

УДК 550.832:004.8

DOI: 10.46698/VNC.2026.49.25.001

Оригинальная статья

Интеллектуальная обработка данных геофизического каротажа для оценки трещиноватости карбонатных коллекторов

И.А. Панфилов¹, В.Т. Водяников², А.С. Прудкий²,
А.Н. Лосев², М.А. Модина³

¹ Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,
Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5,
e-mail: crook_80@mail.ru;

² Российский государственный аграрный университет – МСХА им. К.А. Тимирязева,
Россия, 127434, г. Москва, ул. Тимирязевская, 49,
e-mail: vtvodyannikov@rgau-msha.ru, prudkiy@rgau-msha.ru, a.losev32@gmail.com;

³ Государственный морской университет им. адмирала Ф.Ф. Ушакова,
Россия, 353918, г. Новороссийск, пр. Ленина,
9, e-mail: marishamodina@yandex.ru

Статья поступила: 20.02.2026, доработана: 15.06.2026, принята к публикации: 19.06.2026

Резюме: Актуальность работы. Оценка трещиноватости карбонатных коллекторов является одной из наиболее сложных задач нефтегазовой геофизики, поскольку наличие трещин существенно влияет на фильтрационно-емкостные свойства пород. Традиционные методы интерпретации геофизического каротажа не всегда обеспечивают необходимую достоверность выделения трещиноватых интервалов в условиях сложного геологического строения. **Цель исследования.** Разработка и оценка эффективности интеллектуальных методов обработки данных геофизического каротажа для прогнозирования трещиноватости карбонатных коллекторов. **Методы исследования.** Использованы данные акустического, нейтронного, плотностного и электрического каротажа, FMI-сканирования и керновых исследований. Для анализа применялись методы машинного обучения Random Forest, XGBoost, SVM и сверточные нейронные сети. Выполнены предварительная обработка данных, формирование признакового пространства и обучение моделей на размеченных выборках. **Результаты.** Установлено, что наибольшую эффективность при прогнозировании трещиноватости обеспечивают ансамблевые алгоритмы и комплексная обработка данных ГИС и FMI. Максимальная точность классификации достигла 92 % при использовании XGBoost. Выявлены устойчивые связи между локальной изменчивостью каротажных параметров и развитием трещинных систем. Полученные результаты подтверждают перспективность применения интеллектуальных технологий для повышения достоверности интерпретации карбонатных коллекторов.

Ключевые слова: карбонатные коллекторы, трещиноватость, геофизический каротаж, машинное обучение, интеллектуальная обработка данных, FMI, нейронные сети, интерпретация ГИС, XGBoost, Random Forest, цифровая геофизика, петрофизика.

Для цитирования: Панфилов И.А., Водяников В.Т., Прудкий А.С., Лосев А.Н., Модина М.А. Интеллектуальная обработка данных геофизического каротажа для оценки трещиноватости карбонатных коллекторов. *Геология и геофизика Юга России*. 2026. 16(2): 85–96. DOI: 10.46698/VNC.2026.49.25.001

DOI: 10.46698/VNC.2026.49.25.001

Original paper

Intelligent processing of geophysical logging data for assessing fractures in carbonate reservoirs

I.A. Panfilov¹, V.T. Vodyannikov², A.S. Prudkiy²,
A.N. Losev², M.A. Modina³

¹ Bauman Moscow State Technical University, 5, 2nd Baumanskaya Str., Moscow 105005, Russian Federation, e-mail: crook_80@mail.ru;

² Russian State Agrarian University – Moscow Timiryazev Agricultural Academy, 49 Timiryazevskaya Str., Moscow 127434, Russian Federation, e-mail: vtodyannikov@rgau-msha.ru, prudkiy@rgau-msha.ru, a.losev32@gmail.com;

³ Admiral F.F. Ushakov State Maritime University, 93 Lenin Ave., Novorossiysk 353918, Russian Federation, e-mail: marishamodina@yandex.ru

Received: 20.02.2026, revised: 15.06.2026, accepted: 19.06.2026

Abstract: Relevance. Fracture characterization of carbonate reservoirs remains one of the most challenging problems in petroleum geophysics because fracture systems significantly affect reservoir storage and flow properties. Conventional well-log interpretation techniques often provide insufficient reliability in identifying fractured intervals under complex geological conditions. **Aim.** To develop and evaluate intelligent data-processing approaches for predicting fracture distribution in carbonate reservoirs using well logging information. **Methods.** Acoustic, neutron, density, and electrical logging data, FMI images, and core analysis results were used. Machine learning methods including Random Forest, XGBoost, Support Vector Machine, and convolutional neural networks were applied. Data preprocessing, feature engineering, and model training were performed using labeled datasets. **Results.** Ensemble algorithms and integrated interpretation of well logging and FMI data demonstrated the highest prediction performance. The XGBoost model achieved a maximum classification accuracy of 92 %. Stable relationships between local variations of logging parameters and fracture development were identified. The obtained results confirm the effectiveness of intelligent data-processing methods for improving fracture detection reliability and enhancing geological characterization of carbonate reservoirs.

Keywords: carbonate reservoirs, fracturing, well logging, machine learning, intelligent data processing, FMI, neural networks, geophysical interpretation, XGBoost, Random Forest, digital geophysics, petrophysics.

