

УДК 550.834:004.8

Гибридный алгоритм детектирования и локализации микросейсмических событий по данным DAS на основе MLE и 3D/2D-CNN: апробация на нагнетательной скважине и перспективы мониторинга

■ Емельянов Б.В.¹, Рыжов В.А.¹, Шарапов И.Р.¹, Хабаров А.В.², Рыков А.П.², Моисеенков А.В.².

¹ ООО «ИАС». Россия, г. Москва.

² ООО «Сахалинская Энергия». 693008, Россия, г. Южно-Сахалинск.

Аннотация. Работа посвящена разработке автоматизированного метода детектирования и пространственной локализации микросейсмических событий по скважинным данным распределенного акустического зондирования. Цель исследования состоит в повышении устойчивости обнаружения слабых событий в условиях интенсивных нестационарных и пространственно-коррелируемых помех. Методическая основа включает формирование базы синтетических микросейсмических сигналов с варьируемыми параметрами источника и уровнем сигнал-шум с их последующей интеграцией в реальные шумовые записи для имитации полевых условий. Первичная оценка пространственно-временных параметров источника выполняется методом максимального правдоподобия с построением трехмерных массивов, описывающих распределение значений решающей функции в координатах глубина–радиус–время. На основе этих массивов разработаны и обучены две нейросетевые модели, предназначенные для уточнения координат события и подавления влияния сложной структуры шума. Полученные результаты демонстрируют увеличение количества найденных событий при $SNR < 1$. Показано, что предложенный гибридный подход обеспечивает повышение вероятности обнаружения слабых микросейсмических событий при одновременном сокращении числа ложных срабатываний в условиях реальных скважинных шумов.

В настоящее время идея использования гибридных ИИ/ML алгоритмов с включением в логику их работы физических принципов находит все большее практическое применение и подтверждается эмпирическими наблюдениями. Предлагаемый подход открывает дополнительные перспективы в пассивных наблюдениях DAS: регистрация данных с полезным сигналом может проводиться не только после остановки работы нагнетательной скважины, но и эпизодически в периоды закачки и при смене режимов нагнетания; появляются возможности по мониторингу целостности флюидоупоров в интервалах целевой закачки [1, 2].

Ключевые слова: DAS, микросейсмический мониторинг, MLE, U-Net, CNN.

Введение

Технология распределенного акустического зондирования (Distributed Acoustic Sensing, DAS) за последнее десятилетие трансформировала подходы к мониторингу скважинных процессов. Использование стандартного одномодового оптоволоконного кабеля в качестве распределенного сенсора позволяет регистрировать волновые поля с высокой пространственной

плотностью — до одного датчика на погонный метр. Это важно для таких задач, как мониторинг микросейсмической активности в окрестности скважин и контроль целостности флюидоупоров при разных режимах заводнения в нагнетательных скважинах [3, 4].

Мониторинг в нагнетательных скважинах с большим отклонением от вертикали методом DAS в процессе закачки является

одной из наиболее востребованных, но методически сложных задач промысловой геофизики. В процессе закачки жидкости в пологонаправленный ствол происходит поглощение пластом-коллектором закачиваемого флюида с повышением порового давления в пласте. При превышении давления гидроразрыва трещина авто-ГРП развивается вертикально вдоль наибольшего горизонтального напряжения и отдаляется от ствола скважины, также происходит реактивация естественной трещиноватости. В таких условиях стандартные методы промысловой геофизики (ПГИ) становятся неинформативными для ее полной геометризации, а микросейсмические исследования как раз позволяют отслеживать события на удалении и контролировать динамическое поведение трещин.

Контроль процесса закачки флюида в нагнетательных скважинах с большим отклонением от вертикали является критически важной задачей для оценки эффективности поддержания пластового давления, контроля профиля приемистости и обеспечения геомеханической безопасности (предотвращения прорывов флюида в нецелевые интервалы). Распределенное акустическое зондирование (DAS) предоставляет уникальные возможности для непрерывного пространственно-временного мониторинга [5]. В частности, комплексирование данных DAS с распределенной термометрией (DTS) позволяет напрямую сопоставлять зоны сейсмической активности с фактическими интервалами приемистости, что подтверждено на примере экспериментальных данных морских нагнетательных скважин [2].

