Russian Journal of Earth Sciences ISSN: 1681-1208

Выделение трещин по данным электрического скважинного микроимиджера на основе нейросети YOLO и полусинтетической обучающей выборки на примере полигона Utah FORGE

Н. Д. Архипов[1,*]

[1]Московский физико-технический институт, г. Долгопрудный, Российская Федерация
***Адрес для корреспонденции:** Николай Дмитриевич Архипов, arkhipov.nd@phystech.edu

Аннотация: Оценка естественной трещиноватости горных пород по данным электрического скважинного микроимиджера (Fullbore Formation MicroImager, FMI) представляет собой важную задачу резервуарной геомеханики, исследований трудноизвлекаемых запасов углеводородов и характеристики геотермальных систем. Вместе с тем ручная разметка трещин на FMI-изображениях трудоёмка и существенно зависит от опыта интерпретатора, тогда как существующие алгоритмы автоматизации – градиентные операторы, преобразование Хаффа и свёрточные нейронные сети, опробованные преимущественно на акустических имиджерах, – недостаточно устойчивы к шумам и типичным для электрических микроимиджеров вертикальным артефактам. Цель работы – разработать устойчивый подход автоматического обнаружения трещин на FMI-изображениях средствами глубокого обучения. Основу алгоритма составляет нейросеть YOLOv11s, адаптированная к выделению протяжённых и пересекающихся синусоидальных структур. Для преодоления типичного для геофизических задач дефицита размеченных данных сформирован полусинтетический обучающий набор: на 154 реальных FMI-изображениях скважины 78B-32 полигона Utah FORGE накладывались параметрически генерируемые синусоидальные трещины, что позволило получить 2140 обучающих и 310 валидационных изображений (всего 8406 экземпляров трещин); независимая проверка проведена на 110 реальных изображениях, размеченных экспертом. На валидационной выборке модель показала следующие значения: Precision = 0,85, Recall = 0,78, mAP@50 = 0,807. Для реальных данных при восстановлении параметров синусоидальных аппроксимаций трещин получены Precision = 0,46 и F_1 = 0,296, что более чем втрое превышает показатели опорного алгоритма на основе детектора границ DexiNed (Precision = 0,153, F_1 = 0,155). Результаты исследования подтверждают применимость подхода с обучением на полусинтетических данных к задачам интерпретации FMI-изображений.

Ключевые слова: микроимиджер, выделение границ, глубокое обучение, FMI, машинное обучение, автоматическая детекция трещин

Цитирование: Архипов Н. Д. Выделение трещин по данным электрического скважинного микроимиджера на основе нейросети YOLO и полусинтетической обучающей выборки на примере полигона Utah FORGE // Russian Journal of Earth Sciences. — 2026. — Т. 26. — ES3015. — DOI: 10.2205/2026es001139 — EDN: HLXPXI

Research Article

https://elibrary.ru/HLXPXI

Получено: 7 декабря 2025 г.
Принято: 7 июня 2026 г.
Опубликовано: 31 августа 2026 г.

© 2026. Коллектив авторов.

1. Введение

Оценка напряжённо-деформированного состояния (НДС) горных пород является одной из ключевых задач резервуарной геомеханики. Среди современных направлений особый интерес представляет метод, основанный на установлении зависимости между параметрами НДС и характеристиками естественной трещиноватости пород [*Дубиня и Тихоцкий*, 2022]. Для реализации данного подхода необходимо наличие информации о конфигурации и ориентации трещин, получаемой на основе интерпретации данных геофизических исследований скважин (ГИС).

Однако процесс выделения трещин и определения их геометрических характеристик по данным электрического микроимиджера является трудоёмким и требует значительных затрат времени при ручной обработке. В связи с этим актуальной задачей становится автоматизация анализа изображений микроимиджера с целью ускорения и повышения точности оценки трещиноватости пород.

В России и мире наблюдается тренд на увеличение проводимых работ ГИС. В связи с тем, что традиционные месторождения углеводородов постепенно исчерпывают запасы, всё большую актуальность приобретает направление добычи трудноизвлекаемых запасов углеводородов. Поэтому метод гидроразрыва пласта и сопутствующие исследования ГИС, например, такие как оценка параметров наведённой трещиноватости и геомеханических свойств коллекторов представляют собой важную задачу для нефтегазовой отрасли. Также в мире наблюдается рост числа исследований источников геотермальной энергии, что также приводит к росту числа исследований электрическими скважинными микроимиджерами.

Одним из ключевых факторов развития и внедрения современных методов обработки и интерпретации данных является переход нефтегазовой отрасли к развитию промышленности 4.0. Этот переход предполагает интеграцию методов искусственного интеллекта и автоматизированных систем контроля в различные области работы компании, а также соответствует современным тенденциям цифровизации и автоматизации производственных процессов.

К настоящему времени предложен ряд подходов к автоматизации выделения трещин по данным скважинных микроимиджеров. Классические методы, основанные на градиентных операторах (фильтры Канни и Собеля) и преобразовании Хаффа [*Gonzalez and Woods*, 2002; *Shafiabadi et al.*, 2021], обладают ограниченной устойчивостью к шумам и текстурным неоднородностям. Свёрточные нейронные сети [*Krizhevsky et al.*, 2012], включая Fast R-CNN [*Dias et al.*, 2020] и Mask R-CNN [*Du et al.*, 2023], продемонстрировали более высокую точность, однако применялись преимущественно к данным акустических имиджеров. В предшествующей работе автора [*Архипов*, 2024] была предложена методика на основе детектора границ DexiNed с последующей синусоидальной аппроксимацией, которая, однако, показала недостаточную устойчивость к артефактам электрических микроимиджеров. Указанные ограничения обосновывают необходимость разработки новых подходов, ориентированных на специфику FMI-данных.

Все вышеперечисленные факторы подтверждают актуальность данного исследования, направленного на разработку метода автоматического распознавания трещин по данным электрического скважинного микроимиджера с использованием глубокого обучения.

2. Материалы и методы

2.1. Электрические микроимиджеры и интерпретация данных

Электрические микроимиджеры предназначены для получения высокоразрешающих «изображений» электрического сопротивления горных пород в приствольной зоне скважины. Одним из первых приборов, появившихся в середине 1980-х годов, был микроимиджер, оснащённый двумя измерительными «подушками», каждая из которых содержала 27 кнопочных электродов. Такая конфигурация обеспечивала охват около 20% стенки скважины диаметром 216 мм. В современных условиях одной из наиболее широко применяемых моделей является Fullbore Formation MicroImager (FMI), способный обеспечивать до 80% покрытия стенки скважины того же диаметра [*Gaillot et al.*, 2007].

Принцип работы микроимиджера основан на непрерывном измерении электрического тока, проходящего через каждый из электродов, контактирующих со стенкой скважины. Измерительные «подушки» содержат массив кнопочных электродов. При подаче напряжения на удалённый электрод, расположенный вдоль оси прибора в скважинной жидкости, ток проходит через окружающие породы и возвращается

к приёмным электродам. Плотность тока вблизи каждого из электродов зависит от удельного электрического сопротивления горной породы в данной точке. Таким образом, инструмент обеспечивает высокое разрешение в измерении пространственных вариаций сопротивления. Разрешающая способность прибора определяется размером электродов и их расположением: в современных моделях вертикальное и горизонтальное разрешение составляет порядка 5 мм. Обнаружение неоднородностей, размеры которых меньше этой величины, не может быть гарантировано [*Gaillot et al.*, 2007].