For citation: Panfilov I.A., Vodyannikov V.T., Prudkiy A.S., Losev A.N., Modina M.A. Intelligent processing of geophysical logging data for assessing fractures in carbonate reservoirs. *Geologiya i Geofizika Yuga Rossii = Geology and Geophysics of Russian South*. (in Russ.). 2026. 16(2): 85–96. DOI: 10.46698/VNC.2026.49.25.001

Введение

В настоящее время проблема изучения трещиноватости карбонатных коллекторов остается одной из наиболее сложных задач нефтегазовой геофизики. Это связано, прежде всего, с тем, что именно система трещин во многих случаях определяет фильтрационно-емкостные свойства пород, особенно в низкопористых и плотных карбонатных толщах [Motaei et al., 2026]. Для ряда месторождений наличие развитой трещиноватости фактически становится главным фактором, обеспечивающим промышленный приток углеводородов [Gao et al., 2026]. Вместе с тем сама природа карбонатных резервуаров отличается высокой неоднородностью, сложным литологическим строением и значительной изменчивостью петрофизических характери-

стик, как по разрезу, так и по площади залежи [Maciel et al., 2026]. Вследствие этого традиционные методы интерпретации геофизического каротажа далеко не всегда позволяют надежно выделять интервалы повышенной трещиноватости, особенно при отсутствии достаточного объема кернового материала [Elbalawy et al., 2026a].

Следует отметить, что в последние годы интерес к задачам интеллектуальной обработки геолого-геофизических данных значительно возрос [Chinelatto et al., 2026]. Это связано не только с развитием вычислительных методов, но и с накоплением большого объема цифровой информации, получаемой в процессе геофизических исследований скважин [Almeida et al., 2026]. Современные комплексы ГИС включают десятки различных методов каротажа, каждый из которых характеризует отдельные свойства среды и по отдельности зачастую не позволяет однозначно судить о наличии трещин [Rahimi, Riahi, 2026]. Однако при комплексном анализе данных появляется возможность выявления скрытых закономерностей между параметрами каротажных кривых и фактической трещиноватостью пород [Castellanos Bassoult et al., 2026].

Наиболее информативными при решении подобных задач считаются акустический, плотностной, нейтронный и микросканирующий методы каротажа [Deng et al., 2026]. Тем не менее даже использование расширенного комплекса методов не исключает субъективности интерпретации, поскольку оценка трещиноватости во многом зависит от опыта специалиста и применяемых критериев выделения [Hussein et al., 2026]. В сложнопостроенных карбонатных коллекторах ситуация дополнительно осложняется наличием кавернозности, вторичных преобразований и неоднородного насыщения, что приводит к перекрытию диагностических признаков на каротажных диаграммах [Diffaa et al., 2026].

В связи с этим достаточно перспективным направлением является применение методов машинного обучения и интеллектуального анализа данных при обработке результатов геофизического каротажа [Elbalawy et al., 2026b]. Подобные подходы позволяют автоматически анализировать большие массивы информации, учитывать многомерные зависимости между параметрами и снижать влияние человеческого фактора на итоговую интерпретацию [Nabipour et al., 2026]. В последние годы для решения геофизических задач активно применяются методы кластеризации, нейронные сети, алгоритмы случайного леса, градиентного бустинга и другие методы искусственного интеллекта [Tahvildari et al., 2026]. Полученные результаты показывают достаточно высокую эффективность интеллектуальных алгоритмов при прогнозировании литологии, коллекторских свойств и нефтегазонасыщенности пород [Wang et al., 2026]. Однако вопросы оценки трещиноватости карбонатных коллекторов по данным ГИС до настоящего времени остаются недостаточно изученными [Li et al., 2026].

Следует также учитывать, что формирование трещин в карбонатных толщах связано с целым рядом геологических факторов: тектоническими воздействиями, процессами растворения, диагенетическими преобразованиями и вторичной минерализацией [Aljurf et al., 2026]. Вследствие этого трещиноватость имеет сложный пространственный характер распределения, а диагностические признаки ее проявления в каротажных данных часто оказываются косвенными [Goncalves et al., 2026]. По данным ряда исследователей, наиболее надежные результаты достигаются именно при комплексном анализе нескольких независимых методов исследования с последующим использованием интеллектуальных алгоритмов обработки [Zhang et al., 2026].

Несмотря на значительное количество публикаций, посвященных цифровой интерпретации геофизических материалов, в литературе все еще ограничено число работ, связанных с применением интеллектуальных методов *specifically* для оценки трещиноватости карбонатных коллекторов [Temizel et al., 2026]. В большинстве случаев исследования носят либо локальный характер, либо ориентированы на от-

дельные типы каротажа [Santana, Leite, 2026]. В связи с этим разработка методов комплексной интеллектуальной обработки данных ГИС для выделения зон трещиноватости является актуальной научной и практической задачей современной нефтегазовой геофизики.

Методы и материалы

В качестве исходных материалов исследования использовались данные геофизического каротажа, полученные по ряду разведочных и эксплуатационных скважин, вскрывших карбонатные коллекторы различной степени трещиноватости. Для обработки привлекались материалы гамма-каротажа, нейтронного каротажа, акустического каротажа, плотностного каротажа, кавернометрии, а также данные электрических методов исследования скважин. В ряде интервалов дополнительно использовались результаты FMI-сканирования стенок скважины и материалы керновых исследований. Основным интерес представляли интервалы, характеризующиеся наличием естественной трещиноватости, кавернозности и вторичных преобразований карбонатных пород.

Предварительная подготовка данных включала проверку качества каротажных кривых, устранение выбросов, коррекцию глубинной привязки и нормализацию параметров. Для обработки и синхронизации данных использовались программные комплексы Techlog, Petrel, Python 3.11 и MATLAB R2023a. Часть расчетов выполнялась средствами библиотеки Scikit-learn, а для построения нейросетевых моделей использовался пакет TensorFlow. Следует отметить, что применение открытых библиотек позволяло выполнять обработку без использования дорогостоящих специализированных модулей, что является важным при проведении университетских исследований.