Однако ключевой проблемой при анализе данных DAS в процессе закачки является крайне низкое отношение сигнал/шум [6]. Технологические шумы от движения флюида, работы насосного оборудования и температурных деформаций маскируют полезные сигналы от микросейсмических

событий [7]. Применение базовых алгоритмов детектирования в таких условиях приводит к пропуску значительной части слабо энергетических событий [6]. В результате формируется разреженное и фрагментированное облако микросейсм, которое зачастую образует неестественные геометрические паттерны при кластеризации, не отражающие реальную физику процесса. Это делает невозможным достоверное восстановление сейсмических событий, что критически снижает ценность получаемых геофизических данных.

Для геофизика-интерпретатора практическая ценность качественного детектора определяется не только полнотой и точностью обнаружения событий как таковых, но и тем, насколько результат детектирования допускает содержательную геологическую и технологическую интерпретацию: привязку каждого события к конкретному интервалу поглощения вдоль горизонтального ствола, оценку динамики развития трещины автоГРП во времени, разделение событий, связанных с ростом индуцированной трещины, от событий, вызванных перетоком по уже существующим проводящим путям или нарушением герметичности заколонного пространства. В этой связи актуальной задачей является не только повышение точности детектирования слабых микросейсмических событий на фоне интенсивных техногенных помех, характерных для процесса закачки (вибрации насосного оборудования, турбулентность потока, колебания колонны), но и формирование результата — пространственно-временного распределения событий, оценки их значимости SNR — в виде, пригодном для прямой геологической и технологической интерпретации специалистом-геофизиком без необходимости погружения в детали устройства нейросетевой модели.

Однако высокая плотность данных сопровождается проблемой низкого от-

ношения сигнал-шум (SNR). В отличие от наземной сейсморазведки, скважинные измерения DAS подвержены специфическим техногенным помехам: вибрациям насосных агрегатов, турбулентным потокам флюида, а также низкочастотным колебаниям обсадной колонны. Эти помехи часто обладают той же частотной характеристикой и скоростными характеристиками, что и целевые микросейсмические события. Классические методы детектирования, такие как STA/LTA или алгоритмы на основе когерентности (Semblance), часто оказываются неэффективными, генерируя либо чрезмерное количество ложных срабатываний, либо пропуская слабые события ($SNR < 1$). История развития методов мониторинга и переход к современным высокоплотным системам регистрации подробно рассмотрены в работе [1].

В данной работе предлагается гибридный алгоритм детектирования. Он сочетает в себе строгость физической модели метода максимального правдоподобия (Maximum Likelihood Estimation, MLE) и возможности глубокого обучения. Метод MLE оптимален для оценки параметров сигнала в гауссовом шуме. При этом точность самой MLE-локации существенно зависит от точности задаваемой скоростной модели среды. Пределы чувствительности и неопределенность локации в этих условиях подробно исследованы в работе [8]. Для фильтрации сложных, нестационарных помех в предлагаемом алгоритме применяются модели U-Net и 3D/2D-CNN. Применение нейронных сетей для распознавания сейсмических фаз уже показало свою эффективность в смежных задачах сейсмологии [10].

Применение алгоритма локации MLE и базовый алгоритм детектирования событий

Задача локации микросейсмических событий в данной работе рассматривается как поиск параметров источника, миними-

зирующих расхождение между наблюдаемым полем и теоретическим откликом среды. Микросейсмический источник имел форму импульса с широкополосной временной функцией, обеспечивающей возбуждение частотного диапазона 10-300 Гц.

Особенностью DAS является регистрация только одной компоненты деформации вдоль оси кабеля. Это накладывает ограничения на определение азимута источника. В связи с этим задача решается в осесимметричной постановке (координаты: глубина Z и радиальное удаление R). Для расчета откликов использовалась вертикально-неоднородная изотропная горизонтально-слоистая модель, построенная на основе данных ВСП и акустического каротажа. Скорости V_p и V_s при этом адаптируются под каждую конкретную зону наблюдения.

Математически модель сигнала на k -м канале представляется как линейная комбинация откликов от компонентов тензора сейсмического момента:

$$z_k(t) = n_k(t) + \sum_i^N M^i s_k^i(t) \quad (1)$$

где $n_k(t)$ — аддитивный коррелированный шум, M^i — компоненты сейсмического момента, $s_k^i(t)$ — функция Грина (модельный отклик) для i -й компоненты момента. Метод максимального правдоподобия позволяет не только локализовать событие, но и рассчитать статистическую меру уверенности — значение $SNRLoc(M)$ [9]:

$$SNRLoc(M) = M^T \text{Cov}(M)^{-1} M \quad (2)$$

Этот параметр служит основным индикатором наличия когерентного сигнала, соответствующего физической модели распространения волн в данной среде. Данный параметр показывает меру того, насколько система локацией уверена в событии.

