

УДК 550.348:004.032.26

DOI: 10.46698/VNC.2026.95.50.001

Оригинальная статья

Применение сверточных нейронных сетей для автоматического выделения микросейсмических событий в данных локального мониторинга Северного Кавказа

**В.В. Кукарцев^{1,2}, М.Н. Степанцевич², В.Т. Водяников²,
А.С. Прудкий², Г.Л. Козенкова³**

¹ Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана,
Россия, 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, 5,
e-mail: vlad_saa_2000@mail.ru;

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

³ Государственный морской университет имени адмирала Ф.Ф. Ушакова,
Россия, 353918, г. Новороссийск, пр. Ленина, 93,
e-mail: galleon56@mail.ru

Статья поступила: 05.06.2026, доработана: 25.08.2026, принята к публикации: ...2026

Резюме: Актуальность работы. Северный Кавказ характеризуется сложным геологическим строением, неоднородным сейсмическим фоном и влиянием природных и техногенных помех, что затрудняет автоматическое выделение слабых микросейсмических событий. Традиционные пороговые алгоритмы не всегда надежно обнаруживают низкоамплитудные сигналы, особенно при малом отношении сигнал/шум. **Цель исследования.** Оценить возможность применения сверточных нейронных сетей для автоматического обнаружения микросейсмических событий в трехкомпонентных записях локального мониторинга Северного Кавказа и сопоставить их эффективность с алгоритмом STA/LTA. **Методы исследования.** Использованы цифровые трехкомпонентные сейсмограммы локальных станций, прошедшие приведение к единой частоте дискретизации, полосовую фильтрацию, нормализацию и разделение на временные окна. Для классификации событий и шумовых фрагментов применялась одномерная CNN, анализирующая временные ряды по трем компонентам. Эффективность оценивалась по accuracy, recall, F1-мере и числу ложных срабатываний в сравнении с STA/LTA. **Результаты.** Наиболее устойчивые результаты получены для трехкомпонентных записей, окна 20 с, частоты 100 Гц и фильтрации 1–20 Гц. CNN обеспечила accuracy 0,93–0,95, recall 0,91–0,92 и F1-меру 0,92–0,93. По сравнению с STA/LTA модель лучше сохраняла баланс полноты обнаружения и ложных тревог, особенно при отношении сигнал/шум ниже 2,0. Результаты подтверждают перспективность CNN как модуля первичного обнаружения в системах сейсмического мониторинга.

Ключевые слова: микросейсмические события, сверточные нейронные сети, сейсмический мониторинг, Северный Кавказ, STA/LTA, машинное обучение, сейсмические сигналы, геодинамический риск.

Для цитирования: Кукарцев В.В., Степанцевич М.Н., Водяников В.Т., Прудкий А.С., Козенкова Г.Л. Применение сверточных нейронных сетей для автоматического выделения микросейсмических событий в данных локального мониторинга Северного Кавказа. *Геология и геофизика Юга России*. 2026. 16(3): DOI: 10.46698/VNC.2026.95.50.001

DOI: 10.46698/VNC.2026.95.50.001

Original paper

Application of convolutional neural networks for automatic detection of microseismic events in local monitoring data of the North Caucasus

V.V. Kukartsev^{1,2}, M.N. Stepansevich², V.T. Vodyannikov²,
A.S. Prudkiy², G.L. Kozenkova³

¹ Bauman Moscow State Technical University, 5,
2nd Baumanskaya Str., Moscow 105005, Russian Federation,
e-mail: vlad_saa_2000@mail.ru;

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

³ Admiral F.F. Ushakov State Maritime University,
93 Lenin Ave., Novorossiysk 353918, Russian Federation,
e-mail: galleon56@mail.ru

Received: 05.06.2026, revised: 25.08.2026, accepted:2026

Abstract: Relevance. The North Caucasus is characterized by a complex geological structure, a heterogeneous seismic background, and natural and anthropogenic noise, which complicate automatic detection of weak microseismic events. Traditional threshold-based algorithms do not always reliably detect low-amplitude signals, especially under low signal-to-noise conditions. **Aim of the study.** The study aims to evaluate the use of convolutional neural networks for automatic detection of microseismic events in three-component local monitoring records from the North Caucasus and to compare their performance with the STA/LTA algorithm. **Research methods.** Digital three-component seismograms from local stations were resampled to a common sampling rate, bandpass filtered, normalized, and divided into time windows. A one-dimensional CNN was used to classify events and noise fragments by analyzing three-component time series. Performance was evaluated using accuracy, recall, F1-score, and the number of false alarms in comparison with STA/LTA. **Results.** The most stable results were obtained for three-component records, a 20 s window, a 100 Hz sampling rate, and 1–20 Hz filtering. The CNN achieved an accuracy of 0.93–0.95, recall of 0.91–0.92, and F1-score of 0.92–0.93. Compared with STA/LTA, the model provided a better balance between detection completeness and false alarms, especially at signal-to-noise ratios below 2.0. The results confirm the promise of CNN as a primary detection module in seismic monitoring systems.

Keywords: microseismic events, convolutional neural networks, seismic monitoring, North Caucasus, STA/LTA, machine learning, seismic signals, geodynamic risk.

For citation: Kukartsev V.V., Stepansevich M.N., Vodyannikov V.T., Prudkiy A.S., Kozenkova G.L. Application of convolutional neural networks for automatic detection of microseismic events in local monitoring data of the North Caucasus. *Geologiya i Geofizika Yuga Rossii = Geology and Geophysics of Russian South*. (in Russ.). 2026. 16(3): DOI: 10.46698/VNC.2026.95.50.001

Введение

Слабые землетрясения на Северном Кавказе трудно обнаруживать автоматически из-за сочетания сложного геологического строения, плотной заселенности предгорий,

транспортной инфраструктуры, антропогенных помех и зон повышенного геодинамического напряжения [Ghimire et al., 2024]. Региональные сети фиксируют много событий с магнитудами ниже $M_L=2,0$, а их амплитуда иногда превышает фоновый шум всего на 5–20% [Fomina et al., 2016], поэтому часть сигналов теряется при визуальном анализе и пороговой обработке.