Для формирования обучающей выборки использовались интервалы с подтвержденной трещиноватостью по данным керна и FMI. Размер итоговой выборки составил более 18000 точек измерений с дискретностью по глубине 0,1 м. В качестве входных параметров рассматривались значения естественной радиоактивности, интервального времени пробега акустической волны, плотности породы, водородосодержания, электрического сопротивления, коэффициента кавернозности, а также производные характеристики, вычисленные по скользящему окну размером 0,5–2 м. Кроме того рассчитывались локальные градиенты каротажных кривых, коэффициенты вариации и корреляционные зависимости между соседними методами каротажа.

Обработка выполнялась на вычислительных станциях кафедры, оснащенных процессорами Intel Xeon Silver и графическими ускорителями NVIDIA RTX 3080 и RTX A4000. Для хранения и обработки данных использовались рабочие станции под управлением Ubuntu 22.04 и Windows 11. При выполнении вычислений объем оперативной памяти составлял от 64 до 128 Гб, что позволяло производить обработку больших массивов каротажной информации без предварительного разбиения на отдельные интервалы.

При проведении исследований использовались методы кластеризации, алгоритмы случайного леса, градиентного бустинга и многослойные нейронные сети. На предварительном этапе выполнялась оценка информативности параметров с использованием коэффициентов взаимной информации и корреляционного анализа. После этого производилось обучение моделей на размеченной части данных. Разделение выборки осуществлялось в соотношении 70 % для обучения, 15 % для валидации и 15 % для тестирования модели. Обучение нейронной сети выполнялось в течение 150–250 эпох при размере пакета 64–128 наблюдений. В качестве функции потерь использовалась бинарная кросс-энтропия, а оптимизация параметров модели осуществлялась алгоритмом Adam с начальной скоростью обучения 0,001.

Для анализа текстурных особенностей FMI-изображений дополнительно применялись методы цифровой обработки изображений. Обработка выполнялась с использованием библиотеки OpenCV. Изображения приводились к единому разрешению 512×512 пикселей, после чего рассчитывались статистические признаки текстуры, энтропия, локальная неоднородность и параметры градиентной структуры. В ряде случаев применялись сверточные нейронные сети типа CNN, содержащие от трех до пяти сверточных слоев. Следует отметить, что использование сверточных сетей позволяло достаточно устойчиво выделять зоны развития трещиноватости даже при наличии шумов и локальных дефектов записи.

Контроль достоверности результатов производился путем сопоставления прогноза модели с фактическими данными кернового описания, результатами гидродинамических исследований и материалами испытаний скважин. Оценка качества моделей выполнялась по значениям Accuracy, Precision, Recall и F1-score. Наилучшие результаты были получены при использовании ансамблевых алгоритмов и гибридных схем обработки, совмещающих петрофизические критерии и методы машинного обучения. Следует отметить, что применение комплексной интеллектуальной обработки позволило уменьшить влияние субъективной интерпретации и повысить устойчивость прогноза трещиноватости в сложнопостроенных карбонатных коллекторах.

Результаты

Проведенные исследования показали, что применение методов интеллектуальной обработки данных геофизического каротажа действительно позволяет существенно повысить достоверность оценки трещиноватости карбонатных коллекторов по сравнению с традиционной визуальной интерпретацией. Уже на предварительном этапе анализа было установлено, что отдельные методы каротажа по-разному реагируют на развитие трещинной системы, причем характер отклика зависит не только от самой трещиноватости, но и от литологического состава пород, степени вторичных преобразований и насыщения коллектора. Наиболее устойчивые изменения наблюдались по данным акустического и плотностного каротажа. В интервалах с развитой трещиноватостью фиксировалось увеличение интервального времени пробега продольной волны на 8–17 %, а также локальное снижение объемной плотности пород в среднем на $0,04\text{--}0,12 \text{ г/см}^3$. Однако необходимо отметить, что подобные изменения наблюдались не во всех случаях, особенно при наличии плотных перекристаллизованных известняков и доломитов, где влияние трещин частично маскировалось вторичными процессами минерализации.

При анализе исходных каротажных материалов было выявлено, что наибольшие трудности интерпретации возникают в интервалах, содержащих одновременно трещинную и кавернозную пористость. В таких условиях диагностические признаки начинают перекрываться. Например, увеличение нейтронной пористости и снижение плотности могли наблюдаться как в трещиноватых интервалах, так и в зонах развития вторичных каверн. Визуальная интерпретация подобных интервалов приводила к значительному количеству ошибок, особенно при отсутствии FMI-сканирования или достаточного объема керна. При использовании интеллектуальных алгоритмов данная проблема частично устранялась за счет комплексного учета нескольких параметров одновременно. В частности, алгоритмы выявляли устойчивые сочетания локальных изменений акустических, электрических и плотностных характеристик, которые при ручной интерпретации зачастую не воспринимались как единая закономерность.

Предварительный корреляционный анализ показал, что наибольшей информативностью обладают производные параметры, вычисленные на основе нескольких методов ГИС. Так, коэффициенты локальной изменчивости акустического сигнала и плотности продемонстрировали более высокую связь с фактической трещинова-

тостью, чем абсолютные значения каротажных параметров. Особенно хорошо данная зависимость проявлялась в интервалах тектонически нарушенных карбонатных толщ. В подобных зонах фиксировались резкие локальные изменения сопротивления, интервального времени пробега и кавернозности, причем пространственное распределение этих аномалий имело достаточно устойчивый характер.