На изображениях электрических микроимиджеров выделяют разнообразные геологические объекты, включая трещины, плоскости напластования, каверны, а также естественную слоистость. Трещины, ориентированные под углом к оси скважины, проявляются в виде синусоидальных кривых. Открытые трещины, заполненные буровым раствором, отображаются как тёмные (низкое сопротивление) синусоиды, в то время как закрытые или минерализованные трещины выглядят светлыми (высокое сопротивление) [*Fu et al.*, 2023].

Области естественной слоистости обычно проявляются в виде чередующихся горизонтальных полос или синусоидальных поверхностей, отражающих изменения текстуры или состава пород. Каверны и зоны разрушения характеризуются низким сопротивлением и нерегулярной текстурой изображения [*Mazdarani et al.*, 2023].

Таким образом, интерпретация FMI-изображений позволяет получить детальную информацию о геологическом строении разреза, что является ключевым фактором при оценке геомеханических и коллекторских свойств пород.

2.2. Обзоры прошлых работ

Как было описано выше, в процессе интерпретации на FMI-изображениях необходимо выделять синусоидальные сигнатуры, которые являются проявлением трещиноватости. Характеристики таких кривых – амплитуда и фаза – соответственно отражают угол падения и азимут простирания структур. В случаях, когда протяжённость трещины ограничена и она не охватывает весь диаметр скважины, на изображении регистрируется лишь часть синусоиды, что затрудняет автоматическое распознавание. В связи с этим задача автоматической обработки FMI-изображений сводится к выявлению неполных или искажённых квазисинусоидальных форм и последующему извлечению их параметров.

В литературе представлено несколько подходов к решению этой задачи с применением методов машинного обучения и классических методов выделения границ на изображениях. Наиболее часто используются классические градиентные методы, такие как фильтры Канни и Собеля, а также преобразование Хаффа, позволяющее выявлять линейные и криволинейные структуры [*Shafiabadi et al.*, 2021]. Вместе с тем были предложены и более сложные алгоритмы, включая методы на основе графовых моделей, позволяющие не только выделять трещины, но и сегментировать другие элементы FMI-изображений, например, зоны вывалов или текстурные особенности пород [*Li et al.*, 2019]. Также в ряде работ применяются свёрточные нейронные сети, демонстрирующие высокую точность в задачах выделения трещин [*Dias et al.*, 2020].

Несмотря на свою распространённость, градиентные методы [*Shafiabadi et al.*, 2021] обладают низкой устойчивостью к шумам и ограниченной обобщающей способностью. Графовые алгоритмы [*Li et al.*, 2019], хотя и позволяют учитывать более широкий контекст изображения, требуют ручной корректировки и дообучения для повышения точности выделения. Свёрточные нейронные сети [*Dias et al.*, 2020] демонстрируют высокую точность в распознавании хорошо выраженных, контрастных трещин. Однако на текущем этапе такие модели применяются преимущественно для обработки данных, полученных с акустических микроимиджеров. Это связано с тем, что изображения, получаемые с FMI микроимиджеров, содержат выраженные вертикальные артефакты, связанные с конструктивной особенностью прибора, что существенно осложняет обучение нейросетевых моделей и снижает качество их генерализации.

Учитывая перечисленные ограничения, можно заключить, что универсального и полностью надёжного алгоритма для автоматического выделения трещин на FMI-изображениях в настоящее время не существует. Это обосновывает необходимость разработки новых подходов, в том числе нейросетевых, ориентированных на комплексное и устойчивое выделение границ геологических объектов на скважинных изображениях.

2.3. Методика обучения нейросети

Для создания алгоритма, способного показывать высокое качество прогноза на шумных данных, а также способного к прогнозам на данных с различных полигонов, предлагается использовать подход с обучением свёрточной нейросети YOLO (You Only Look Once). Для обучения нейросети подобного вида необходимо использовать широкий корпус размеченных данных для обучения модели, который в случае с данными электрических микроимиджеров получить довольно затруднительно. Поэтому для обучения нейросети предлагается использовать особый подход к генерации размеченных синтетических данных для обучения нейросети, представленный на рис. 1, а затем получать прогнозы на реальных данных при помощи обученной нейросети.



Рис. 1. Методика обучения нейросети для полусинтетического набора данных.

Генерация синтетических данных для обучения нейросетей представляет собой нетривиальную задачу, которой посвящено значительное количество исследований в области машинного обучения и моделирования данных [*McLennan*, 2021]. Для создания вариативного обучающего набора данных использовался следующий подход:

1. На первом этапе происходит отбор изображений без трещин из реальных данных, при этом обладающих вариативной сигнатурой (распределением амплитуд, текстурой проявления особенностей разреза, и т. д.).
2. После этого на полученных изображениях случайным образом генерируются синтетические трещины с вариативным набором аугментаций.

Данный алгоритм позволяет создавать высоковариативный набор размеченных данных для обучения нейросети, обладающий при этом свойствами «домена» изображений микроимиджеров.

2.4. Геологическая характеристика полигона Utah FORGE

Исходные данные были взяты с полигона Utah FORGE (Frontier Observatory for Research in Geothermal Energy), предназначенного для экспериментальной отработки технологий создания усовершенствованных геотермальных систем (Enhanced Geothermal Systems, EGS). Полигон расположен в южной части штата Юта (США), на восточном склоне хребта Mineral Mountains, в пределах активного геотермального поля Roosevelt Hot Springs. Район характеризуется высоким геотермическим градиентом, низкой естественной проницаемостью и наличием массивов кристаллических горных пород, представляющих интерес для моделирования EGS-резервуаров. В данной работе использованы FMI-изображения, полученные из скважины 78B-32, так как в ней был представлен широкий набор данных ГИС, а также была предоставлена подробная интерпретация FMI-изображений [*Jones et al.*, 2024].

Верхняя часть разреза полигона Utah FORGE представлена аллювиальными отложениями мощностью до ~950 м, сформированными в условиях склонового и озёрного типа. Эти отложения включают чередование гравелитов, песчаников, алевритов и глинистых слоёв с прослоями вулканокластических пород и эпизодическими вулканическими туфами.

Ниже, начиная с глубины порядка 950 м, фиксируется переход к кристаллическому основанию, представленному катаклазированными гранитоидными породами. С увеличением глубины, примерно с 1200 м, наблюдается смена фаций на более массивные и слабокатаклазированные гранитоиды.

По данным геофизических каротажей и сейсмических измерений, в зоне перехода от осадочного чехла к гранитоидному основанию отмечается резкое увеличение плотности и скорости продольных волн (V_p) – с ~2,5 км/с до более 5,0 км/с. Ниже 1200 м породы демонстрируют стабильные сейсмические свойства, указывая на более монолитную и слаборазрушенную литологию [*Jones et al.*, 2024]. На рис. 2 представлены примеры FMI-изображений, соответствующих различным типам горных пород вдоль ствола скважины.