Микросейсмические события важны для уточнения активности разломов, оценки перераспределения напряжений на глубинах 3–25 км, отслеживания локальных деформаций и временных изменений сейсмичности [Заалишвили и др., 2024; Азаров и др., 2024]. Это особенно значимо там, где крупные землетрясения редки, а геодинамические процессы проявляются сериями малых толчков [Федорова и др., 2025]. Однако непрерывная трехкомпонентная регистрация с частотой 50–200 Гц формирует архивы до 10^7 – 10^9 отсчетов, что требует надежного автоматического выделения событий [Азаров и др., 2026]. Для этой задачи перспективны сверточные нейронные сети (CNN). В отличие от STA/LTA, они учитывают не только амплитуду, но и форму вступления, частотный диапазон, длительность, соотношение трех компонент и частотно-временную структуру сигнала [Khoshouei et al., 2025; Martyushev et al., 2025; Толеубекова и др., 2025; Константинов, Рассказов, 2024]. Это важно для коротких событий 0,5–8,0 с при отношении сигнал/шум около 1,5, когда отдельный параметр не превышает порог, но совокупность признаков сохраняет сейсмическую природу. Основные факторы обнаружения слабых событий обобщены в таблице 1.

Таблица 1 / Table 1

**Факторы, затрудняющие автоматическое обнаружение слабых землетрясений
на Северном Кавказе, и возможные решения на основе CNN /
Factors hindering automatic detection of weak earthquakes in the North Caucasus
and possible CNN-based solutions**

Направление анализа / Analysis area	Основная проблема / Main problem	Типичные значения / Typical values	Возможности CNN / CNN capabilities	Практическое значение / Practical significance
Слабые микросейсмические события / Weak microseismic events	Малая энергия и низкое отношение сигнал/шум затрудняют выделение событий / Low energy and a low signal-to-noise ratio make event detection difficult	$M_L < 2,0$; S/N 1,5–3; превышение фона 5–20% / $M_L < 2,0$; S/N 1.5–3; 5–20% above background level	Учитывает совокупность слабых признаков: форму волны, спектр и длительность / Accounts for a combination of weak features: waveform, spectrum, and duration	Снижается число пропущенных событий / The number of missed events is reduced
Природные и антропогенные помехи / Natural and anthropogenic noise	Транспорт, промышленные импульсы, ветер и низкочастотные колебания имитируют сейсмические сигналы / Traffic, industrial impulses, wind, and low-frequency oscillations mimic seismic signals	Импульсы 0,1–2,0 с; природный шум часто ниже 1–2 Гц / Impulses of 0.1–2.0 s; natural noise is often below 1–2 Hz	Отличает одиночный импульс от развивающейся волновой формы / Distinguishes a single impulse from an evolving waveform	Уменьшается число ложных срабатываний / The number of false detections is reduced
Региональные и станционные различия / Regional and station differences	Уровень шума и форма записей зависят от рельефа, грунтов, аппаратуры и геометрии наблюдений / Noise level and waveform depend on topography, ground conditions, equipment, and observation geometry	Гипоцентральные расстояния 5–150 км / Hypocentral distances of 5–150 km	Требует локального обучения и проверки по станциям / Requires local training and station-specific validation	Повышается переносимость модели в условиях Северного Кавказа / Model transferability under North Caucasus conditions is improved

Направление анализа / Analysis area	Основная проблема / Main problem	Типичные значения / Typical values	Возможности CNN / CNN capabilities	Практическое значение / Practical significance
Структура входных данных / Input data structure	Одноканальный и пороговый анализ теряют часть информации о событии / Single-channel and threshold-based analyses lose some event information	3 компоненты; окна 0,5–30 с; диапазон 1–40 Гц / 3 components; windows of 0.5–30 s; range of 1–40 Hz	Анализирует вертикальную и горизонтальные компоненты одновременно / Analyzes the vertical and horizontal components simultaneously	Повышается надежность классификации слабых событий / The reliability of weak-event classification is improved
Формирование и проверка модели / Model development and validation	«Чистая» выборка и случайное деление могут завышать качество / A 'clean' dataset and random splitting may overestimate performance	4000–10000 окон событий; деление 70:15:15; F1 > 0,90 / 4,000–10,000 event windows; 70:15:15 split; F1 > 0.90	Обучается на сложных примерах, проверяется по precision, recall и F1 / Is trained on difficult examples and evaluated using precision, recall, and F1	Метрики становятся ближе к реальной эксплуатации / Metrics become more representative of real-world operation
Практическое применение / Practical application	Ручная обработка больших архивов слишком трудоемка / Manual processing of large archives is excessively labor-intensive	50–200 Гц; архивы 10 ⁷ –10 ⁹ отсчетов / 50–200 Hz; archives containing 10 ⁷ –10 ⁹ samples	Предварительно выделяет кандидатов в непрерывном потоке / Preselects candidate events in a continuous data stream	Сокращает ручной анализ и сохраняет экспертный контроль / Reduces manual analysis while retaining expert oversight

Представленные данные показывают, что слабые землетрясения на Северном Кавказе трудно обнаруживать из-за одновременного действия геологических, технических и шумовых факторов. Простые пороговые методы полезны при четких одиночных событиях, но теряют устойчивость при низком отношении сигнал/шум, нестационарном фоне и большом числе антропогенных помех. В этих условиях CNN дает более гибкий подход: сеть анализирует не один показатель, а совокупность признаков, включая форму волны, частотный состав и согласованность трех компонент.

При этом CNN нельзя рассматривать как полностью автономную замену специалиста. Более обоснованная схема предполагает предварительное выделение кандидатов нейронной сетью и последующую экспертную проверку неоднозначных случаев. Такой подход сохраняет контроль качества каталога и одновременно сокращает объем ручной работы. Наибольшую практическую ценность он может дать в районах, где слабая сейсмичность в течение дней, недель или месяцев отражает перераспределение напряжений и деформации земной коры.