Базовый алгоритм детектирования

микросейсмических событий основан на анализе трехмерного массива локализаций SNRLoc с координатами (глубина, радиус, время). Этот массив SNRLoc, вычисляемый методом MLE, служит основным признаком (входным параметром) для последующих нейросетевых моделей, а не финальным пороговым решением для детектирования.

Для базового алгоритма детектирования исходный массив пространственных временных значений преобразовывался в одномерную временную зависимость $\max\text{SNRLoc}(t)$, выступающую в качестве решающей функции детектирования. Для этого пространственные координаты (глубина, радиус) сворачивались с использованием функции $\max()$, после чего для функции $\max\text{SNRLoc}(t)$ вычислялись локальные максимумы во времени, соответствующие потенциальным микросейсмическим событиям.

Применения моделей машинного обучения U-Net и 3D/2D-CNN для детектирования событий

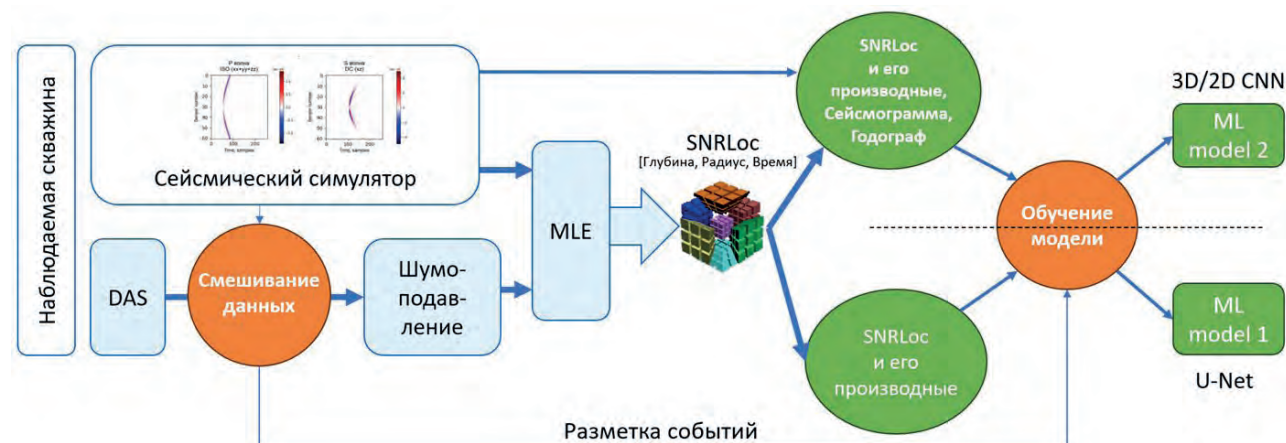
Для сравнения базового детектора (основанного исключительно на решающей функции MLE) и двух предложенных детекторов на основе машинного обучения (U-Net и 3D/2D-CNN) были использованы синтетические данные, в которых точно задавались микросейсмические события, выступающие в роли эталонной раз-

метки. Наличие такой разметки является обязательным условием для контролируемого обучения нейросетевых архитектур и позволяет объективно сопоставить их прогнозы с результатами работы базового метода. Схема обучения моделей машинного обучения показана на рисунке 1. Два варианта моделей: U-Net и 3D/2D-CNN.

Формирование датасета для обучения осуществлялось путем использования модельных откликов, которые были интегрированы в реальные шумовые записи на соответствующих глубинах и моментах времени. Также задавались значения SNR при смешивании модельных откликов с реальными данными. Отношение сигнал/шум задавалось в диапазоне от 0.2 до 4. Уровень $\text{SNR} < 1$ имитирует слабые события, практически полностью скрытые в шуме, а значения $\text{SNR} > 1$ характеризуют отклики, которые легко идентифицируются на волновой картине. Сформированные данные передавались в алгоритм локализации MLE. В ходе сканирования выбранной области изучения на выходе формируется трехмерный массив признаков SNRLoc (глубина, радиус, время).