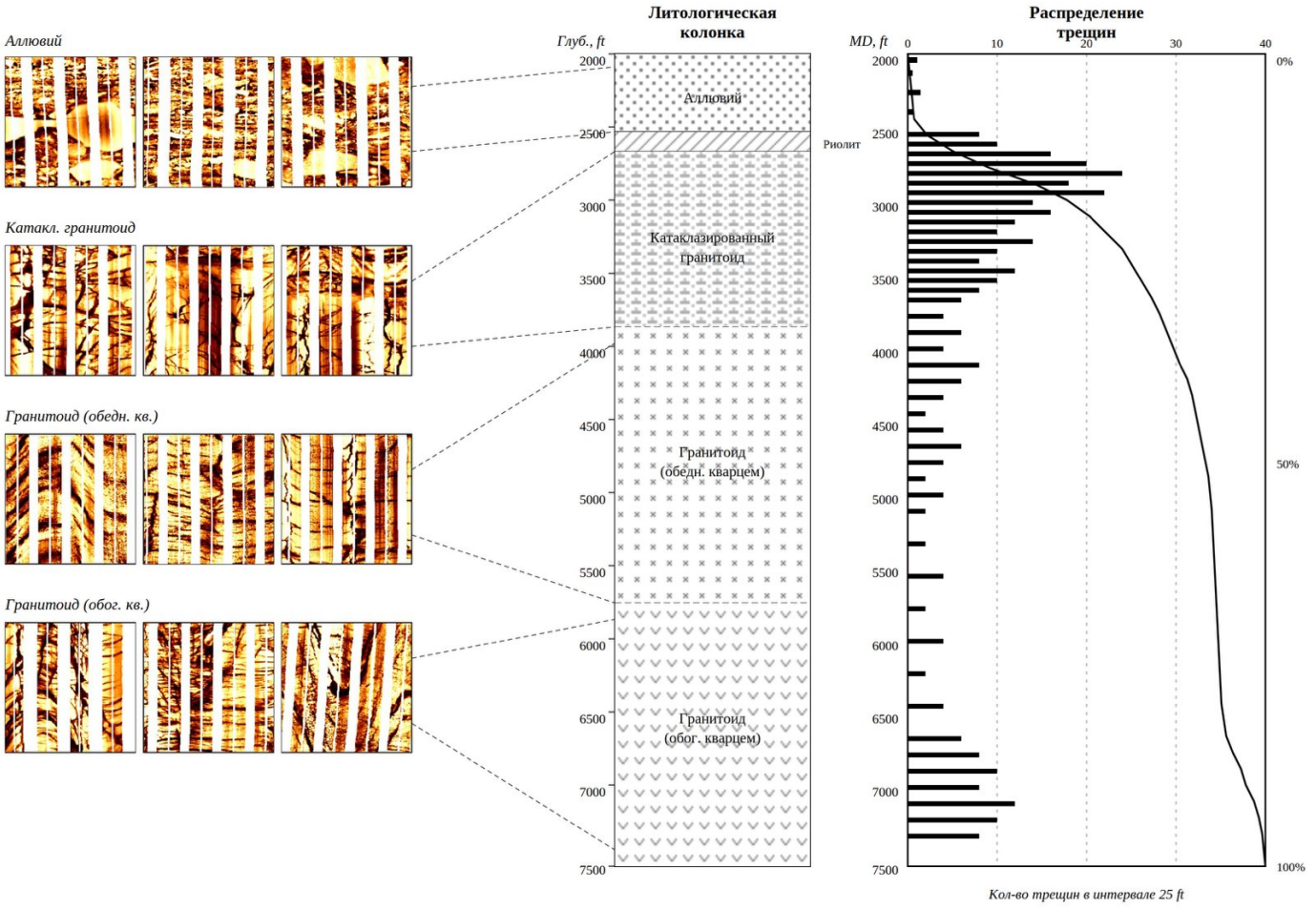


Рис. 2. Соответствие различных «сигнатур» FMI-изображений породам представленным на полигоне Utah FORGE.

2.5. Генерация синтетических данных

Исходные данные электрического микроимиджера представлены в виде двумерного массива размерности $[n;m]$, где n – число отсчётов по вертикали, m – число отсчётов по горизонтали. При подготовке изображений к обработке свёрточной нейронной сетью, по вертикали данные были разбиты на фрагменты фиксированной длины – по

640 отсчётов, а по горизонтали – приведены к размеру 256 отсчётов при использовании линейной интерполяции. При этом амплитудный диапазон сигналов нормализовался к интервалу $[0;1]$, что обеспечивало единый масштаб значений входных данных. Характерные вертикальные артефакты FMI-изображений (пропущенные полосы между измерительными пластинами) намеренно не устранялись на этапе предобработки. Такой подход позволяет нейросети обучаться игнорировать артефакты прибора и корректно продолжать трассировку трещин через зоны отсутствия данных. Данная стратегия предпочтительнее предварительной интерполяции пропущенных полос генеративными методами, поскольку последние вносят собственные артефакты, на которых модель может формировать ложные детекции.

Параметры синтетических синусоид были откалиброваны по распределениям, полученным из экспертной интерпретации скважины 78B-32 [*McLennan*, 2021]. Амплитуда A, определяющая угол падения трещины через соотношение $\tan(\alpha) = \frac{2A}{d}$, где d – диаметр скважины, генерировалась по логнормальному закону с параметрами $\mu = 4{,}35$ и $\sigma = 1{,}0$ для $\ln(A+1)$, ограниченному интервалом $[2;640]$ пикселей. Данное распределение обеспечивало медианную амплитуду около 77 пикселей при сохранении как малоамплитудных субгоризонтальных (квартиль Q1 = 35 пикселей), так и высокоамплитудных крутопадающих (квартиль Q3 = 165 пикселей) трещин. Фаза, определяющая азимут падения, задавалась равномерным распределением на интервале $[0;2\pi)$. Видимая ширина трещины на изображении генерировалась по нормальному закону с параметрами $\mu = 15$ и $\sigma = 4$ пикселя при ограничении $[5;22]$ пикселя, что соответствует медианной эффективной ширине 13,9 пикселей, установленной по экспертным данным. На каждое фоновое изображение накладывалось от 1 до 10 трещин в случайных позициях по глубине.

Реальные трещины на изображениях FMI отличаются от идеальных синусоид нерегулярностью центральной линии, переменной раскрытостью и локальными искажениями формы. Для воспроизведения этих особенностей на идеальную синусоиду накладывался сглаженный случайный шум с амплитудой до 40% от ширины трещины, имитирующий отклонения центральной линии от гладкой кривой. Раскрытость модулировалась вдоль протяжения трещины случайным одномерным профилем с вариацией до 50% от базовой ширины, что воспроизводит характерную для естественной трещиноватости неравномерность заполнения минерализацией или буровым раствором. Дополнительно к маске каждой трещины применялась упругая деформация [*Simard et al.*, 2003] со случайными параметрами, моделирующая нелинейные локальные искажения формы. С вероятностью 10% синтетическая трещина занимала лишь часть горизонтальной протяжённости изображения (от 25% до 90%), имитируя фрагментарные и частично прослеживаемые трещины.