Методы и материалы

Почему сеть должна учиться именно на сейсмических событиях, а не на случайных особенностях отдельных станций? Для этого исходный массив формировали из цифровых записей локальных станций мониторинга Северного Кавказа и прилегающих предгорных территорий. Основной акцент сделали на слабых событиях, поскольку их амплитуда часто превышала фон всего в 1,2–2,5 раза. В таких условиях традиционные алгоритмы обнаружения могут пропускать часть микросейсмических сигналов или, наоборот, реагировать на короткие промышленные импульсы [Yelemessov et al., 2026].

Подготовка данных включала несколько последовательных этапов: приведение записей к единой частоте дискретизации, разделение непрерывного потока на временные окна, фильтрацию, нормализацию, разметку классов, формирование обучающей, вали-

дационной и тестовой выборок [Karanski et al., 2025]. Особое внимание уделяли тому, чтобы CNN не запоминала признаки отдельной станции или конкретного шумового интервала. Поэтому фрагменты одного события либо одного непрерывного участка направляли только в одну подгруппу данных.

Для обучения использовали одномерную трехкомпонентную CNN, которая напрямую обрабатывала временные ряды. Такой подход позволял учитывать не только вертикальный канал, но и две горизонтальные компоненты, где слабое событие иногда проявлялось заметнее. Методика подготовки данных, параметры модели и условия сравнения с STA/LTA приведены в таблице 2.

Таблица 2 / Table 2

**Подготовка сейсмических данных, структура CNN и параметры
вычислительного эксперимента /
Seismic data preparation, CNN structure and computational experiment parameters**

Этап / Stage	Основные параметры / Main parameters	Назначение / Purpose
Исходные данные / Source data	Записи локальных станций Северного Кавказа; слабые события и фон/шум / Local station records from the North Caucasus; weak events and background/noise	Обучение модели на региональных условиях регистрации / Training under regional recording conditions
Подготовка сигналов / Signal preparation	3 компоненты; 100 Гц; окна 5, 10, 20 и 30 с; нормализация $[-1; 1]$ / Three components; 100 Hz; 5, 10, 20, and 30 s windows; normalization $[-1; 1]$	Приведение данных к единому формату и учет полной волновой формы / Data standardization and use of the complete waveform
Фильтрация и контроль качества / Filtering and quality control	Полосы 1–20 и 2–15 Гц; исключение пробелов, пропусков и клиппинга / 1–20 and 2–15 Hz bands; removal of gaps, missing data, and clipping	Подавление фона и удаление некорректных фрагментов / Background suppression and removal of invalid fragments
Классы и разметка / Classes and labeling	«Микросейсмическое событие» и «фон/шум»; транспортные, промышленные и низкочастотные помехи / “Microseismic event” and “background/noise”; traffic, industrial, and low-frequency interference	Бинарная классификация и снижение ложных срабатываний / Binary classification and reduction of false detections
Разделение массива / Dataset splitting	70:15:15; одно событие или шумовой интервал – одна подгруппа / 70:15:15; one event or noise interval – one subset	Обучение, настройка, тестирование и защита от утечки данных / Training, tuning, testing, and leakage prevention
Архитектура и обучение CNN / CNN architecture and training	1D CNN; ядра 3, 5, 7; фильтры 32, 64, 128; Adam; Dropout 0,25–0,35; 40–100 эпох / 1D CNN; kernels 3, 5, 7; filters 32, 64, 128; Adam; Dropout 0.25–0.35; 40–100 epochs	Выделение признаков разной длительности и устойчивое обучение / Extraction of features of different duration and stable training
Сравнение и метрики / Comparison and metrics	STA/LTA: 0,5–1,0 с и 10–20 с, порог 2,5–4,0; accuracy, precision, recall, specificity, F1 / STA/LTA: 0.5–1.0 s and 10–20 s, threshold 2.5–4.0; accuracy, precision, recall, specificity, F1	Оценка преимуществ CNN и нагрузки на аналитика / Evaluation of CNN advantage and analyst workload

В итоге разработанную CNN рассматривали не только как классификатор заранее подготовленных окон, а как практический детектор слабых событий. Главным критерием служил баланс: модель должна сохранять чувствительность к низкоамплитудным микросейсмическим сигналам и одновременно удерживать число ложных срабатываний на уровне, приемлемом для последующей экспертной проверки. Такой подход особенно важен для Северного Кавказа, где реальные записи содержат неоднородный фон, транспортные и промышленные помехи, а также события, проявляющиеся неравномерно по трем компонентам.

Результаты и обсуждение

Да, здесь лучше оставить только логическую «рамку» текста, а результаты, ошибки и сравнение CNN/STA-LTA перенести в таблицу. Так раздел будет выглядеть более исследовательским: меньше пересказа, больше измеримых параметров.

Почему слабое землетрясение иногда почти сливается с обычной помехой? После предварительной обработки локальных записей сейсмического мониторинга был сформирован рабочий массив, включающий микросейсмические события и фрагменты естественного либо антропогенного шума. Для Северного Кавказа такая неоднородность закономерна: условия регистрации зависят от рельефа, аппаратуры, погодных факторов, транспортной нагрузки и удаленности станции от населенных пунктов [Osipova et al., 2025].

Амплитуда фоновых колебаний между станциями различалась примерно в 2–6 раз, а многие слабые события имели отношение сигнал/шум всего 1,3–2,5 (табл. 3). Часть из них уверенно проявлялась только на одной или двух из трех компонент. Поэтому задача CNN не сводилась к простому разделению «сигнал/шум»: сеть должна была отличать устойчивую сейсмическую форму от промышленных импульсов, транспортных вибраций и нестабильного фона [Karshyga et al., 2022].