Использование методов кластеризации позволило разделить исследуемые интервалы на несколько устойчивых групп. Первая группа соответствовала плотным непроницаемым карбонатам без признаков развития трещиноватости. Для этих интервалов были характерны низкие значения пористости, стабильные акустические параметры и высокая плотность пород. Вторая группа включала зоны с преимущественно поровым типом коллектора, где наблюдались относительно равномерные изменения нейтронного и плотностного каротажа. Третья группа характеризовалась наличием выраженной трещиноватости и отличалась значительной неоднородностью каротажных кривых, повышенной дисперсией акустических параметров и локальными скачками сопротивления. Следует отметить, что именно эта группа наиболее уверенно сопоставлялась с фактическими интервалами трещиноватости по данным керна и FMI.

Достаточно интересные результаты были получены при использовании алгоритма случайного леса. После обучения модели на размеченной выборке точность распознавания трещиноватых интервалов составила около 84 %. При этом наиболее значимыми параметрами оказались интервальное время пробега акустической волны, коэффициент кавернозности, локальный градиент сопротивления и вариация плотности. Следует отметить, что важность отдельных параметров менялась в зависимости от литологического типа пород. Для известняков наибольший вклад в прогноз вносили акустические характеристики, тогда как для доломитов значительно возрастала роль электрических методов каротажа.

Использование градиентного бустинга позволило дополнительно повысить устойчивость прогноза. Значение F1-score при этом увеличилось до 0,87, а количество ложноположительных интервалов снизилось почти на 14 % (рис. 1).

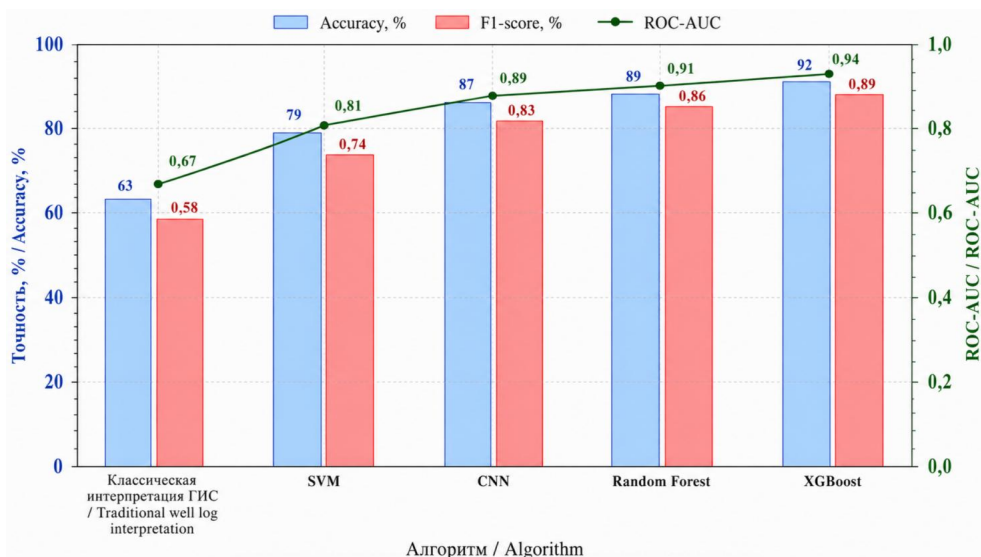


Рис. 1. Сравнение точности различных алгоритмов интеллектуальной обработки данных ГИС при прогнозировании трещиноватости карбонатных коллекторов /

Fig. 1. Comparison of the accuracy of various algorithms for intelligent processing of well logging data in predicting fracturing of carbonate reservoirs

Особенно заметным преимущество модели оказалось в сложнопостроенных интервалах с неоднородным насыщением и переменной минерализацией пластовых вод. Вероятно, это связано с тем, что ансамблевые алгоритмы лучше учитывают не-

линейные зависимости между параметрами каротажа и способны адаптироваться к различным типам геологического строения.

Отдельно следует отметить результаты обработки FMI-изображений с использованием сверточных нейронных сетей. После предварительной подготовки изображений и обучения модели удалось добиться достаточно устойчивого распознавания линейных и субвертикальных трещин даже в условиях частичного зашумления записи. Точность выделения трещиноватых интервалов по FMI составила около 89 %, что оказалось выше, чем при использовании только традиционного визуального анализа изображений. Особенно хорошо модель определяла системы мелких субпараллельных трещин, которые при ручной интерпретации нередко воспринимались как шум или дефекты записи.

Интересно отметить, что при совместном использовании каротажных данных и FMI-изображений качество прогноза возрастало еще сильнее. Комплексная модель показала итоговую точность порядка 91–93 % в зависимости от конкретного объекта исследования. Это свидетельствует о том, что методы интеллектуальной обработки наиболее эффективно работают именно при комплексировании различных источников геолого-геофизической информации. По отдельности даже наиболее информативные методы не обеспечивают достаточной надежности прогноза.

При анализе пространственного распределения выделенных зон трещиноватости было установлено, что наиболее интенсивное развитие трещин наблюдается в интервалах, приуроченных к тектоническим нарушениям и зонам повышенной деформации пород. В этих участках фиксировались не только локальные изменения каротажных параметров, но и существенное увеличение неоднородности сигнала. Особенно хорошо подобные зоны выделялись на основе статистических характеристик скользящего окна. Вероятно, именно локальная изменчивость параметров является одним из наиболее устойчивых признаков развития трещинных систем в карбонатных коллекторах.