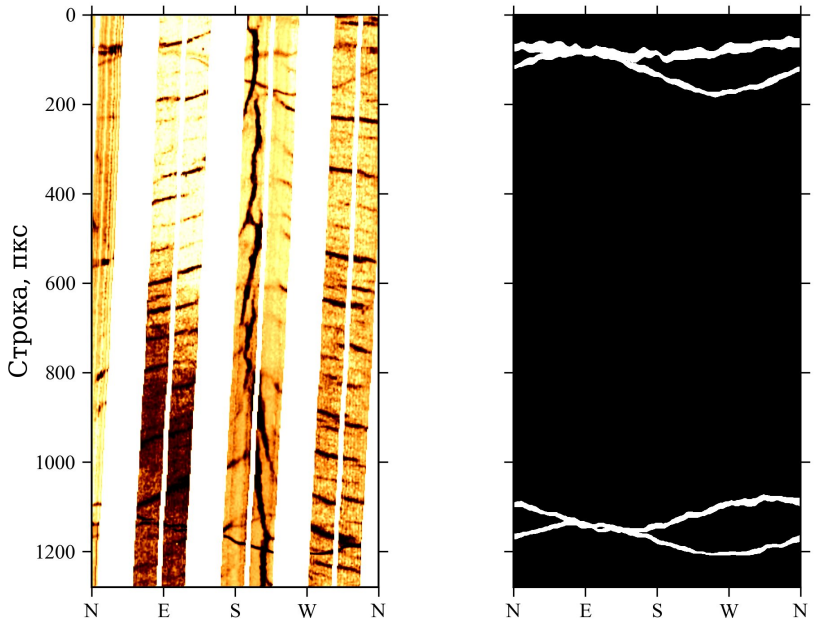
Контраст синтетической трещины относительно вмещающей породы является ключевым параметром, определяющим её распознаваемость на изображении. Интенсивность задавалась пропорционально локальному стандартному отклонению яркости фона в области генерации, что обеспечивало адаптацию контраста к литологическим вариациям вдоль разреза. Калибровочный множитель был подобран эмпирически для достижения отношения контраст/шум около 0,46, соответствующего значениям, измеренным на реально размеченных трещинах. Яркость убывала от центральной линии к краям по Гауссову профилю, воспроизводя постепенный переход от заполненной зоны трещины к ненарушенной породе. Для имитации неоднородности минерального заполнения применялись одномерная вариация яркости вдоль простирания трещины (до 60%) и двумерный процедурный шум (Perlin noise, 3 октавы), формирующий мелкомасштабную текстуру внутри маски трещины.

С целью повышения вариативности обучающего множества применялись геометрические аугментации изображений. Циклический горизонтальный сдвиг до 180 пикселей является физически обоснованной операцией, поскольку изображение FMI представляет собой развёртку цилиндрической поверхности ствола скважины, и произвольный выбор начальной точки развёртки не изменяет содержания изображения. Поми-

мо этого применялись горизонтальное отражение и случайная обрезка с последующим масштабированием до исходного размера. Каждое из 154 фоновых изображений использовалось для генерации 10 вариантов с различными комбинациями синтетических трещин; всего было получено 1540 синтетических изображений. Из них 1230 изображений вошли в обучающую выборку, а 310 – в валидационную.

Дополнительно для балансировки обучающей выборки были включены 910 изображений – реальные FMI-срезы без трещин (43% от объёма обучающей выборки). Данная стратегия была направлена на снижение ложноположительных срабатываний: без неё модель интерпретировала текстуру слоистости породы как пологие трещины. Такой подход обеспечивал как структурное разнообразие данных, так и сохранение ключевых визуальных признаков, характерных для FMI-изображений с трещиноватыми объектами.

Суммарно в 1230 синтетических изображениях обучающей выборки содержалось 6783 экземпляра трещин (в среднем 5,5 трещины на изображение), в 310 валидационных изображениях – 1623 экземпляра; общее число экземпляров трещин составило 8406. Пример сгенерированного синтетического изображения и соответствующих ему истинных масок трещин представлен на рис. 3.



(а) (б)

Рис. 3. Пример сгенерированного синтетического изображения (а) и соответствующих ему истинных масок синтетических трещин (б).

2.6. Архитектура нейросети

Модели семейства YOLO относятся к одноэтапным архитектурам сегментации изображений, в которых задачи классификации и локализации решаются одновременно за один проход нейронной сети. Такой подход обеспечивает высокую скорость обработки изображений при сохранении конкурентного уровня точности, что выгодно отличает YOLO от двухэтапных методов, основанных на генерации полигонов [*Redmon et al.*, 2016].

Существенным преимуществом YOLO является её широкое распространение в научном и инженерном сообществе. На сегодняшний день разработано множество библиотек и фреймворков, реализующих данную архитектуру, включая Ultralytics и MMDetection, что значительно упрощает процесс внедрения и структуризации экспериментов по обучению модели [*Terven et al.*, 2023]. Важным свойством является также

высокая эффективность обучения: модель демонстрирует сравнительно быструю сходимость, что позволяет проводить большое количество экспериментов в ограниченные временные сроки [*Bochkovskiy et al.*, 2020].

Особое значение имеет тот факт, что YOLO уже применялась для решения задач, близких к рассматриваемой проблематике. В частности, архитектура использовалась для выделения линейных структур, включая трещины и дефекты при обработке данных изображений различных бетонных поверхностей [*Diwan et al.*, 2023]. Это подтверждает её релевантность для анализа изображений, содержащих объекты со сложной морфологией.

В совокупности эти характеристики позволяют рассматривать YOLO как эффективную опорную архитектуру: с одной стороны, она обеспечивает высокий уровень производительности изначально, а с другой – служит основой для дальнейшей оптимизации и адаптации под специализированные задачи анализа изображений.

2.7. Обучение нейросети

Обучение нейросети проводилось на выборке, включающей 2140 изображений в тренировочном наборе и 310 изображений валидационных данных. В качестве архитектуры использовалась облегчённая модификация YOLO – модель YOLOv11s, которая позволяет проводить вычисления с высокой скоростью при сохранении достаточного уровня точности. Следует отметить, что использование ещё более компактных моделей показало снижение качества прогнозов, особенно в случаях сегментации пересекающихся объектов.

Обучение выполнялось в течение 150 эпох, использовался оптимизатор SGD с начальной скоростью обучения 0,01 и `batch size` 4. Подбор оптимальных гиперпараметров (включая скорость обучения, коэффициенты регуляризации и т. д.) осуществлялся при помощи метода, аналогичного `GridSearch`, что позволило определить наиболее эффективную конфигурацию гиперпараметров. Размер набора данных был также определён экспериментально: увеличение объёма обучающей выборки не приводило к существенному росту качества прогноза модели, что указывает на достижение порога информативности исходных данных.

3. Результаты и обсуждение

3.1. Результат обучения на полусинтетическом наборе данных

Для количественной оценки качества обучения модели использовались стандартные метрики детектирования и сегментации объектов: Precision, Recall, F1-score и mean Average Precision (mAP). Метрика Precision характеризует долю корректно предсказанных объектов относительно общего числа прогнозов, Recall отражает полноту обнаружения целевых объектов. Метрика mAP, усредняющая показатели точности по различным порогам перекрытия (IoU), применялась для комплексной оценки качества локализации и сегментации.