Таблица 3 / Table 3

**Результаты классификации слабых сейсмических событий
и основные источники ошибок /
Results of classification of weak seismic events and main sources of errors**

Показатель / Indicator	Численные значения / Numerical values	Полученный результат / Obtained result	Интерпретация / Interpretation
Фоновые колебания между станциями / Background variation between stations	2–6 раз / 2–6 times	Уровень шума существенно различался / Noise levels varied considerably	Единый амплитудный порог плохо переносится между станциями / A single amplitude threshold does not transfer well between stations
Слабые события / Weak events	S/N 1,3–2,5 / S/N 1.3–2.5	Часть событий слабо выделялась на фоне / Some events were barely distinguishable from the background	Для обнаружения нужны форма волны, спектр и межканальная согласованность / Detection requires waveform, spectrum, and interchannel consistency
Предварительная обработка / Preprocessing	100 Гц; нормализация [–1; 1]; фильтр 1–20 Гц / 100 Hz; normalization [–1; 1]; 1–20 Hz filter	Записи приведены к единому формату / Records were converted to a common format	Снижено влияние различий между станциями / The influence of interstation differences was reduced
Объем и деление выборки / Dataset size and split	12 000 фрагментов; 70:15:15 / 12,000 segments; 70:15:15	8400 обучающих, 1800 валидационных, 1800 тестовых / 8,400 training, 1,800 validation, and 1,800 test segments	Выборка достаточна для первичной оценки региональной CNN / The dataset is sufficient for an initial evaluation of the regional CNN
Оптимальная конфигурация CNN / Optimal CNN configuration	3 компоненты; окно 20 с; 6000 значений / 3 components; 20 s window; 6,000 values	Наиболее устойчивые метрики / The most robust metrics	Сохраняется баланс между вступлением, кодой и фоновым шумом / A balance is maintained among the onset, coda, and background noise
Качество CNN / CNN performance	Accuracy 0,93–0,95; recall 0,91–0,92; precision 0,93–0,94; F1 0,92–0,93 / Accuracy 0.93–0.95; recall 0.91–0.92; precision 0.93–0.94; F1 0.92–0.93	Большинство событий обнаруживалось корректно / Most events were detected correctly	CNN обеспечила устойчивый баланс полноты и точности / The CNN provided a robust balance between recall and precision

Показатель / Indicator	Численные значения / Numerical values	Полученный результат / Obtained result	Интерпретация / Interpretation
Влияние длины окна / Effect of window length	5–10 с; 20 с; 30 с / 5–10 s; 20 s; 30 s	Короткие окна чаще ошибались на импульсах, длинные включали лишний фон / Short windows produced more errors on impulses, whereas long windows included excessive background noise	Окно 20 с оказалось наиболее сбалансированным / The 20 s window proved to be the most balanced
STA/LTA при низком пороге / STA/LTA at low threshold	Порог 2,5–3,0; recall 0,85–0,90; 4–8 ложных/ч / Threshold 2.5–3.0; recall 0.85–0.90; 4–8 false detections/h	Метод находил много событий, но давал много ложных тревог / The method detected many events but generated numerous false alarms	Алгоритм чувствителен к импульсным помехам / The algorithm is sensitive to impulsive interference
STA/LTA при высоком пороге / STA/LTA at high threshold	Порог 3,5–4,0; recall 0,72–0,80; 1–3 ложных/ч / Threshold 3.5–4.0; recall 0.72–0.80; 1–3 false detections/h	Ложных тревог меньше, но пропусков больше / There were fewer false alarms but more missed events	Фиксированный энергетический порог ограничивает метод / A fixed energy threshold limits the method
CNN в сопоставимых условиях / CNN under comparable conditions	Recall > 0,90; 0,8–1,6 ложных/ч / Recall > 0.90; 0.8–1.6 false detections/h	Сеть лучше сохраняла баланс ошибок / The network maintained a better balance between error types	CNN эффективнее при слабых событиях и неоднородном шуме / The CNN is more effective for weak events and heterogeneous noise
Основные ошибки CNN / Main CNN errors	5–25 с; 2–15 Гц; 55–70% ложных обнаружений / 5–25 s; 2–15 Hz; 55–70% of false detections	Главный источник ошибок — антропогенные вибрации / The main source of errors was anthropogenic vibration	Нужно расширить шумовой класс такими примерами / The noise class should be expanded with such examples
Истинные события / True events	Вступление 0,2–1,0 с; рост 1–5 с; затухание 3–15 с / Onset of 0.2–1.0 s; growth of 1–5 s; decay of 3–15 s	CNN распознавала развитие волнового пакета / The CNN recognized the evolution of the wave packet	Модель учитывала структуру события, а не одиночный пик / The model accounted for event structure rather than a single peak

Сопоставление с STA/LTA показало, что преимущество CNN особенно заметно при слабых событиях и нестационарном фоне. В отличие от порогового алгоритма, чувствительного к промышленным импульсам и резким изменениям шума, CNN анализирует форму волны, длительность, спектральную структуру и согласованность трех компонент. Поэтому сеть лучше распознает низкоамплитудные события, которые не дают достаточного энергетического отношения, но сохраняют сейсмическую форму. Визуальная проверка подтвердила расчетные показатели: большинство истинных событий включало вступление 0,2–1,0 с, рост амплитуды 1–5 с и затухание 3–15 с. Изолированные пики без последующей коды CNN обычно относил к шуму, что снижало число ошибок STA/LTA.

Основные ложноположительные решения были связаны с антропогенными вибрациями длительностью 5–25 с в полосе 2–15 Гц. Пропущенные события чаще имели слабые вступления с отношением сигнал/шум 1,1–1,5 и требовали проверки по 3–5 станциям или региональному каталогу. При наложении события на нестационарный шум CNN иногда относил фрагмент к шуму; такие случаи составляли около 60–70% ложных отрицательных результатов (табл. 4). Поэтому дальнейшее развитие метода следует связать с многостанционной обработкой и подтверждением кандидатов минимум на трех станциях в течение 5–20 с.