В качестве первой модели обучения была использована архитектура U-Net. На вход модели U-Net были поданы 5 признаков SNRLoc, преобразование Гилберта, временная производная, локальная дисперсия и логарифм спектральной энергии. Многоканальное

▼ Рис. 1. Схема обучения моделей машинного обучения. Два варианта моделей: U-Net и 3D/2D-CNN.



представление данных позволяет модели анализировать волновое поле одновременно во временной и спектральных областях, повышая точность детектирования событий в зашумленных данных. Результатом прогнозирования является бинарная классификация, где 1 – событие и 0 – шум.

В качестве второй модели обучения была использована архитектура 3D/2D – CNN. Так как данные SNRLoc и сейсмограмм имеют разную физическую природу для их обучения была использована архитектура из двух сверточных нейронных сетей с поздним слиянием через механизм внимания. На первую ветвь подается три канала: SNRLoc, локальная дисперсия и производная. На выходе получается вектор из 128 признаков. На вторую ветвь подается два канала: сейсмограмма и годографы Р и S волн — также итог 128-мерный вектор. Далее сеть адаптивно объединяет оба представления через механизм внимания, автоматически определяя вклад каждой модальности в зависимости от качества сигнала: при слабых событиях модель больше опирается на пространственный куб SNRLoc, при выраженных приходах волн — на сейсмограмму. Объединенное представление далее используется одновременно для двух задач: определения наличия события и оценки уровня SNR, что повышает устойчивость детектирования и улучшает разделение сигнала и шума.

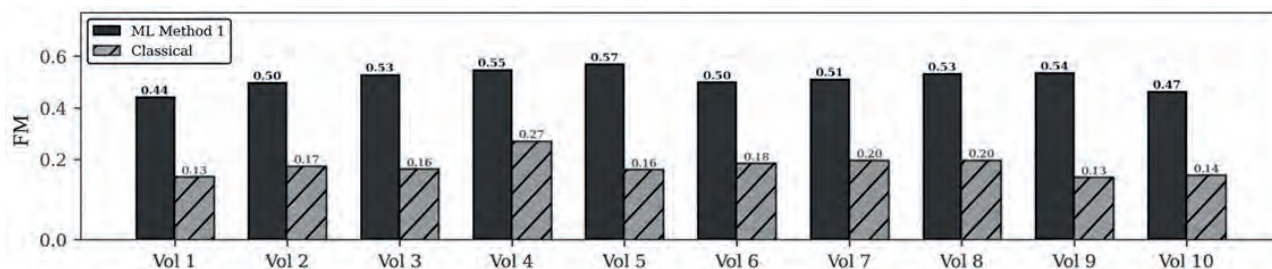
Результаты детектирования на синтетических и реальных данных

Всего было сгенерировано 1000 синтетических кадров, каждый из которых содержал 45 микросейсмических событий. Такой объем обеспечивает достаточно полное покрытие параметрического пространства и формирует способность модели к обобщению в условиях неопределенности локализации источника, ме-

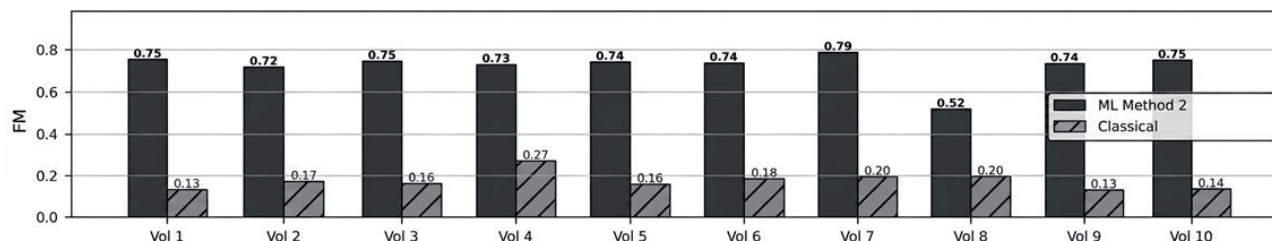
ханизма излучения и уровня шума. Для обучения моделей была сформирована синтетическая база данных, включающая в себя реальные данные и модельные отклики микросейсмических событий. Генерация данных выполнялась методом стохастического параметрического моделирования с варьированием пространственных, временных и динамических характеристик источника. Положение источника задавалось случайным образом в пределах глубины 2400-4000 метров и радиального удаления от скважины 10-210 метров. Время возникновения события также выбиралось случайно в интервале 0-2 секунд, что позволило сформировать сигналы с различным положением гиперболических фронтов на сейсмограммах и обеспечить устойчивость модели к изменению временной позиции события. Вариативность механизма очага задавалась случайным выбором компонент симметричного тензора момента m_{xx} , m_{zx} , m_{zz} в диапазоне от -2 до 2, что позволило моделировать различные типы механизмов излучения. Для количественной оценки качества обнаружения микросейсмических событий использовался модифицированный показатель Фоулкса–Маллоуза (Fowlkes–Mallows, FM).