Высокие значения метрик, достигнутые на валидационном наборе данных, подтверждают успешность обучения модели. Значение mAP50 = 0,807 свидетельствует о высоком качестве распознавания и сегментации объектов при пороге перекрытия IoU = 0,50. Метрики Precision и Recall на валидационном наборе достигли значений 0,85 и 0,78 соответственно, что подтверждает способность модели корректно обнаруживать и сегментировать трещины на синтетических изображениях. Следует отметить, что для тонких линейных объектов, таких как трещины, метрика mAP при строгих порогах IoU систематически занижена вследствие малой площади масок, поэтому mAP50 является более адекватным показателем качества для данной задачи. Динамика метрик качества на валидационной выборке в процессе обучения представлена на рис. 4.

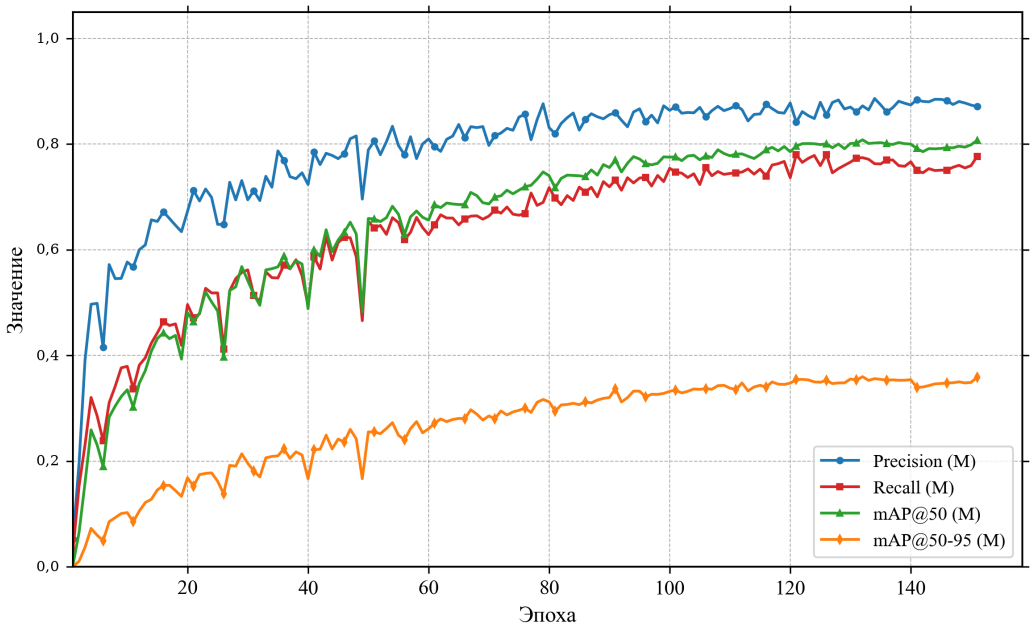


Рис. 4. Метрики качества прогноза модели на валидационном наборе данных при обучении модели.

3.2. Результат прогнозов параметров трещин на валидационном наборе данных

Далее были оценены результаты прогнозов модели на валидационном наборе данных относительно предсказанных параметров трещин. Для этого необходимо прогнозные маски трещин, предсказанные моделью, привести к облаку точек и далее подобрать оптимальный синус, который и будет представлять собой параметры трещины (рис. 5).

Подбор оптимального синуса проводился при помощи модификации метода градиентного спуска из пакета SciPy [*Vugrin et al.*, 2007], в основе которого лежит алгоритм Левенберга–Марквардта. Каждая синусоида описывается тремя параметрами, определёнными в разделе «Генерация синтетических данных»: амплитудой A (угол падения), фазой φ (азимут падения) и вертикальным смещением b (глубина залегания трещины на изображении). Оценка раскрытости (апертуры) трещины в настоящей реализации не производилась и является направлением дальнейших исследований. Таким образом для каждого изображения был получен набор истинных параметров трещин, а также набор прогнозных параметров трещин. Для оценки качества восстановления параметров синусоидальных структур предсказанные и истинные объекты сопоставлялись по критерию близости амплитуды, фазы и смещения. На основании количества совпадений, а также числа пропущенных и ложнопредсказанных объектов рассчитывались стандартные метрики Precision, Recall и F_1. Значения метрик оказались равны Precision = 0,731, Recall = 0,769, F_1 = 0,750 на валидационном наборе данных. Визуально были выделены характерные ошибки прогноза:

- Прогнозы на кусках трещин, где размер маски не позволяет подобрать истинные параметры трещины.
- Слишком большое искажение маски шумом Перлина и аугментации, после которого отличие в истинных параметрах трещины и предсказанных превышало пороговое значение.

Были получены высокие значения метрик Precision, Recall и F1-score на полусинтетических данных, что подтверждает корректность подхода и обеспечивает основание для последующего применения разработанного алгоритма на реальных данных.