Таблица 4 / Table 4

**Сравнительная оценка качества выделения микросейсмических
событий методами STA/LTA и CNN /**

**Comparative assessment of the quality of identifying microseismic
events using the STA/LTA and CNN methods**

Метод обработки / Processing method	Основные параметры / Main parameters	Точность / Accuracy	Полнота / Recall	F1-мера / F1-score	Ложные срабатывания, ед./час / False detections, events/h	Особенности результата / Result characteristics
STA/LTA, низкий порог / STA/LTA, low threshold	STA 0,5 с; LTA 10 с; порог 2,5 / STA 0.5 s; LTA 10 s; threshold 2.5	0.78	0.88	0.82	8–12	Хорошо фиксирует слабые события, но дает много ложных срабатываний на импульсных помехах / Detects weak events well but produces numerous false detections in response to impulsive interference
STA/LTA, средний порог / STA/LTA, medium threshold	STA 1,0 с; LTA 15 с; порог 3,0 / STA 1.0 s; LTA 15 s; threshold 3.0	0.82	0.79	/ 0.80	5–7	Более устойчив к шуму, но часть слабых микросейсмических событий пропускается / More robust to noise, but some weak microseismic events are missed
STA/LTA, высокий порог / STA/LTA, high threshold	STA 1,0 с; LTA 20 с; порог 4,0 / STA 1.0 s; LTA 20 s; threshold 4.0	0.87	0.66	0.75	2–4	Снижает число ложных детекций, однако заметно теряет малые события / Reduces the number of false detections but misses a considerable number of small events
CNN, 1 компонент / CNN, one component	Вертикальная компонента; окно 20 с; фильтр 1–20 Гц / Vertical component; 20 s window; 1–20 Hz filter	0.89	0.84	0.86	2–3	Уверенно выделяет события с выраженным вертикальным вступлением, но хуже работает на сложных записях / Reliably detects events with a distinct vertical arrival but performs worse on complex recordings
CNN, 3 компоненты / CNN, three components	Z, N, E; окно 20 с; фильтр 1–20 Гц / Z, N, E; 20 s window; 1–20 Hz filter	0.94	0.91	0.93	1–2	Наиболее устойчивый вариант, хорошо учитывает форму волнового пакета и согласованность компонент / The most robust configuration, effectively accounting for wave-packet shape and component consistency
CNN, 3 компоненты, высокий порог вероятности / CNN, three components, high probability threshold	Z, N, E; окно 20 с; фильтр 1–20 Гц; порог 0,8 / Z, N, E; 20 s window; 1–20 Hz filter; threshold 0.8	0.96	0.86	0.91	Менее 1 / Less than 1	Подходит для отбора наиболее надежных событий, но часть слабых кандидатов отсекается / Suitable for selecting the most reliable events, but some weak candidates are rejected

После предварительной обработки локальных записей был сформирован массив, включающий микросейсмические события и фрагменты природного либо антропогенного шума. Для станций Северного Кавказа неоднородность фона закономерна: ус-

ловия регистрации зависят от рельефа, аппаратуры, погоды, транспортной нагрузки и удаленности от населенных пунктов [Татаринцев и др., 2026]. Амплитуда фоновых колебаний между станциями различалась примерно в 2–6 раз, а отношение сигнал/шум у многих слабых событий составляло всего 1,3–2,5. При этом часть событий проявлялась только на одной или двух из трех компонент. Поэтому задача CNN заключалась не в простом разделении «сигнал/шум», а в распознавании устойчивой сейсмической формы на фоне промышленных импульсов, транспортных вибраций и нестабильного фона (рис. 1).

Подготовленные фрагменты использовали для обучения сверточной нейронной сети (CNN). Исходный массив делили на обучающую, валидационную и тестовую части в соотношении 70:15:15; например, набор из 12 000 фрагментов включал 8400 обучающих, 1800 валидационных и 1800 тестовых записей. Временно смежные фрагменты направляли только в одну подгруппу, чтобы CNN не запоминала особенности конкретного шумового интервала.

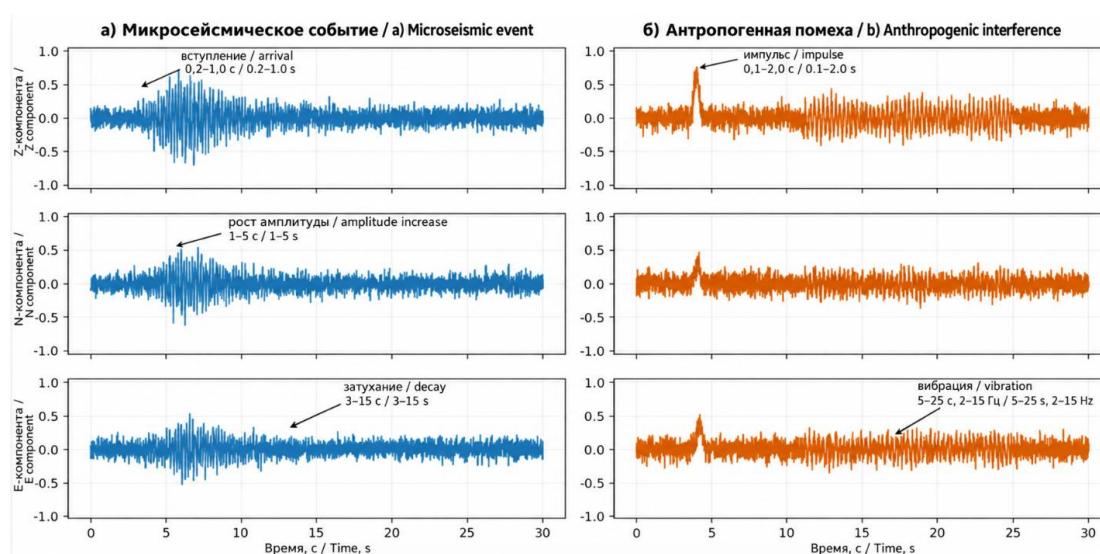


Рис. 1. Отличия слабого микросейсмического события от антропогенной помехи в трехкомпонентной записи: а – событие с вступлением, ростом амплитуды и кодой; б – промышленный или транспортный импульс с неустойчивым развитием волновой формы /
Fig. 1. Differences between a weak microseismic event and anthropogenic interference in a three-component recording: a – event with an arrival, increase in amplitude, and coda; b – industrial or transport impulse with unstable development of the waveform