На рисунке 2 показан показатель FM для базового детектора и детектора на основе U-Net для каждого из десяти объемов. **Детектор на основе U-Net** демонстрирует стабильное превосходство во всех без исключения случаях: значения FM варьируются в диапазоне 0,44–0,57, тогда как для базового детектора этот диапазон составляет 0,13–0,27. Средний показатель FM по всем объемам составляет 0,514 для детектора на основе U-Net против 0,174 для базового детектора, что соответствует трехкратному превосходству предложенного подхода.

На рисунке 3 представлено сравнение предложенной второй модели (де-



▲ Рис. 2. Сравнение методов обнаружения сейсмических событий базового подхода и первой модели U-Net по десяти тестовым объемам.



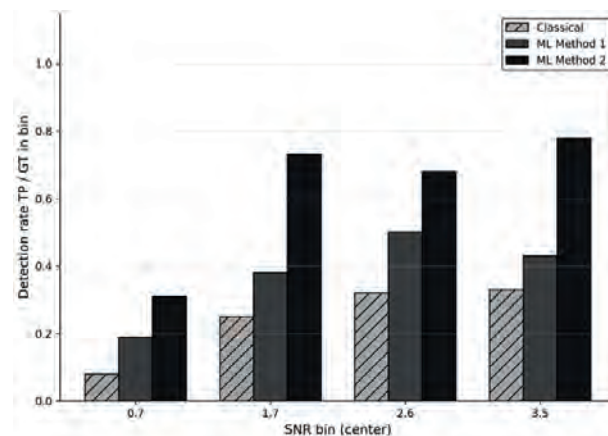
▲ Рис. 3. Сравнение методов обнаружения сейсмических событий базового подхода и второй модели 3D/2D-CNN по десяти тестовым объемам.

тектора на основе 3D/2D-CNN) и базового детектора по десяти независимым тестовым пакетам данных. **Детектор на основе 3D/2D-CNN** демонстрирует стабильно высокую FM-меру для всех пакетов данных: значения варьируются от 0,72 до 0,79, составляя в среднем 0,722, и лишь в наборе данных 8 наблюдается заметное снижение до 0,52, что может быть связано с повышенным уровнем когерентных помех в данном интервале наблюдений. Базовый алгоритм детектирования микросейсмических событий показывает значительно более низкие результаты: FM-мера не превышает 0,27 ни на одном из пакетов данных и в среднем составляет 0,174, что в четыре раза ниже по сравнению со второй моделью.

На рисунке 4 представлено сравнение трех методов детектирования микросейсмических событий по метрике полноты обнаружения Recall в разбивке по диапазонам SNR: базового порогового алгоритма, построенного на решающей функции SNRloc, первого нейросетевого подхода на основе архитектуры U-Net, и предложенного гибридного 3D/2D-CNN подхода с attention-слиянием ветвей SNRloc и сейсмограммы. Оба нейросе-

тевых метода превосходят базовый пороговый алгоритм во всех рассмотренных диапазонах SNR, что подтверждает эффективность применения машинного обучения для адаптации к нестационарному характеру скважинных помех. Наиболее выраженное различие между методами наблюдается в области слабых событий SNR < 1, где отношение полезного сигнала к уровню шума меньше единицы и решающая функция базового детектора наименее устойчива: в этом

▼ Рис. 4. Сравнение полноты обнаружения Recall базового алгоритма, первого подхода на основе U-Net и предложенного гибридного 3D/2D-CNN подхода по диапазонам отношения SNR на синтетической тестовой выборке.