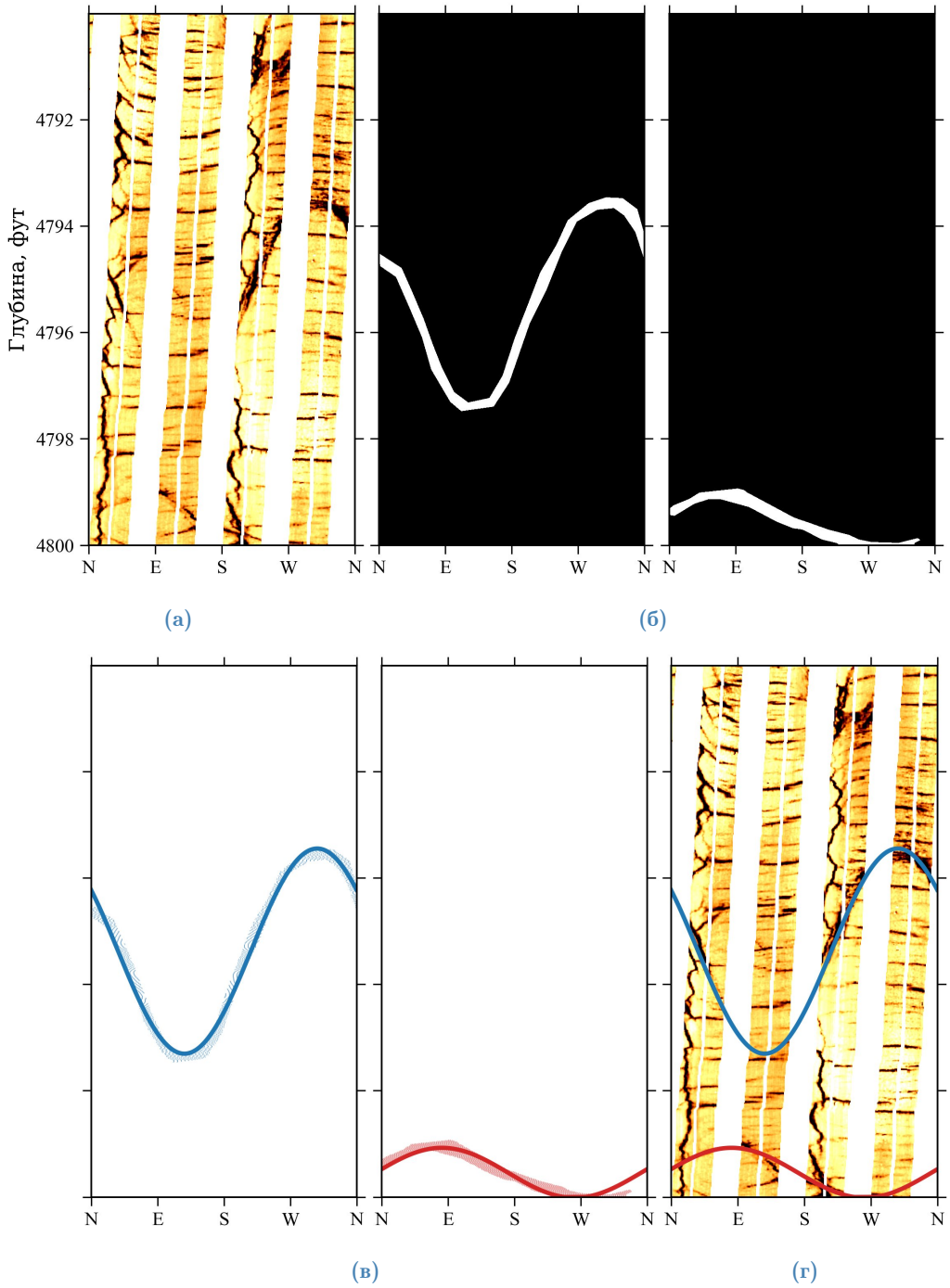


Рис. 5. Схема подбора оптимального синуса, описывающего параметры трещины, (а) – исходное изображение, (б) – спрогнозированные маски трещин, (в) – аппроксимация каждой маски трещиной, (г) – итоговое изображение с аппроксимированными параметрами трещин.

3.3. Результат прогнозов на реальных данных

Для прогнозов на реальных данных были отобраны 110 изображений, размеченных экспертом. Размер выборки составляет 20% от общего набора данных, представленных для данной скважины. В подобных исследованиях по прогнозу трещин на FMI-изображениях, как правило, приводится объём валидационной выборки, сопоставимый с представленным в данной работе. В рассматриваемом наборе данных каждая трещина привязана к конкретному изображению и геометрически представляется синусоидальной кривой. Далее для данного набора трещин был сделан прогноз при помощи

нейросети, обученной на полусинтетическом наборе данных. На основании количества совпадений, а также числа пропущенных и ложнопредсказанных объектов рассчитывались стандартные метрики Precision, Recall и F1-score. Значения метрик оказались равны Precision = 0,460, Recall = 0,218, F_1 = 0,296 на реальных данных. Наблюдается уменьшение метрик при переходе от оценки на синтетических данных к реальным, что соответствует разрыву между доменами (domain gap) [*Nikolenko*, 2021]. Этот разрыв обусловлен систематическими различиями между синтетической обучающей выборкой и реальными изображениями: упрощённая параметрическая модель трещин не полностью воспроизводит морфологическое разнообразие естественной трещиноватости, а синтетический фон, несмотря на использование реальных FMI-фрагментов, не охватывает всю вариативность текстурных и амплитудных характеристик разреза. Тем не менее алгоритм показывает существенно более высокое значение Precision по сравнению с Recall, что означает: когда модель обнаруживает трещину, параметры синусоидальной аппроксимации восстанавливаются корректно, однако значительная часть реальных трещин остаётся необнаруженной вследствие различий в текстуре и контрасте между синтетическими и реальными данными.

Также были рассчитаны метрики опорной модели, описанной в работе [*Архипов*, 2024], основанной на выделении границ при помощи DexiNed. Перед прогнозом изображения были предобработаны в соответствии с подходом, описанным в данной работе, включая нормализацию и сглаживание методом нелокального среднего. После этого были рассчитаны метрики качества прогноза. Они оказались равны F_1 = 0,155, Precision = 0,153, Recall = 0,158. Низкие значения метрик связаны с неустойчивостью к шумам представленного алгоритма, а также его неспособностью разделять резкие изменения амплитуды на изображениях и трещины, так как он основан на алгоритме выделения границ.

На рис. 6 представлены примеры выделения трещин описанными алгоритмами. В большинстве случаев предсказания YOLO точно повторяют истинные кривые, что подтверждает способность алгоритма корректно восстанавливать параметры трещиноватости. Основные отклонения наблюдаются при пересечениях и сложных текстурных участках, где модель частично смещает фазу или амплитуду.

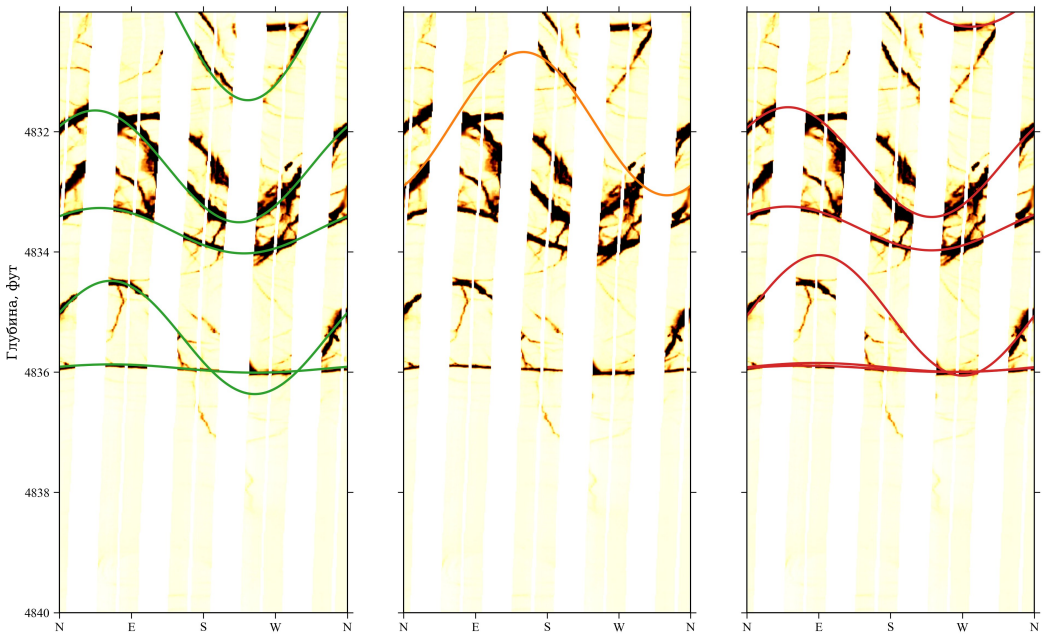


Рис. 6. Сравнение прогнозов опорной модели и предложенного подхода на реальном наборе данных. (а) – истинная разметка, (б) – прогноз на основе алгоритма выделения границ, (в) – прогноз на основе YOLO.

4. Заключение

В данной работе был реализован метод обучения нейросети на полусинтетическом наборе данных, сформированном на основе реальных FMI-изображений. Такой подход позволил восполнить недостаток размеченных данных и обеспечить их вариативность, необходимую для корректного обучения модели. Результаты показали, что предложенный метод способен успешно восстанавливать параметры синусоидальных аппроксимаций трещин как на полусинтетических, так и на реальных данных, что подтверждает его практическую применимость.