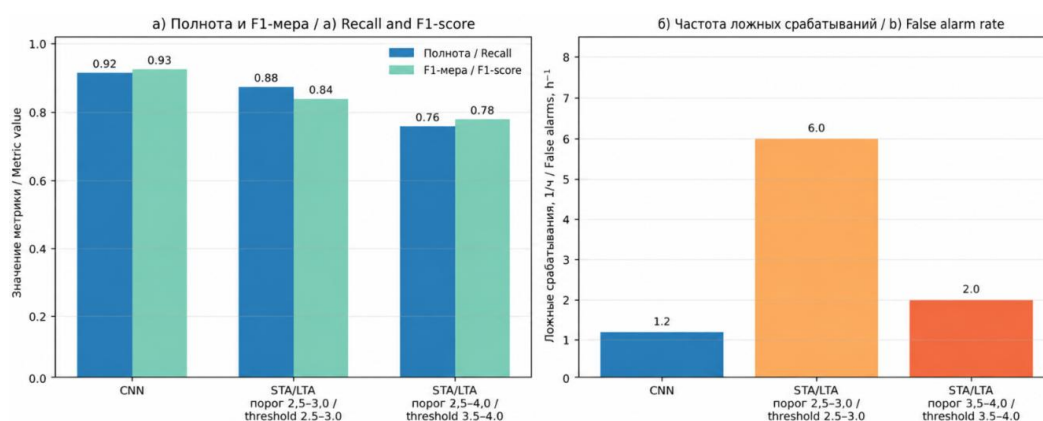


Рис. 2. Сравнение качества CNN и STA/LTA при обнаружении слабых событий /
Fig. 2. Comparison of the quality of CNN and STA/LTA in weak event detection

Трехкомпонентная одномерная CNN работала стабильнее модели, обученной только на вертикальном канале (рис. 2). Добавление двух горизонтальных компонент повысило точность на 2–4 процентных пункта. На тестовом массиве CNN достигла ассигасы 0,93–0,95, recall 0,91–0,92, precision 0,93–0,94 и F1-меры 0,92–0,93. Наиболее устойчивыми оказались окна 20 с, содержащие при частоте 100 Гц 6000 значений для трех компонент. Сравнение с STA/LTA показало преимущество CNN при слабых событиях и нестационарном фоне. При пороге STA/LTA 2,5–3,0 recall составлял 0,85–0,90, но число ложных срабатываний возрастало до 4–8 в час; при пороге 3,5–4,0 ложные тревоги снижались до 1–3 в час, но recall падал до 0,72–0,80. CNN сохраняла recall выше 0,90 при 0,8–1,6 ложных срабатываниях в час. Преимущество CNN связано с учетом формы волны, длительности, спектральной структуры и согласованности трех компонент. Основные ошибки были вызваны антропогенными вибрациями длительностью 5–25 с в полосе 2–15 Гц, похожими на локальные сейсмические события (рис. 3). Поэтому обучающий массив следует расширить промышленными сигналами.

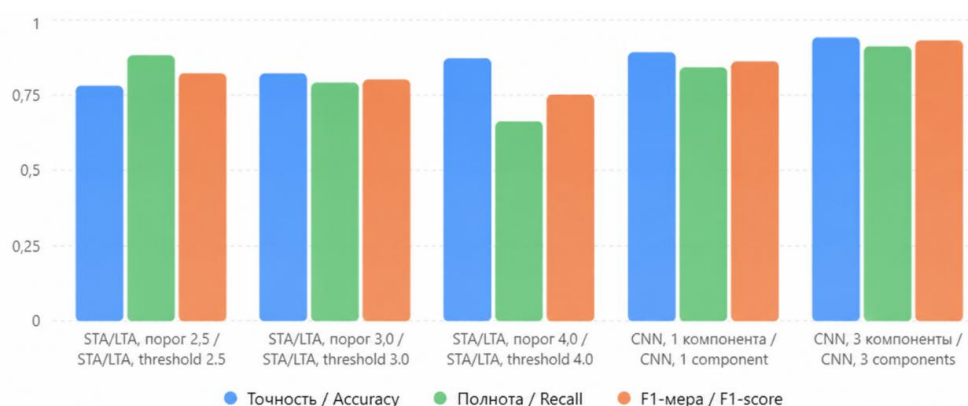


Рис. 3. Сравнение качества выделения микросейсмических событий методами STA/LTA и CNN / Fig. 3. Comparison of the quality of identifying microseismic events using the STA/LTA and CNN methods

Такой анализ необходим перед внедрением CNN в регулярный мониторинг, поскольку высокая тестовая точность может снижаться при переносе модели на другие станции из-за различий станционного шума. Поэтому CNN следует рассматривать не как замену существующим методам, а как модуль предварительного отбора событий. Модель способна обрабатывать суточные записи, ранжировать фрагменты и сокращать ручной просмотр на 60–85%; STA/LTA при этом можно сохранить как независимый детектор. Метод доступен для обычной рабочей станции с 32–64 ГБ ОЗУ и GPU NVIDIA 8–12 ГБ: обучение занимает 0,5–2 ч, обработка 20-секундного окна – 5–30 мс. Наиболее стабильная конфигурация включала трехкомпонентные записи, частоту 100 Гц, окно 20 с и фильтрацию 1–20 Гц; она обеспечила ассигасу 0,93–0,95, recall 0,91–0,92 и F1-меру 0,92–0,93. Перед внедрением необходимо расширить обучающий массив до 10 000–20 000 фрагментов, проверить модель на 5–10 станциях и связать детектор с определением Р- и S-фаз и локализацией минимум по четырем станциям.