Следует также отметить, что применение интеллектуальных алгоритмов позволило выявить ряд интервалов скрытой трещиноватости, которые первоначально не были выделены при стандартной интерпретации (рис. 2).

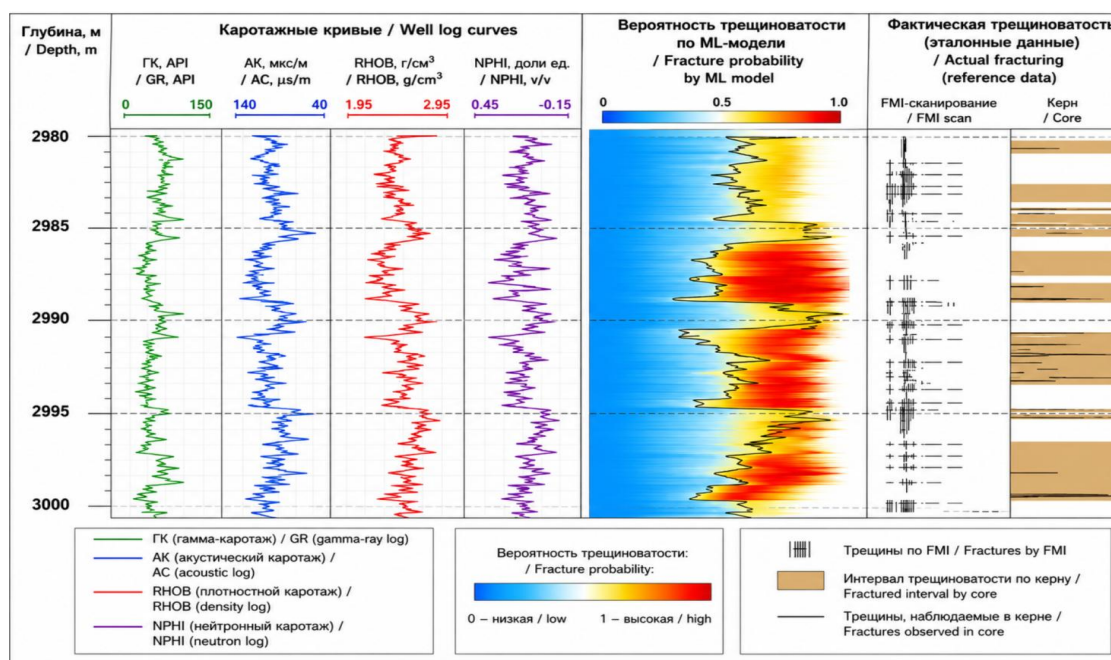


Рис. 2. Сопоставление прогнозируемой трещиноватости по результатам интеллектуальной обработки данных ГИС с фактическими интервалами трещиноватости по данным FMI и керна /

Fig. 2. Comparison of predicted fracturing based on the results of intelligent processing of well logging data with actual fracturing intervals based on FMI and core data

Последующее сопоставление с материалами испытаний скважин показало, что многие из этих интервалов действительно характеризовались повышенной продуктивностью. Это особенно важно для низкопористых карбонатных коллекторов, где наличие даже относительно небольшой системы открытых трещин способно существенно влиять на фильтрационные свойства пласта.

Вместе с тем проведенные исследования показали и ряд ограничений используемых подходов. Наибольшее количество ошибок наблюдалось в интервалах с интенсивной вторичной минерализацией трещин. В подобных случаях каротажные параметры могли соответствовать плотным слаботрециноватым породам, несмотря на наличие развитой трещинной структуры. Аналогичная проблема возникала в зонах с высоким содержанием глинистого материала, где электрические и нейтронные методы начинали реагировать преимущественно на литологические особенности, а не на систему трещин. В результате часть интервалов ошибочно классифицировалась как трещиноватые.

Кроме того, существенное влияние на качество прогноза оказывает объем и качество обучающей выборки. При недостаточном количестве размеченных интервалов устойчивость модели заметно снижалась. Особенно это проявлялось при переходе к новым объектам с иным литологическим строением и отличающимися условиями формирования коллектора. Вероятно, для дальнейшего повышения точности прогноза требуется формирование более крупных региональных баз данных, включающих различные типы карбонатных резервуаров.

Несмотря на отмеченные ограничения, результаты исследования в целом подтверждают высокую перспективность применения интеллектуальной обработки данных ГИС для оценки трещиноватости карбонатных коллекторов. Использование методов машинного обучения позволяет значительно сократить субъективность интерпретации, повысить устойчивость прогноза и обеспечить более детальное выделение перспективных интервалов. Особенно важным представляется возможность автоматизированной обработки больших объемов каротажной информации, что становится актуальным при разработке крупных нефтегазовых месторождений и анализе многоскважинных данных.

Таким образом, проведенные исследования показывают, что комплексное использование данных геофизического каротажа, FMI-изображений и методов интеллектуального анализа позволяет эффективно решать задачу оценки трещиноватости карбонатных коллекторов даже в условиях сложного геологического строения. Полученные результаты могут использоваться при построении геологических моделей, выборе интервалов перфорации, прогнозе продуктивности скважин и уточнении фильтрационно-емкостных характеристик карбонатных резервуаров.