Количественная оценка качества прогноза алгоритма была проведена на синтетических данных и включала как классические метрики качества обнаружения объектов, рассчитанные по маскам, выделенным на изображении, так и более прикладные, демонстрирующие качество прогноза относительно предсказанных параметров трещин. Разработанный метод показал высокую эффективность на синтетическом наборе, но значение метрик было снижено при прогнозе на реальных данных вследствие описанного выше разрыва между доменами.

Также было проведено количественное сравнение с опорным алгоритмом на основе выделения границ. Было продемонстрировано увеличение точности алгоритма более чем в 3 раза и увеличение F_1 в 2 раза, что подтверждает практическую применимость и более высокую устойчивость к шумам предложенного подхода.

В дальнейшем подход планируется развивать в двух направлениях: обучение модели на реальных скважинных данных и расширение набора предсказываемых классов трещин (открытые, закрытые, а также трещины разрыва, вызванные бурением). Переход модели к обучению на реальных данных с использованием экспертных разметок позволит уменьшить разрыв между доменами, повысить качество прогноза на участках со сложной текстурой и пересечениями трещин. Кроме того, представляется перспективным использование дополнительных геофизических атрибутов стандартного комплекса ГИС (скорости упругих волн, данные гамма-каротажа) в качестве вспомогательных признаков при генерации синтетических данных и классификации обнаруженных структур. Также перспективным направлением является использование архитектур сегментации, специализированных под задачу попиксельной сегментации, таких как U-Net [*Ronneberger et al.*, 2015].

Благодарности. Автор выражает благодарность администраторам сайта https://gdr.openei.org/ за предоставление доступа к данным, использованным в данном исследовании. Автор также благодарит своего научного руководителя, академика РАН, доктора физико-математических наук С. А. Тихоцкого, за ценные рекомендации и консультации при проведении исследования и подготовке публикации.

Список литературы

Архипов Н. Д. Методика выделения трещин на основе данных микроимиджера с использованием методов машинного обучения // Сейсмические приборы. — 2024. — Т. 60, № 2. — С. 53—66. — https://doi.org/10.21455/si2024.2-4

Дубиня Н. В. и Тихоцкий С. А. О методе решения обратной задачи восстановления напряженно-деформированного состояния массива горных пород по данным о естественной трещиноватости // Физика Земли. — 2022. — № 4. — С. 113—134. — https://doi.org/10.31857/S0002333722040020

Bochkovskiy A., Wang C.-Y. and Liao H.-Y. M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. — 2020. — https://doi.org/10.48550/ARXIV.2004.10934

Dias L. O., Bom C. R., Faria E. L., et al. Automatic detection of fractures and breakouts patterns in acoustic borehole image logs using fast-region convolutional neural networks // Journal of Petroleum Science and Engineering. — 2020. — Vol. 191. — P. 107099. — https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107099

Diwan T., Anirudh G. and Tembhurne J. V. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications // Multimedia Tools and Applications. — 2023. — Vol. 82, no. 6. — P. 9243–9275. — https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y

Du L., Lu X. and Li H. Automatic fracture detection from the images of electrical image logs using Mask R-CNN // Fuel. — 2023. — Vol. 351. — P. 128992. — https://doi.org/10.1016/j.fuel.2023.128992

Fu Zh., Lu Sh., Wang H., et al. Natural fracture occurrence model based on FMI imaging logging // ACS Omega. — 2023. — Vol. 8, no. 2. — P. 2034–2045. — https://doi.org/10.1021/acsomega.2c05262

Gaillot Ph., Brewer T., Pezard Ph., et al. Supplement 1: Borehole Imaging Tools – Principles and Applications // Scientific Drilling. — 2007. — No. 5. — P. 1. — https://doi.org/10.2204/iodp.sd.5.07s1.2007

Gonzalez R. C. and Woods R. E. Digital image processing. — 2. ed., internat. ed. — Upper Saddle River, NJ : Prentice-Hall, 2002. — 793 p. — Includes bibliographical references and index. - Previous ed.:Reading, Mass..: Addison-Wesley, 1992.

Jones C., Simmons S. and Moore J. Geology of the Utah frontier observatory for research in geothermal energy (FORGE) enhanced geothermal system (EGS) site // Geothermics. — 2024. — Vol. 122. — P. 103054. — https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2024.103054

Krizhevsky A., Sutskever I. and Hinton G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. — Curran Associates, Inc., 2012.

Li X.-N., Shen J.-S., Yang W.-Ya., et al. Automatic fracture-vug identification and extraction from electric imaging logging data based on path morphology // Petroleum Science. — 2019. — Vol. 16, no. 1. — P. 58–76. — https://doi.org/10.1007/s12182-018-0282-6

Mazdarani A., Kadkhodaie A., Wood D. A., et al. Natural fractures characterization by integration of FMI logs, well logs and core data: a case study from the Sarvak Formation (Iran) // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. — 2023. — Vol. 13, no. 5. — P. 1247–1263. — https://doi.org/10.1007/s13202-023-01611-8

McLennan J. Utah FORGE Well 78B-32 Daily Drilling Reports and Logs. — 2021. — https://doi.org/10.15121/1814488

Nikolenko S. I. Synthetic data for deep learning. — Cham, Switzerland : Springer International Publ., 2021. — https://doi.org/10.1007/978-3-030-75178-4

Redmon J., Divvala S., Girshick R., et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). — IEEE, 2016. — P. 779–788. — https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.91

Ronneberger O., Fischer Ph. and Brox Th. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. — Springer International Publishing, 2015. — P. 234–241. — https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

Shafiabadi M., Kamkar-Rouhani A., Ghavami Riabi S. R., et al. Identification of reservoir fractures on FMI image logs using Canny and Sobel edge detection algorithms // Oil & Gas Science and Technology – Revue d'IFP Energies nouvelles. — 2021. — Vol. 76. — P. 10. — https://doi.org/10.2516/ogst/2020086

Simard P. Y., Steinkraus D. and Platt J. C. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis // Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003. Proceedings. Vol. 1. — IEEE Comput. Soc, 2003. — P. 958–963. — https://doi.org/10.1109/icdar.2003.1227801

Terven J., Córdova-Esparza D. M. and Romero-González J. A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS // Machine Learning and Knowledge Extraction. — 2023. — Vol. 5, no. 4. — P. 1680–1716. — https://doi.org/10.3390/make5040083

Vugrin K. W., Swiler L. P., Roberts R. M., et al. Confidence region estimation techniques for nonlinear regression in groundwater flow: Three case studies // Water Resources Research. — 2007. — Vol. 43, no. 3. — https://doi.org/10.1029/2005wr004804

Russian Journal of Earth Sciences Online ISSN: 1681-1208

YOLO-Based Fracture Detection on Electrical Borehole Microimager Data with a Semi-Synthetic Training Set: Case Study at Utah FORGE

N. D. Arkhipov[1,**]

[1]Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russian Federation
****Correspondence to:** Nikolai Arkhipov, arkhipov.nd@phystech.edu

