

КОМПЛЕКСНЫЙ ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ СЕЙСМИЧЕСКОЙ АКТИВНОСТИ В ГОРНЫХ ВЫРАБОТКАХ: ИНТЕГРАЦИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А.И. Конури¹, Д.В. Орлов¹

¹ Институт горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН,
Новосибирск, Россия, e-mail: konurin@misd.ru

Аннотация: Исследование направлено на разработку методики прогнозирования геодинамических событий в горных выработках. Представлен комплексный подход к анализу сейсмических данных, сочетающий методы временных рядов, машинного обучения и нейронных сетей. Выполнен ретроспективный анализ данных, собранных сейсмостанцией Шерегешского месторождения за период 2016–2024 гг. Для определения паттернов применены кластеризация и анализ автокорреляции, выявивший авторегрессионный процесс первого порядка с коэффициентом 0.422. Кластеризация позволяет выявить зоны с различной сейсмической активностью и аномальные события. Тесты стационарности показали противоречивые результаты, что объясняется наличием сезонности и цикличности горных работ. Установлена нестационарность, связанная с техногенными факторами. Для прогнозирования среднедневной энергии событий реализована рекуррентная нейронная сеть с долгой краткосрочной памятью, обученная на 90-дневных окнах сейсмических данных. Модель продемонстрировала эффективность в учете долгосрочных зависимостей и применимость для прогнозирования сейсмической активности в условиях изменяющейся геомеханической среды. Определены стандартные метрики оценки качества: средняя абсолютная ошибка – 0.619, среднеквадратичная ошибка – 0.631. Исследование вносит вклад в развитие методов прогнозирования геодинамических рисков, предлагая адаптивные решения для горной промышленности.

Ключевые слова: горные удары, геодинамические явления, сейсмические данные, LSTM-сети, временные ряды, стационарность, кластеризация, автокорреляция, прогнозирование, геодинамические риски.

Благодарность: Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 25-27-00034, <https://rscf.ru/project/25-27-00034/>.

Для цитирования: Конури А. И., Орлов Д. В. Комплексный подход к прогнозированию сейсмической активности в горных выработках: интеграция временных рядов и нейронных сетей // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2025. – № 10. – С. 140–152. DOI: 10.25018/0236_1493_2025_10_0_140.

Integrated approach to mine seismicity prediction: Integration of time series and neural networks

A.I. Konurin¹, D.V. Orlov¹

¹ N.A. Chinakal Mining Institute SB RAS, Novosibirsk, Russia, e-mail: konurin@misd.ru

Abstract: The research aims at development of a prediction procedure for geodynamic events in mines. The presented approach to the analysis of seismic data integrates the time series, machine learning and neural network methods. The retrospective analysis of seismic data collected at the Sheregesh deposit between 2016 and 2024 was performed. The patterns were determined using clustering and auto-correlation, which revealed a first-order autoregressive process with a coefficient of 0.422. Clustering allows identifying zones of different seismic activity and anomalous events. The time invariance tests produce conflicting results, which is explained by the seasonal and cyclic nature of mining operations. A nonstationarity is connected with the manmade factors. For predicting average daily energy of events, a recurrent neural network with the long short-term memory was constructed and learned using 90-day windows of seismic data. The model proved effective in case of long-term relationships and is applicable for seismic activity prediction in a variable geomechanical environment. The standard quality metrics are determined: mean absolute error–0.19, mean square error–0.31. This research contributes to the development of methods of geodynamic risk prediction and proposes adaptive solutions for the mining industry.

Key words: rock bursts, geodynamic phenomena, seismic data, LSTM-networks, time series, time invariance, clustering, auto-correlation, prediction, geodynamic risks.

Acknowledgements: The study was supported by the Russian Science Foundation, Grant No. 25-27-00034, <https://rscf.ru/project/25-27-00034/>.

For citation: Konurin A. I., Orlov D. V. Integrated approach to mine seismicity prediction: Integration of time series and neural networks. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2025;(10):140-152. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236_1493_2025_10_0_140.

Введение

Прогнозирование горных ударов и управление геодинамическими рисками остаются критически важными задачами в горной промышленности, особенно при переходе на глубокие горизонты и освоении удароопасных месторождений. Обзор современных исследований позволяет выделить ключевые аспекты этой проблемы, методы мониторинга и стратегии снижения рисков [1].