Выводы

Проведенные исследования показали, что применение методов интеллектуальной обработки данных геофизического каротажа позволяет существенно повысить достоверность оценки трещиноватости карбонатных коллекторов по сравнению с традиционными подходами интерпретации. Установлено, что наибольшей информативностью при прогнозировании трещиноватости обладают комплексные сочетания акустического, плотностного, нейтронного и электрического каротажа, а также производные статистические параметры, характеризующие локальную неоднородность геофизических сигналов.

В ходе работы было установлено, что использование алгоритмов машинного обучения обеспечивает устойчивое выявление трещиноватых интервалов даже в условиях сложного литологического строения карбонатных толщ и наличия вторичных процессов минерализации. Наиболее высокие результаты были получены при

использовании ансамблевых методов обработки данных. Алгоритм XGBoost продемонстрировал максимальную эффективность при решении задачи классификации трещиноватых интервалов, обеспечив точность прогноза на уровне 92 % и значение ROC-AUC около 0,94. Несколько меньшую, но также высокую эффективность показали Random Forest и сверточные нейронные сети.

Установлено, что совместное использование стандартных данных ГИС и FMI-изображений значительно повышает качество прогноза по сравнению с применением отдельных методов каротажа. Использование сверточных нейронных сетей позволило достаточно надежно выделять системы субвертикальных и мелкодисперсных трещин даже при наличии шумов и локальных дефектов записи. При этом применение комплексной модели обеспечило хорошее согласование результатов интеллектуальной интерпретации с фактическими данными кернового описания и результатами испытаний скважин.

В процессе исследований было выявлено, что одним из наиболее устойчивых признаков развития трещиноватости является увеличение локальной изменчивости параметров каротажных кривых. Особенно хорошо данная закономерность проявляется в интервалах тектонически нарушенных карбонатных пород. Использование методов интеллектуального анализа позволило дополнительно выделить ряд скрытых трещиноватых интервалов, которые не были выявлены при стандартной визуальной интерпретации, но подтвердились по данным испытаний и FMI-сканирования.

Следует отметить, что качество прогноза существенно зависит от полноты и репрезентативности обучающей выборки. Наибольшие сложности интерпретации наблюдались в интервалах с интенсивной вторичной минерализацией трещин и повышенным содержанием глинистого материала. Несмотря на это, результаты работы подтверждают высокую перспективность применения интеллектуальных методов обработки данных ГИС для задач оценки фильтрационно-емкостных свойств карбонатных коллекторов.

Полученные результаты могут быть использованы при построении геолого-гидродинамических моделей месторождений, уточнении интервалов перфорации, прогнозировании продуктивности скважин и оптимизации разработки сложнопостроенных карбонатных резервуаров. Дальнейшее развитие данного направления связано с расширением обучающих выборок, использованием многоскважинных данных и внедрением гибридных интеллектуальных систем интерпретации геофизической информации.

Литература

1. Aljurf S., Abu-Mahfouz I.S., Chan S. Methodological workflow for assessing heterogeneity in immature organic-rich carbonate reservoirs // *MethodsX*. – 2026. – Vol. 16. – Art. No. 103875. DOI: 10.1016/j.mex.2026.103875.
2. Almeida G.M.S., Barbosa C.H.S., Santo M.C.O.L., Landau L. A Comparison of supervised machine learning algorithms to predict porosity in carbonate reservoirs from well logs: a case study of quissama formation carbonate in the Campos Basin, Brazil // *Journal of Petroleum Geology*. – 2026. – Vol. 49. No. 2. – pp. 448–465. DOI: 10.1111/jpg.70036.
3. Castellanos Bassoult L.A., Perez Hernandez L.A., Alcantara R., Velasquez A. Data-Driven Sw prediction and porosity typing from synthetic Vp/Vs: a feasibility approach for enhancing hydrocarbon recovery in NFRs // *IPTC Summit on AI for the Energy Industry (IPTC 2026)*. Dubai, UAE, 2026. DOI: 10.2523/IPTC-25211-MS.
4. Chinelatto G.F., Souza J.P.D.P., Basso M., Vidal A.C. The use of convolutional neural networks to predict carbonate dissolution features in acoustic borehole images: an example from brazilian pre-salt reservoirs // *Earth Science Informatics*. – 2026. – Vol. 19. No. 4. – Art. No. 45. DOI: 10.1007/s12145-026-02097-8.
5. Deng P., Tang J., Chen Y., Yu D. Precise Characterization of fluid logging responses

in complex shale reservoirs: a case study from the Hongxing Area, Eastern Sichuan Basin // *Geofluids*. – 2026. – Vol. 2026. No. 1. – Art. No. 1419048. DOI: 10.1155/gf/1419048.

6. Diffaa A., Al-Khalidy A.A., Aji A. Hybrid Traditional interpretation and machine learning-based log reconstruction for enhanced petrophysical evaluation of Hartha formation, of XS oil field, Central Iraq // *Iraqi Geological Journal*. – 2026. – Vol. 59. No. 1. – pp. 186–203. DOI: 10.46717/igi.2026.59.1C.14.

7. Elbalawy M.A., Takacs E., Velledits F. From subsurface data to heat economics: A novel machine-learning seismic workflow for geothermal reservoir delineation, subsurface derisking, and 3D modelling of deep triassic carbonates // *Results in Engineering*. – 2026a. – Vol. 30. – Art. No. 110343. DOI: 10.1016/j.rineng.2026.110343.

8. Elbalawy M.A., Eid M.H., Badawi M., Takacs E., Velledits F. From lithology prediction to geothermal energy production: Leveraging data-driven and financial insights to unlock geothermal potential of a carbonate reservoir, SE Hungary // *Renewable Energy*. – 2026b. – Vol. 259. – Art. No. 125031. DOI: 10.1016/j.renene.2025.125031.