Выводы

Проведенное исследование показало, что сверточные нейронные сети (CNN) способны надежно обнаруживать слабые микросейсмические события в данных локального мониторинга Северного Кавказа при неоднородном природном и антропогенном шуме. Наиболее сложными были сигналы с отношением сигнал/шум 1,2–2,5: традиционные алгоритмы часто пропускали их, тогда как CNN учитывала не только амплитуду, но и форму волны, включая вступление, рост и затухание сигнала.

Наиболее устойчивые результаты дала конфигурация с трехкомпонентными записями, окнами 20 с, частотой 100 Гц и фильтрацией 1–20 Гц. В этих условиях CNN достигла ассигасы 0,93–0,95, recall 0,91–0,92 и F1-меры 0,92–0,93. Использование только вертикального канала снижало показатели на 2–4 процентных пункта, особенно для слабых событий.

Сравнение с STA/LTA подтвердило ограниченность фиксированного энергетического порога. При пороге 2,5–3,0 алгоритм обнаруживал 85–90% событий, но давал 4–8 ложных срабатываний в час; при пороге 3,5–4,0 ложные тревоги снижались до 1–3 в час, но recall падал до 0,72–0,80. CNN сохраняла recall выше 0,90 при 0,8–1,6 ложных тревогах в час.

Сеть выделяла 4–15 новых кандидатов на одну станцию в сутки, отсутствовавших в исходном каталоге. Их нельзя включать автоматически: требуется экспертная проверка, выделение фаз Р и S и расчет гипоцентра минимум по четырем станциям. Однако подтверждение части таких событий может расширить каталог на 10–30%. Для внедрения CNN нужна региональная база 10 000–20 000 размеченных фрагментов с 5–10 станций, включая разные сезоны и типы шума. CNN целесообразно использовать как модуль первичного обнаружения, объединенный с выделением фаз, расчетом гипоцентра, оценкой магнитуды и многостанционной ассоциацией. Такая система может сократить ручной контроль на 60–85% и обрабатывать суточные записи быстрее реального времени.

Литература

1. Азаров А.В., Сердюков А.С., Сказка В.В. Теоретические исследования возможности использования туннельных волн для мониторинга состояния массива горных пород вблизи подземных сооружений // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2024. – № 4. – С. 155–167. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_4_0_155.
2. Азаров А.В., Сердюков А.С., Сказка В.В., Сердюк И.М. Исследование возможностей пассивного сейсмического мониторинга при решении задачи контроля состояния подземных сооружений // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2026. – № 2. – С. 142–155. DOI: 10.25018/0236_1493_2026_2_0_142.
3. Заалишвили В.Б., Камболов Д.А., Мельков Д.А., Фидарова М.И. Статистические характеристики расчета приращений сейсмической интенсивности при сейсмическом микрорайонировании горных территорий // Устойчивое развитие горных территорий. – 2024. – Т. 16. № 1. – С. 345–357. DOI: 10.21177/1998-4502-2024-16-1-345-357.
4. Константинов А.В., Рассказов И.Ю. Разработка комплекса нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустического излучения на удароопасном месторождении // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2024. № 11. – С. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_11_0_23.
5. Татаринцев В.Л., Татаринцев Л.М., Лебедева Л.В. Оценка экологической реакции пшеницы мягкой яровой (*Triticum aestivum* L.) на воздействие разных факторов // Устойчивое развитие горных территорий. – 2026. – Т. 18. № 1. – С. 81–94. DOI: 10.21177/1998-4502-2026-18-1-81-94.
6. Толеубекова Ж.З., Тиреуов К.М., Курмангалиева З.Н., Татаринцев В.Л. Экологическая реакция сельскохозяйственных культур на условия выращивания как основа управления устойчивостью агроландшафтов // Устойчивое развитие горных территорий. – 2025. – Т. 17. № 2. – С. 701–712. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-2-701-712.
7. Федорова Н.В., Пчелинцева С.В., Панфилов И.А., Цыганко Е.Н. Геомеханические аспекты управления напряжениями и сейсмикой при добыче руд // Устойчивое развитие горных территорий. – 2025. – Т. 17. – № 4. – С. 2140–2152. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-2140-2152.
8. Fomina E.V., Voitovich E.V., Brukhanov O. Some aspects on improvement of water resistant performance of gypsum binders // MATEC Web of Conferences. – 2016. – Vol. 86. – Art. No. 04065. DOI: 10.1051/mateconf/20168604065.
9. Ghimire S., Deo R.C., Casillas-Perez D., Salcedo-Sanz S., Pourmousavi S.A., Acharya U.R. Probabilistic-based electricity demand forecasting with hybrid convolutional neural network-extreme

learning machine model // *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. – 2024. – Vol. 132. – Art. No. 107918. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.107918.

10. Kapanski A.A., Hruntovich N.V., Klyuev R.V., Boltrushevich A.E., Sorokova S.N., Efremenko E.A., Demin A.Y., Martyushev N.V. Intelligent methods of operational response to accidents in urban water supply systems based on LSTM neural network models // *Smart Cities*. – 2025. – Vol. 8. No. 2. – Art. No. 59. DOI: 10.3390/smartcities8020059.

11. Karshyga Z.B., Ultarakova A.A., Lokhova N.G., Kassymzhanov K.K., Myrzakulov M. Technology for complex processing of electric smelting dusts of ilmenite concentrates to produce titanium dioxide and amorphous silica // *Metals*. – 2022. – Vol. 12. No. 12. – Art. No. 2129. DOI: 10.3390/met12122129.

12. Khoshouei M., Bagherpour R., Jalalian M.H., Purhamadani E. An intelligent approach to predict the drilling penetration rate using acoustic emission technique (AET) // *Scientific Reports*. – 2025. – Vol. 15. No. 1. – Art. No. 37457. DOI: 10.1038/s41598-025-21202-3.