Современные системы сейсмического и сейсмоакустического мониторинга играют центральную роль в прогнозировании горных ударов. Например, на Николаевском месторождении (Восточное Приморье) геоакустические методы позволили выявить связь между техногенной активностью (взрывные работы) и динамическими проявлениями горного давления. Установлено, что с углублением разработки ниже горизонта –440 м

(глубина свыше 900 м) вероятность горных ударов резко возрастает из-за активизации тектонических структур [2, 3]. Аналогичные выводы получены для Хибинского массива (Кольский полуостров), где автоматизированная система мониторинга (АССМ ВР) с сетью из 11 станций и 3D-моделью среды выявила зоны естественной и техногенной сейсмичности. Сезонные вариации активности, связанные с таянием снега и осадками, подчеркивают роль гидростатического давления в реактивации разломов [4–6]. Технологии типа системы «Prognoz-ADS» и прибора «Prognoz L» обеспечивают раннее обнаружение очагов напряжений, что критически важно для предотвращения аварий [7]. Портативный прибор Prognoz-L предназначен для быстрой локальной оценки удароопасности в краевых зонах горного массива и приконтурных участках подземных вы-

работок (в радиусе 10–15 м). Автоматизированная система Prognoz-ADS – стационарная система для долгосрочного мониторинга и глубокого анализа, состоит из поверхностной и подземной частей.

Исследования демонстрируют, что ключевыми факторами являются:

- Глубина разработки и тектонические структуры. На Николаевском месторождении удароопасность коррелирует с близостью к активным разломам, что подтверждается 3D-моделированием, объединяющим данные сейсмоакустики и геологии [2, 3]. Аналогично, в районе Саамского разлома (Хибины) проходка выработок и взрывные работы провоцируют сейсмические события, распространяющиеся на вышележащие горизонты [6];

- Гидрогеологические условия. Обводненность массива, особенно в периоды снеготаяния, снижает нормальное сжатие в тектонических зонах, усиливая сейсмичность. Это подтверждено для апатитовых месторождений Хибин, где сезонные пики активности совпадают с повышением водопритоков [5, 6];

- Криолитозона. Растепление мерзлых пород, как на Ирокиндинском месторождении, приводит к росту горизонтальных напряжений на 40–60% и изменению структуры напряженного состояния, повышая риски динамических проявлений [8];

- Техногенные воздействия. Взрывные работы могут инициировать микросейсмические события с низкой энергией, как показано на примере Коробковского железорудного месторождения Курской магнитной аномалии [9]. Однако их роль как триггеров для крупных событий требует дальнейшего изучения.

Ряд работ расширяют понимание механизмов горных ударов, проводя аналогии с естественной сейсмичностью. В [10, 11] установлено, что закон само-

подобия сейсмических процессов позволяет применять сейсмологические подходы для прогнозирования динамических событий в шахтах. Метод акустической эмиссии (прибор ГС-01) на шахте «Соколовская» доказал эффективность для оперативного выявления зон напряженности и планирования профилактических мероприятий [12].

Таким образом, современные вызовы горной промышленности, связанные с переходом на глубокие горизонты и освоением удароопасных месторождений, требуют принципиально новых подходов к прогнозированию динамических явлений. Традиционные методы мониторинга, основанные на анализе сейсмических и сейсмоакустических данных, сталкиваются с ограничениями при обработке больших объемов информации в режиме реального времени. В этом контексте машинная обработка данных становится ключевым инструментом, позволяющим не только автоматизировать анализ, но и выявлять скрытые закономерности, недоступные при ручной интерпретации.

Методы

В последние годы наблюдается экспоненциальный рост объемов сейсмических данных, собираемых с помощью распределенных сетей датчиков, спутниковых систем и современных сейсморазведочных комплексов. Традиционные методы обработки, основанные на ручном анализе и классических алгоритмах, становятся неэффективными при работе с такими большими массивами информации, что создает потребность в автоматизированных решениях на основе современных компьютерных технологий [13]. В настоящем исследовании с применением современных технологий обработки выполнен ретроспективный анализ данных, собранных сейсмостанцией Шерегешского железорудного ме-

сторождения за период 2016 – 2024 гг. [14, 15].

В исследовании применялся комплексный подход к анализу сейсмических данных, включающий: подготовку данных с агрегацией по суточным интервалам, восстановлением пропусков методом forward filling и нормализацией MinMax; анализ временных рядов через скользящее среднее, тесты стационарности (ADF, KPSS) и автокорреляцию (ACF, PACF); кластеризацию для выявления зон аномальной активности [16, 17]; прогнозирование на основе двухслойной LSTM-сети с dropout (128/64 нейрона), обученной на 90-дневных окнах с использованием оптимизатора Adam и функции потерь MSE [18]; оценку качества через метрики MAE и RMSE. Исследование реализовано на Python с применением Pandas, TensorFlow/Keras, Scikit-learn и Matplotlib/Seaborn [19, 20]. Использование этих методов позволило автоматизировать обработку данных, выявить закономерности и создать модель для прогнозирования среднесуточной энергии событий [21].