9. Gao Y., Wu Q., Zhao W., Zhao L., Li J. Quantitative classification of microscopic pore structure in carbonate reservoirs using multi-source data fusion and machine learning integration // *Processes*. – 2026. – Vol. 14. No. 9. – Art. No. 1432. DOI: 10.3390/pr14091432.

10. Goncalves J.F.V., de Figueiredo J.J.S., Da Silva J.R.B.S. et al. Vector-based and machine learning approaches for pore network parameters analysis // *Geophysical Prospecting*. – 2026. – Vol. 74. No. 1. – Art. No. e70117. DOI: 10.1111/1365-2478.70117.

11. Hussein H.A.A., Hadi F.A., Jweeg M.J., Issa M.A., Mohammed M.M., Jasim D.J. An intensive study to determine the in situ minimum horizontal stress using well logging data // *Indian Geotechnical Journal*. – 2026. – Vol. 56. No. 3. – pp. 1292–1306. DOI: 10.1007/s40098-025-01221-7.

12. Li J., Liu H., Yan L. et al. Numerical Well Testing of Ultra-Deep Fault-controlled carbonate reservoirs: a geological model-based approach with machine learning assisted inversion // *Processes*. – 2026. – Vol. 14. No. 2. – Art. No. 187. DOI: 10.3390/pr14020187.

13. Maciel R.S., Carneiro J.N.E., Souza A.F.F., Monteiro D., Gunnerud V. A method for inorganic scaling simulation: multiphase flow and multi-ionic brine with a mass transfer approach // *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. – 2026. – Vol. 48. No. 5. – Art. No. 355. DOI: 10.1007/s40430-025-06290-6.

14. Motaei E., Yunos K.A.B., Othman T.R.T., Ghadami N. AI-Guided ensemble modeling for optimized well test analysis to unlock exploration targets and narrow down uncertainty in volumetric assessment // *Journal of Petroleum Geology*. – 2026. DOI: 10.1111/jpg.70055.

15. Nabipour I., Raoof A., Qajar J. Resolution-aware multiscale 3D CNNs for permeability estimation in carbonate rocks: an architecture-agnostic transfer-learning framework // *Advances in Water Resources*. – 2026. – Vol. 213. – Art. No. 105311. DOI: 10.1016/j.advwatres.2026.105311.

16. Rahimi M., Riahi M.A. Integration of the RNN and geostatistics methods for permeability prediction: a case study from the surmeh formation, Persian Gulf // *Discover Applied Sciences*. – 2026. – Vol. 8. No. 4. – Art. No. 394. DOI: 10.1007/s42452-026-08350-5.

17. Santana H.M., Leite E.P. 3D facies modeling of a carbonate reservoir in the Santos Basin using machine learning // *Journal of Applied Geophysics*. – 2026. – Vol. 245. – Art. No. 106049. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2025.106049.

18. Tahvildari S.P., Shojaei S., Masihi M. A physics-informed hybrid ML framework for pore pressure and fracture gradient prediction in carbonate reservoirs // *Scientific Reports*. – 2026. – Vol. 16. No. 1. – Art. No. 8925. DOI: 10.1038/s41598-026-41773-z.

19. Temizel C., Tutun S., Canbaz C.H. et al. AI applications in reservoir characterization, geology, and geophysics. in: artificial intelligence in the energy industry: theory, case studies, and applications. CRC Press, 2026. – pp. 81–159. DOI: 10.1201/9781003617327-2.

20. Wang L., Wang H., Wei S. et al. A Novel Quick-Win dual-branch neural operator proxy for real-time waterflood simulation in heterogeneous porous carbonate reservoirs // *IPTC Summit on AI for the Energy Industry (IPTC 2026)*. 2026. DOI: 10.2523/IPTC-25133-MS.

21. Zhang T., Yan K., Feng Z., Liu Y., Xie K., Wang F., Meng L. A 3D Permeability prediction model for multicomponent carbonate rocks: multisoft-threshold transformer-UNet // *SPE Journal*. – 2026. – Vol. 31. No. 4. – pp. 2489–2499. DOI: 10.2118/231860-PA.