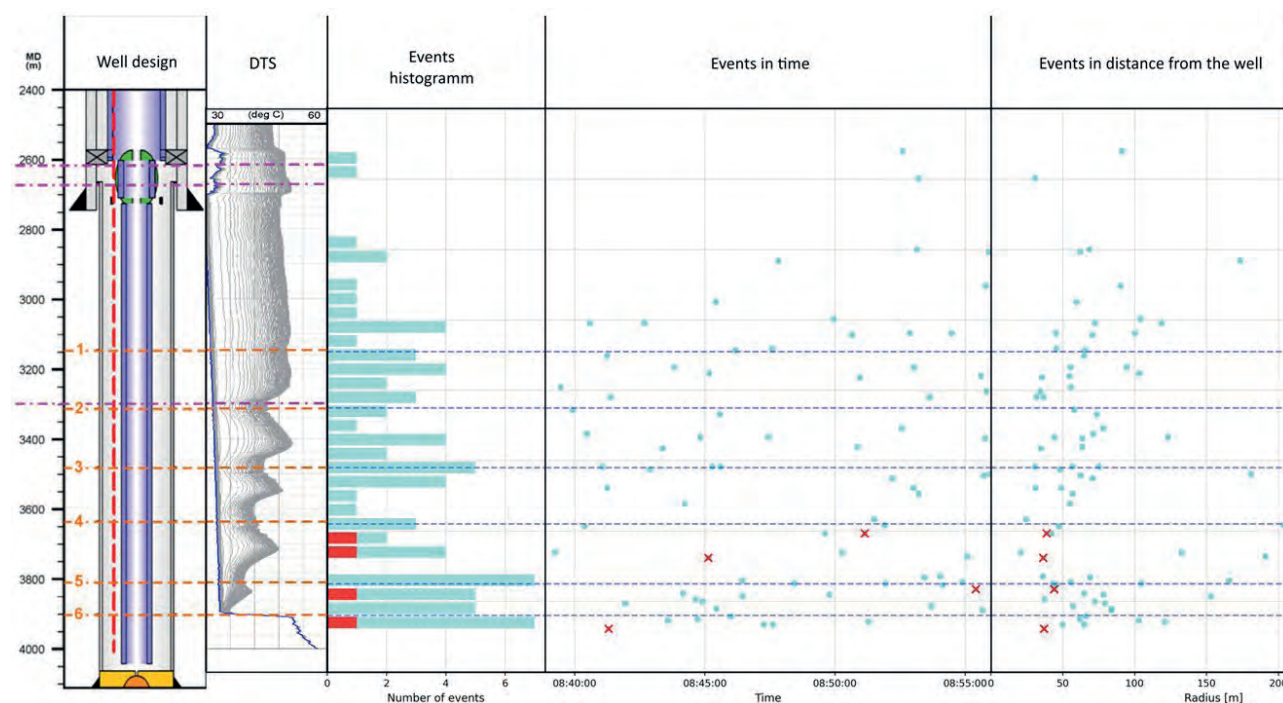


диапазоне предложенный гибридный 3D/2D-CNN подход демонстрирует наибольший прирост Recall по сравнению как с базовым алгоритмом, так и с подходом на основе U-Net. Такое преимущество объясняется совместным использованием двух источников информации разной физической природы. Если волновое вступление на сейсмограмме выражено слабо или вовсе неразличимо, модель за счет attention-механизма опирается преимущественно на ветвь SNRLoc. Эта ветвь сохраняет устойчивый локальный максимум даже при низком отношении сигнал/шум благодаря когерентному накоплению сигнала по всем каналам DAS-массива. В свою очередь, U-Net работает с ограниченным входным представлением и не обладает этим дополнительным физически обоснованным источником устойчивости. С ростом SNR, области выраженных, легко различимых событий,

разница между методами закономерно сокращается, поскольку все три подхода в этой области демонстрируют близкие к предельным значения Recall.

Итоговые результаты были получены на синтетических данных с контролируемыми параметрами источника и известной истинной разметкой событий, что позволило провести количественное сравнение методов в широком диапазоне SNR, включая область слабых событий, недоступную для надежной оценки на реальных данных из-за отсутствия достоверной ground-truth разметки. Подтвержденное на синтетических данных преимущество предложенного гибридного подхода, в особенности в области $SNR < 1$, дает основание перейти к практическому применению метода: локализации событий методом MLE и последующему детектированию с использованием гибридной 3D/2D-CNN модели

▼ Рис. 5. Результаты локации микросейсмических событий на реальных данных DAS для горизонтальной нагнетательной скважины в процессе закачки, полученные предложенным гибридным 3D/2D-CNN подходом. Слева направо: конструкция скважины с указанием портов приемистости (1–6); распределенная термометрия (DTS) вдоль ствола; гистограмма числа обнаруженных событий по глубине; распределение событий во времени; распределение событий по расстоянию (радиусу) от скважины. Красным цветом выделены события с наибольшей достоверностью локализации по SNRLoc.