Результаты

Первым этапом обработки является загрузка сырых сейсмических данных от сейсмостанций. На этом этапе выполняется первичный осмотр данных: проверка структуры, временных меток, основных статистических характеристик (амплитуда, магнитуда, координаты). Визуализация с помощью Matplotlib и Seaborn помогает выявить общие закономерности и потенциальные аномалии в распределении событий (рис. 1).

Сейсмические данные часто содержат пропущенные значения (например, отсутствующие показания отдельных датчиков) и выбросы, вызванные техническими сбоями или внешними помехами. Для обработки пропусков применяется их восстановление или удаление

некритичных признаков. Аномалии выявляются через статистические методы.

Для улучшения качества анализа создаются производные признаки:

- характеристики, производные от временных меток (час дня, день недели, месяц);
- логарифмические преобразования энергии сейсмического события;
- пространственные признаки: глубина, горизонты.

Кластеризация позволяет выявить группы схожих по параметрам сейсмических событий. Результаты помогают выделить зоны с различной сейсмической активностью, а также аномальные сейсмические события (рис. 2). По аналогии с [2, 3, 6], на Шерегешском месторождении наблюдается связь между удароопасностью и близостью к активным разломам. Горные работы (буровые и взрывные работы) провоцируют сейсмические события, которые распространяются на вышележащие горизонты.

К сейсмическим данным применялись различные методы анализа временных рядов, позволяющие выявлять закономерности, тренды и аномалии в динамике горных ударов и микросейсмических событий. Одним из ключевых инструментов является скользящее среднее — статистический метод сглаживания, используемый для подавления высокочастотных колебаний и выделения устойчивых тенденций (рис. 3). Этот метод можно использовать для выявления долгосрочных изменений сейсмической активности и обнаружения аномальных событий (резкие отклонения могут указывать на необычную активность).

Из рис. 3 видно, что исходный ряд (средняя энергия сейсмических событий в день) содержит значительные флуктуации, тогда как скользящее среднее (окно 10 дней) четко отражает периоды роста активности (связанные с ведением