References

1. Aljurf S., Abu-Mahfouz I.S., Chan S. Methodological workflow for assessing heterogeneity in immature organic-rich carbonate reservoirs. *MethodsX*. 2026. Vol. 16. Art. No. 103875. DOI: 10.1016/j.mex.2026.103875.
2. Almeida G.M.S., Barbosa C.H.S., Santo M.C.O.L., Landau L. A Comparison of supervised machine learning algorithms to predict porosity in carbonate reservoirs from well logs: a case study of quissama formation carbonate in the Campos Basin, Brazil. *Journal of Petroleum Geology*. 2026. Vol. 49. No. 2. pp. 448–465. DOI: 10.1111/jpg.70036.
3. Castellanos Bassoult L.A., Perez Hernandez L.A., Alcantara R., Velasquez A. Data-Driven Sw prediction and porosity typing from synthetic Vp/Vs: a feasibility approach for enhancing hydrocarbon recovery in NFRs. *IPTC Summit on AI for the Energy Industry (IPTC 2026)*. Dubai. UAE. 2026. DOI: 10.2523/IPTC-25211-MS.
4. Chinelatto G.F., Souza J.P.D.P., Basso M., Vidal A.C. The use of convolutional neural networks to predict carbonate dissolution features in acoustic borehole images: an example from brazilian pre-salt reservoirs. *Earth Science Informatics*. 2026. Vol. 19. No. 4. Art. No. 45. DOI: 10.1007/s12145-026-02097-8.
5. Deng P., Tang J., Chen Y., Yu D. Precise Characterization of fluid logging responses in complex shale reservoirs: a case study from the Hongxing Area, Eastern Sichuan Basin. *Geofluids*. 2026. Vol. 2026. No. 1. Art. No. 1419048. DOI: 10.1155/gf/1419048.
6. Diffaa A., Al-Khalidy A.A., Aji A. Hybrid Traditional interpretation and machine learning-based log reconstruction for enhanced petrophysical evaluation of Hartha formation, of XS oil field, Central Iraq. *Iraqi Geological Journal*. 2026. Vol. 59. No. 1. pp. 186–203. DOI: 10.46717/igj.2026.59.1C.14.
7. Elbalawy M.A., Takacs E., Velledits F. From subsurface data to heat economics: A novel machine-learning seismic workflow for geothermal reservoir delineation, subsurface derisking, and 3D modelling of deep triassic carbonates. *Results in Engineering*. 2026a. Vol. 30. Art. No. 110343. DOI: 10.1016/j.rineng.2026.110343.
8. Elbalawy M.A., Eid M.H., Badawi M., Takacs E., Velledits F. From lithology prediction to geothermal energy production: Leveraging data-driven and financial insights to unlock geothermal potential of a carbonate reservoir, SE Hungary. *Renewable Energy*. 2026b. Vol. 259. Art. No. 125031. DOI: 10.1016/j.renene.2025.125031.
9. Gao Y., Wu Q., Zhao W., Zhao L., Li J. Quantitative classification of microscopic pore structure in carbonate reservoirs using multi-source data fusion and machine learning integration. *Processes*. 2026. Vol. 14. No. 9. Art. No. 1432. DOI: 10.3390/pr14091432.
10. Goncalves J.F.V., de Figueiredo J.J.S., Da Silveira J.R.B.S. et al. Vector-based and machine learning approaches for pore network parameters analysis. *Geophysical Prospecting*. 2026. Vol. 74. No. 1. Art. No. e70117. DOI: 10.1111/1365-2478.70117.
11. Hussein H.A.A., Hadi F.A., Jweeg M.J., Issa M.A., Mohammed M.M., Jasim D.J. An intensive study to determine the in situ minimum horizontal stress using well logging data. *Indian Geotechnical Journal*. 2026. Vol. 56. No. 3. pp. 1292–1306. DOI: 10.1007/s40098-025-01221-7.
12. Li J., Liu H., Yan L. et al. Numerical Well Testing of Ultra-Deep Fault-controlled carbonate reservoirs: a geological model-based approach with machine learning assisted inversion. *Processes*. 2026. Vol. 14. No. 2. Art. No. 187. DOI: 10.3390/pr14020187.
13. Maciel R.S., Carneiro J.N.E., Souza A.F.F., Monteiro D., Gunnerud V. A method for inorganic scaling simulation: multiphase flow and multi-ionic brine with a mass transfer approach. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*. 2026. Vol. 48. No. 5. Art. No. 355. DOI: 10.1007/s40430-025-06290-6.
14. Motaei E., Yunos K.A.B., Othman T.R.T., Ghadami N. AI-Guided ensemble modeling for optimized well test analysis to unlock exploration targets and narrow down uncertainty in volumetric assessment. *Journal of Petroleum Geology*. 2026. DOI: 10.1111/jpg.70055.
15. Nabipour I., Raoof A., Qajar J. Resolution-aware multiscale 3D CNNs for permeability estimation in carbonate rocks: an architecture-agnostic transfer-learning framework. *Advances in Water Resources*. 2026. Vol. 213. Art. No. 105311. DOI: 10.1016/j.advwatres.2026.105311.

16. Rahimi M., Riahi M.A. Integration of the RNN and geostatistics methods for permeability prediction: a case study from the surmeh formation, Persian Gulf. *Discover Applied Sciences*. 2026. Vol. 8. No. 4. Art. No. 394. DOI: 10.1007/s42452-026-08350-5.
17. Santana H.M., Leite E.P. 3D facies modeling of a carbonate reservoir in the Santos Basin using machine learning. *Journal of Applied Geophysics*. 2026. Vol. 245. Art. No. 106049. DOI: 10.1016/j.jappgeo.2025.106049.
18. Tahvildari S.P., Shojaei S., Masihi M. A physics-informed hybrid ML framework for pore pressure and fracture gradient prediction in carbonate reservoirs. *Scientific Reports*. 2026. Vol. 16. No. 1. Art. No. 8925. DOI: 10.1038/s41598-026-41773-z.
19. Temizel C., Tutun S., Canbaz C.H. et al. AI applications in reservoir characterization, geology, and geophysics. in: *artificial intelligence in the energy industry: theory, case studies, and applications*. CRC Press. 2026. pp. 81–159. DOI: 10.1201/9781003617327-2.
20. Wang L., Wang H., Wei S. et al. A Novel Quick-Win dual-branch neural operator proxy for real-time waterflood simulation in heterogeneous porous carbonate reservoirs. *IPTC Summit on AI for the Energy Industry (IPTC 2026)*. 2026. DOI: 10.2523/IPTC-25133-MS.
21. Zhang T., Yan K., Feng Z., Liu Y., Xie K., Wang F., Meng L. A 3D Permeability prediction model for multicomponent carbonate rocks: multisoft-threshold transformer-UNet. *SPE Journal*. 2026. Vol. 31. No. 4. pp. 2489–2499. DOI: 10.2118/231860-PA.