалом разной степени сложности.

Внедрение модуля автоматического выделения нарушений с использованием машинного

обучения позволит существенно снизить временные затраты, а возможность дообучения алгоритма на основе экспертной системы нарушений – повысить достоверность получаемых данных.

Библиографический список

1. Barnes A. E. A filter to improve seismic discontinuity data for fault interpretation // *Geophysics*. 2006. Vol. 71, iss. 3. P. 1MJ-Z55. <https://doi.org/10.1190/1.2195988>
2. Hall B. Facies classification using machine learning // *The Leading Edge*. 2016. Vol. 35, iss. 10. P. 818–924. <https://library.seg.org/doi/10.1190/tle35100906.1>
3. Феоктистова О. В., Авдеев П. А. Инновационный подход к решению задачи интерпретации тектонических нарушений. Внедрение методики вероятностного прогноза систем нарушений на базе алгоритмов искусственного интеллекта // *Нефть, газ, новации*. 2021. № 4. С. 25–30. EDN: QZSAYD
4. Авдеев П. А., Базанов А. К., Ефремов И. И., Мифтахов Р. Ф. Переход к использованию цифровых помощников в кинематической интерпретации данных СРР на примере задачи повышения качества сейсмических данных после суммирования и достоверности прогноза тектонической модели // *Вестник нефтегазовой отрасли Казахстана*. 2022. Т. 4, № 1. С. 50–57.

Поступила в редакцию 27.11.2023; одобрена после рецензирования 12.01.2024; принята к публикации 09.02.2024

The article was submitted 27.11.2023; approved after reviewing 12.01.2024; accepted for publication 09.02.2024