Abstract: The assessment of natural rock fracturing from electrical borehole microimager (Fullbore Formation MicroImager, FMI) data is an important task of reservoir geomechanics, unconventional hydrocarbon exploration, and the characterization of geothermal systems. At the same time, manual fracture picking on FMI images is labor-intensive and depends substantially on the interpreter's experience, whereas existing automated algorithms – gradient operators, the Hough transform, and convolutional neural networks tested primarily on acoustic imagers – lack robustness to noise and to the vertical artifacts typical of electrical microimagers. The aim of this work is to develop a robust methodology for automatic fracture detection on FMI images by means of deep learning. The proposed algorithm is built around a YOLOv11s neural network adapted to the detection of elongated and intersecting sinusoidal structures. To overcome the shortage of labeled data that is typical of geophysical tasks, a semi-synthetic training set was constructed: parametrically generated sinusoidal fractures were superimposed on 154 real FMI images from well 78B-32 of the Utah FORGE site, which yielded 2140 training and 310 validation images (8406 fracture instances in total); independent verification was performed on 110 real images labeled by an expert. On the validation set, the model achieved Precision = 0.85, Recall = 0.78, and mAP@50 = 0.807. On real data, the recovery of sinusoidal fracture-approximation parameters yielded Precision = 0.46 and F_1 = 0.296, more than three times the values of the baseline edge-detection algorithm based on DexiNed (Precision = 0.153, F_1 = 0.155). These results confirm the applicability of the semi-synthetic-training approach to FMI image interpretation tasks.

Keywords: microimager, edge detection, DL, fullbore microimager, FMI, machine learning, deep learning

Research Article

Received: December 7, 2025
Accepted: June 7, 2026
Published: August 31, 2026

Citation: Arkhipov N. D. (2026), YOLO-Based Fracture Detection on Electrical Borehole Microimager Data with a Semi-Synthetic Training Set: Case Study at Utah FORGE, *Russian Journal of Earth Sciences*, 26, ES3015, https://doi.org/10.2205/2026ES001139, EDN: HLXPXI

© 2026. The Authors.

References

Arkhipov N. D. Fracture detection technique based on microimager data using machine learning methods // Seismicheskie Pribory. — 2024. — Vol. 60, no. 2. — P. 53–66. — https://doi.org/10.21455/si2024.2-4 — (In Russian).

Bochkovskiy A., Wang C.-Y. and Liao H.-Y. M. YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection. — 2020. — https://doi.org/10.48550/ARXIV.2004.10934

Dias L. O., Bom C. R., Faria E. L., et al. Automatic detection of fractures and breakouts patterns in acoustic borehole image logs using fast-region convolutional neural networks // Journal of Petroleum Science and Engineering. — 2020. — Vol. 191. — P. 107099. — https://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107099

Diwan T., Anirudh G. and Tembhurne J. V. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications // Multimedia Tools and Applications. — 2023. — Vol. 82, no. 6. — P. 9243–9275. — https://doi.org/10.1007/s11042-022-13644-y

Du L., Lu X. and Li H. Automatic fracture detection from the images of electrical image logs using Mask R-CNN // Fuel. — 2023. — Vol. 351. — P. 128992. — https://doi.org/10.1016/j.fuel.2023.128992

Dubinya N. V. and Tikhotskiy S. A. Method for the Inverse Problem Solution for Reconstruction of Stress Strain State of Rock Mass Based on Natural Fractures Data // Izvestiya, Physics of the Solid Earth. — 2022. — Vol. 58, no. 4. — P. 544–561. — https://doi.org/10.1134/s1069351322040024

Fu Zh., Lu Sh., Wang H., et al. Natural fracture occurrence model based on FMI imaging logging // ACS Omega. — 2023. — Vol. 8, no. 2. — P. 2034–2045. — https://doi.org/10.1021/acsomega.2c05262

Gaillot Ph., Brewer T., Pezard Ph., et al. Supplement 1: Borehole Imaging Tools – Principles and Applications // Scientific Drilling. — 2007. — No. 5. — P. 1. — https://doi.org/10.2204/iodp.sd.5.07s1.2007

Gonzalez R. C. and Woods R. E. Digital image processing. — 2. ed., internat. ed. — Upper Saddle River, NJ : Prentice-Hall, 2002. — 793 p. — Includes bibliographical references and index. - Previous ed.:Reading, Mass..: Addison-Wesley, 1992.

Jones C., Simmons S. and Moore J. Geology of the Utah frontier observatory for research in geothermal energy (FORGE) enhanced geothermal system (EGS) site // Geothermics. — 2024. — Vol. 122. — P. 103054. — https://doi.org/10.1016/j.geothermics.2024.103054

Krizhevsky A., Sutskever I. and Hinton G. E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // Advances in Neural Information Processing Systems. — Curran Associates, Inc., 2012.

Li X.-N., Shen J.-S., Yang W.-Ya., et al. Automatic fracture-vug identification and extraction from electric imaging logging data based on path morphology // Petroleum Science. — 2019. — Vol. 16, no. 1. — P. 58–76. — https://doi.org/10.1007/s12182-018-0282-6

Mazdarani A., Kadkhodaie A., Wood D. A., et al. Natural fractures characterization by integration of FMI logs, well logs and core data: a case study from the Sarvak Formation (Iran) // Journal of Petroleum Exploration and Production Technology. — 2023. — Vol. 13, no. 5. — P. 1247–1263. — https://doi.org/10.1007/s13202-023-01611-8

McLennan J. Utah FORGE Well 78B-32 Daily Drilling Reports and Logs. — 2021. — https://doi.org/10.15121/1814488

Nikolenko S. I. Synthetic data for deep learning. — Cham, Switzerland : Springer International Publ., 2021. — https://doi.org/10.1007/978-3-030-75178-4

Redmon J., Divvala S., Girshick R., et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). — IEEE, 2016. — P. 779–788. — https://doi.org/10.1109/cvpr.2016.91

Ronneberger O., Fischer Ph. and Brox Th. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention – MICCAI 2015. — Springer International Publishing, 2015. — P. 234–241. — https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28

Shafiabadi M., Kamkar-Rouhani A., Ghavami Riabi S. R., et al. Identification of reservoir fractures on FMI image logs using Canny and Sobel edge detection algorithms // Oil & Gas Science and Technology – Revue d'IFP Energies nouvelles. — 2021. — Vol. 76. — P. 10. — https://doi.org/10.2516/ogst/2020086

Simard P. Y., Steinkraus D. and Platt J. C. Best practices for convolutional neural networks applied to visual document analysis // Seventh International Conference on Document Analysis and Recognition, 2003. Proceedings. Vol. 1. — IEEE Comput. Soc, 2003. — P. 958–963. — https://doi.org/10.1109/icdar.2003.1227801

Terven J., Córdova-Esparza D. M. and Romero-González J. A. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS // Machine Learning and Knowledge Extraction. — 2023. — Vol. 5, no. 4. — P. 1680–1716. — https://doi.org/10.3390/make5040083

Vugrin K. W., Swiler L. P., Roberts R. M., et al. Confidence region estimation techniques for nonlinear regression in groundwater flow: Three case studies // Water Resources Research. — 2007. — Vol. 43, no. 3. — https://doi.org/10.1029/2005wr004804