непосредственно на реальных данных DAS.

Результаты локализации микросейсмических событий на реальных данных DAS с использованием предложенного гибридного 3D/2D-CNN детектора показаны на рисунке 5. Для горизонтальной нагнетательной скважины была выполнена локализация микросейсмических событий на реальных данных DAS с использованием разработанного гибридного 3D/2D-CNN алгоритма. По данным распределенной термометрии DTS наибольшая приемистость в процессе закачки зафиксирована на портах 4, 5 и 6 — в этих интервалах наблюдается наиболее выраженные температурные аномалии, связанные с охлаждением пласта за счет поглощения большего объема закачиваемой жидкости по сравнению с остальными портами. Окрестности данных портов наиболее подвержены возможности раскрытия трещин. Следовательно, при корректной работе алгоритма детектирования наибольшая плотность микросейсмической активности должна пространственно совпадать с этими интервалами приемистости.

Гистограмма числа обнаруженных событий по глубине подтверждает это ожидание: максимумы гистограммы располагаются напротив максимально поглощающих портов 4–6, что свидетельствует о физически согласованном результате локализации — обнаруженные события пространственно привязаны к интервалам реального поступления жидкости в пласт, а не распределены равномерно или случайным образом вдоль всего ствола. При этом наиболее достоверные события — с максимальными значениями SNRLoc (выделены красным на гистограмме) — сосредоточены именно на глубинах портов 4–6, как показано на рисунке 5.

То есть алгоритм не только обнаруживает события в правильном интервале,

но и присваивает наибольшую степень уверенности событиям, физически наиболее ожидаемым исходя из данных DTS. Распределение уверенных событий во времени показывает, что они регистрируются на всем протяжении рассматриваемого интервала закачки, а не сосредоточены в отдельный короткий момент. Распределение по расстоянию от скважины показывает, что наиболее достоверные события находятся в пределах 40–50 м от ствола — то есть в пределах ожидаемого радиуса развития индуцированной трещиноватости при закачке, а не на удалении, характерном для случайных шумовых срабатываний.

Важно отметить, что базовый пороговый алгоритм детектирования на этом же интервале закачки не выделил ни одного уверенного события. Это демонстрирует практическое преимущество предложенного гибридного подхода: там, где базовый детектор, основанный на пороговом сравнении решающей функции SNRLoc, оказывается нечувствительным к слабым событиям на фоне интенсивных техногенных помех закачки, адаптивная нейросетевая обработка позволяет выделить и с высокой степенью достоверности локализовать события, физически согласующиеся с независимыми геофизическими данными DTS о работающих интервалах поглощения.

Полученные результаты показывают, что предложенный гибридный подход позволяет регистрировать полезные события не только в периоды остановки работы нагнетательной скважины, но и непосредственно в процессе нагнетания, включая моменты изменения режимов нагнетания. Это создает предпосылки для организации регулярного микросейсмического мониторинга нагнетательных скважин с расширенным временным охватом, что особенно актуально в свете планируемого оснащения скважин DAS-интеррогаторами и внедрения систем

непрерывного контроля целостности покрывающих пород и образования законных перетоков.

Заключение

В данной работе представлен и проверен метод автоматического обнаружения микросейсмичности в данных DAS, использующий синергию физико-математического моделирования и технологий нейронных сетей. Гибридный подход позволил решить основную проблему внутрискважинного мониторинга — отделение слабых целевых сигналов от сильно коррелированного антропогенного шума.