13. Martyushev N.V., Malozyomov B.V., Demin A.Y., Pogrebnoy A.V., Efremenko E.A., Valuev D.V., Boltrushevich A.E. Mathematical modeling of signals for weight control of vehicles using seismic sensors // *Mathematics*. – 2025. – Vol. 13. No. 13. – Art. No. 2083. DOI: 10.3390/math13132083.

14. Ospanova A.A., Ozeranskaya N. L., Tatarintsev V.L., Shakenova Z.K. Modeling of environmentally sustainable agricultural land use in the Pavlodar region of Kazakhstan // *Sustainable Development of Mountain Territories*. – 2025. – Vol. 17. No. 4. – pp. 1969–1976. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-1969-1976.

15. Yelemessov K.K., Myrzakulov M., Yerezhep D.E., Tkachenko D.E., Kuldeyev N. Y. Analytical assessment of rotor profiles on three-screw compressor performance for gas field operations: circular-arc versus cycloidal // *News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences*. – 2026. – Vol. 2026. – No. 3. – pp. 377–391. DOI: 10.32014/2026.2518-170X.659.

References

1. Azarov A.V., Serdyukov A.S., Skazka V.V. Theoretical investigation of usability of tunnel waves in rock mass monitoring near underground structures. *MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2024. No. 4. pp. 155–167. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_4_0_155. (In Russ.)

2. Azarov A.V., Serdyukov A.S., Skazka V.V., Serdyuk I.M. Capabilities of passive seismic monitoring in condition assessment of underground constructions. *MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2026. No. 2. pp. 142–155. DOI: 10.25018/0236_1493_2026_2_0_142. (In Russ.)

3. Zaalishvili V.B., Kambolov D.A., Melkov D.A., Fidarova M.I. Statistical characteristics calculation of seismic intensity increments for the purpose of seismic microzoning in mountain territories. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2024. Vol. 16. No. 1. pp. 345–357. DOI: 10.21177/1998-4502-2024-16-1-345-357. (In Russ.)

4. Konstantinov A.V., Rasskazov I.Yu. Creation of neural network model package to identify acoustic emission sources at rockburst-hazardous deposits. *MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2024. No. 11. pp. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_11_0_23. (In Russ.)

5. Tatarintsev V.L., Tatarintsev L.M., Lebedeva L.V. Assessment of the ecological reaction of soft spring wheat (*Triticum aestivum* L.) to the effects of various factors. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2026. Vol. 18. No. 1. pp. 81–94. DOI: 10.21177/1998-4502-2026-18-1-81-94. (In Russ.)

6. Toleubekova Z.Z., Tireuov K.M., Kurmangalieva Z.N., Tatarintsev V.L. Ecological response of agricultural crops to growing conditions as a basis for managing the sustainability of agricultural landscapes. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2025. Vol. 17. No. 2. pp. 701–712. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-2-701-712. (In Russ.)

7. Fedorova N.V., Pchelintseva S.V., Panfilov I.A., Tsyganko E. N. Geomechanical aspects of stress and seismic control in ore mining. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2025. Vol. 17. No. 4. pp. 2140–2152. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-2140-2152. (In Russ.)

8. Fomina E.V., Voitovich E.V., Brukhanov O. Some aspects on improvement of water resistant performance of gypsum binders. *MATEC Web of Conferences*. 2016. Vol. 86. Art. No. 04065. DOI: 10.1051/mateconf/20168604065.

9. Ghimire S., Deo R.C., Casillas-Perez D., Salcedo-Sanz S., Pourmousavi S.A., Acharya U.R. Probabilistic-based electricity demand forecasting with hybrid convolutional neural network-extreme

learning machine model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 132. Art. No. 107918. DOI: 10.1016/j.engappai.2024.107918.

10. Kapanski A.A., Hruntovich N.V., Klyuev R.V., Boltrushevich A.E., Sorokova S.N., Efremenko E.A., Demin A.Y., Martyushev N.V. Intelligent methods of operational response to accidents in urban water supply systems based on LSTM neural network models. *Smart Cities*. 2025. Vol. 8. No. 2. Art. No. 59. DOI: 10.3390/smartcities8020059.

11. Karshyga Z.B., Ultarakova A.A., Lokhova N.G., Kassymzhanov K.K., Myrzakulov M. Technology for complex processing of electric smelting dusts of ilmenite concentrates to produce titanium dioxide and amorphous silica. *Metals*. 2022. Vol. 12. No. 12. Art. No. 2129. DOI: 10.3390/met12122129.

12. Khoshouei M., Bagherpour R., Jalalian M.H., Purhamadani E. An intelligent approach to predict the drilling penetration rate using acoustic emission technique (AET). *Scientific Reports*. 2025. Vol. 15. No. 1. Art. No. 37457. DOI: 10.1038/s41598-025-21202-3.

13. Martyushev N.V., Malozyomov B.V., Demin A.Y., Pogrebnoy A.V., Efremenko E.A., Valuev D.V., Boltrushevich A.E. Mathematical modeling of signals for weight control of vehicles using seismic sensors. *Mathematics*. 2025. Vol. 13. No. 13. Art. No. 2083. DOI: 10.3390/math13132083.

14. Ospanova A.A., Ozeranskaya N.L., Tatarintsev V.L., Shakenova Z.K. Modeling of environmentally sustainable agricultural land use in the Pavlodar region of Kazakhstan. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2025. Vol. 17. No. 4. pp. 1969–1976. DOI: 10.21177/1998-4502-2025-17-4-1969-1976.

15. Yelemessov K.K., Myrzakulov M., Yerezhep D.E., Tkachenko D.E., Kuldeyev N. Y. Analytical assessment of rotor profiles on three-screw compressor performance for gas field operations: circular-arc versus cycloidal. *News of the National Academy of Sciences of the Republic of Kazakhstan, Series of Geology and Technical Sciences*. 2026. Vol. 2026. No. 3. pp. 377–391. DOI: 10.32014/2026.2518-170X.659.