Основные результаты работы

1. Разработана архитектура модели нейронной сети, адаптированная к специфике данных DAS и многоканальному вводу физических характеристик;

2. Реализована схема фильтрации шума с помощью массива SNRLoc, которая сохранила физическую интерпретируемость результатов в рамках анализа нейронной сети;

3. Для предложенного детектора на основе 3D/2D-CNN достигнуто десятикратное снижение количества ложных срабатываний при одновременном увеличении полноты обнаружения (recall) истинных событий на синтетических данных;

4. Предложенный гибридный детектор (**MLE + 3D/2D-CNN модель**) был протестирован на реальных записях DAS: полученные события подверглись дополнительной фильтрации по SNRLoc как основному признаку надежности сигнала, что позволило сохранить только события с высокой надежностью пространственного положения источника. Пространственно-временное распределение выбранных событий сравнивалось с независимыми геофизическими дан-

ными (температурным профилем DTS) и конструкцией скважины. Было установлено, что зарегистрированные события преимущественно концентрируются в интервале глубин между пакером и портами. Полученное распределение согласуется по времени с температурными аномалиями DTS, что подтверждает физическую обоснованность метода и его устойчивость к высокому уровню помех в приповерхностной части скважины; отсутствие событий выше интервала, охватываемого локализацией (см. рис. 5), обусловлено ограничением зоны обработки данных, а не фактическим отсутствием сейсмической активности на этих глубинах.

Практическая значимость работы заключается в том, что предложенный подход позволяет использовать DAS-записи, полученные непосредственно в процессе закачки, для решения широкого круга задач: мониторинга целостности пластов-флюидопоров между пластами целевой закачки, оценки трещинообразования (автоГРП) при нагнетании флюида и др. Подтвержденная на синтетических и реальных данных эффективность алгоритма создает основу для его внедрения в системы регулярного микросейсмического мониторинга нагнетательных скважин.

Данную методику можно рекомендовать для внедрения в системы мониторинга целостности пластов-флюидопоров при закачке жидкости в скважину с целью выявления зон нестабильного состояния критически важных пластов на месторождениях.

Литература

1. Karrenbach M., Cole S., Ridge A., Boone K., Kahn D., Rich J., Silver K., Langton D. Fiber-optic distributed acoustic sensing of microseismicity, strain and temperature during hydraulic fracturing // Geophysics. —

2018 [опубл. 2019]. – Vol. 84, No. 1. – P. D11–D23. – DOI: 10.1190/geo2017-0396.1.

2. Шарапов И.Р., Рыков А.П., Хабаров А.В., Милин А.Ю., Феофилов С.А., Талипов Р.Д. Перспективы комплексирования DAS и DTS на примере экспериментальных данных в нагнетательных скважинах на шельфе о. Сахалин // Геофизика. — 2024. — № 6.

3. Hartog A. H. An Introduction to Distributed Optical Fibre Sensors. – Boca Raton: CRC Press, 2017. – 470 p.

4. Parker T., Shatalin S., Farhadiroudsari M. Distributed Acoustic Sensing – a new tool for seismic applications // First Break. – 2014. – Vol. 32, No. 2. – P. 61–69.

5. Distributed Acoustic Sensing for Downhole Production and Injection Profiling," J. Pet. Technol. (SPE), Mar. 2016. [Online]. Available: <https://jpt.spe.org/distributed-acoustic-sensing-downhole-production-and-injection-profiling>

6. W. Huang, R. Wang, H. Li, and Y. Chen, "Unveiling the signals from extremely noisy microseismic data for high-resolution hydraulic fracturing monitoring," Sci. Rep., vol. 7, Art. no. 11996, Sep. 2017, doi: 10.1038/s41598-017-09711-2.

7. P. Yu, T. Zhu, C. Marone, D. Elsworth, and M. Yu, "DASEventNet: AI-Based Microseismic Detection on Distributed Acoustic Sensing Data From the Utah FORGE Well 16A(78)-32 Hydraulic Stimulation," J. Geophys. Res.: Solid Earth, 2024, doi: 10.1029/2024JB029102.

8. Рыжов В.А., Рыков А.П., Хабаров А.В., Скворцов И.В., Емельянов Б.В. Оценка пределов чувствительности и неопределенности локации микросейсмических событий при регистрации оптоволоконными измерительными системами в условиях неопределенностей скоростной модели среды // Геофизика. — 2024. — № 6. — DOI: 10.34926/geo.2024.29.55.009.

9. Birialtsev E. V., Demidov D. E., Mokshin E. V. Determination of moment tensor and location of microseismic events under conditions of highly correlated noise based on the maximum likelihood method // Geophysical Prospecting. – 2017. – Vol. 65, No. 6. – P. 1510–1526. – DOI: 10.1111/1365-2478.12485.

10. Zhu W., Beroza G. C. PhaseNet: a deep-neural-network-based seismic arrival-time picking method // Geophysical Journal International. – 2018. – Vol. 216, No. 1. – P. 261–273.