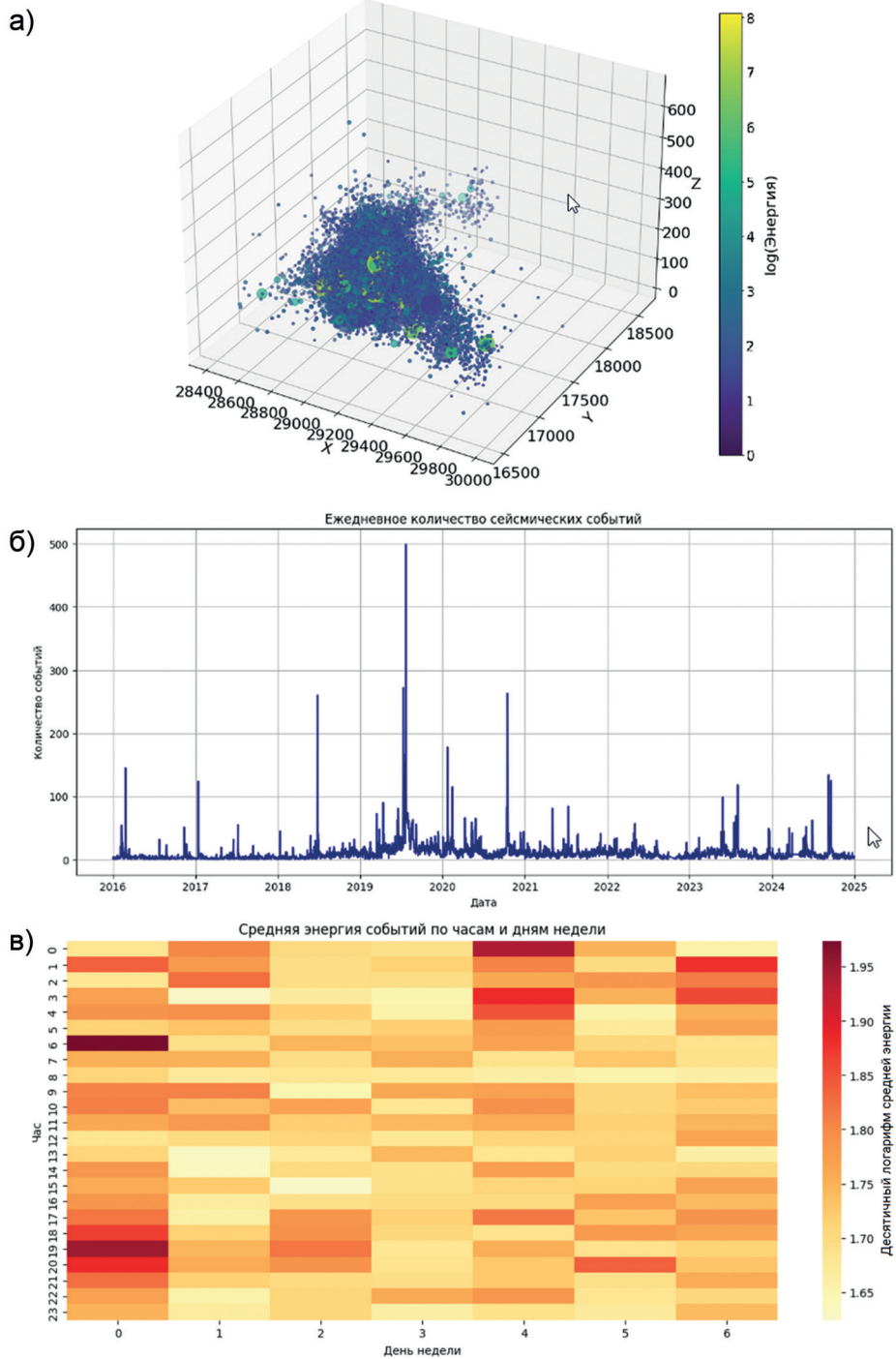


Рис. 1. Визуализация сейсмических событий: пространственная (а); временная (б); по производственным циклам (в)

Fig. 1. Visualization of seismic events: spatial (a), temporal (b), by production cycles (v)

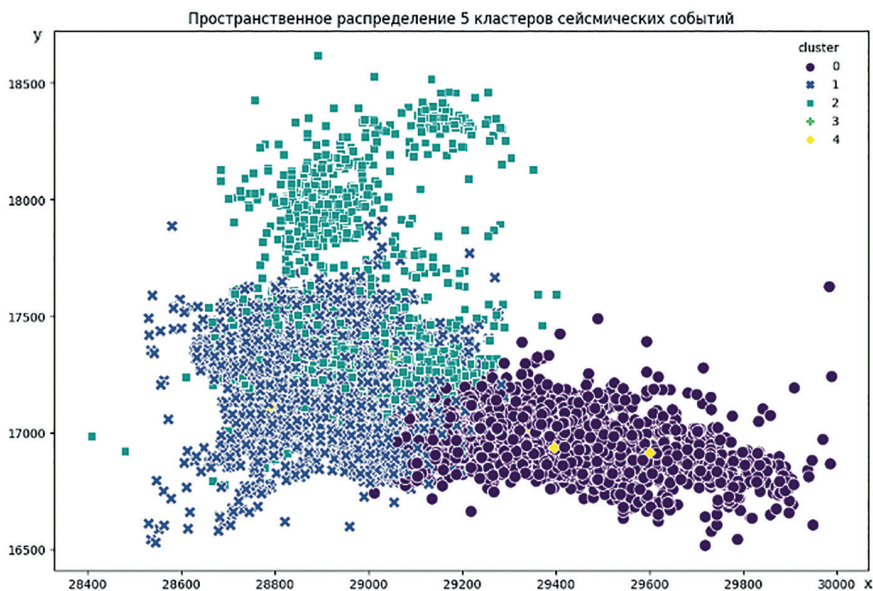


Рис. 2. Пространственное распределение кластеров сейсмических событий (в абсолютных координатах)
 Fig. 2. Spatial distribution of seismic event clusters (in absolute coordinates)

взрывных работ), снижение сейсмичности и аномальные всплески (отклонения за пределы доверительного интервала, требующие детального изучения). Метод скользящего среднего является эффективным инструментом первичной обработки сейсмических данных, позволяющим выявлять устойчивые тенденции и отклонения от фонового уровня. Однако для комплексного анализа его необходи-

мо дополнять другими методами, особенно при исследовании пиковых событий и прогнозировании горных ударов.

Для суммарной ежедневной энергии сейсмических событий выполнены тесты ADF (Дики–Фуллера), проверяющий гипотезу о наличии единичного корня, и KPSS (Квятковского–Филлипса–Шмидта–Шина), проверяющий гипотезу о стационарности вокруг детер-



Рис. 3. Обработка энергии сейсмических событий методом скользящего среднего
 Fig. 3. Processing of seismic event energy using the moving average method

минированного тренда [20]. Результаты тестов указывают на противоречие: ADF указывает на стационарность ($p_{ADF} = 0,0019 < 0,05$, Test Statistic < всех критических значений); KPSS указывает на нестационарность ($p_{KPSS} = 0,01 < 0,05$). Выявленное противоречие между тестами демонстрирует сложную структуру ряда, сочетающую стационарные шумы с нестационарными компонентами (тренд, сезонность). В данном случае KPSS-тест, вероятно, реагирует на слабый линейный или циклический тренд, вызванный сезонной динамикой обводненности, тогда как ADF-тест не учитывает эту компоненту (рис. 4).

Для исследования временной структуры суммарной ежедневной энергии сейсмических событий были рассчитаны метрики автокорреляционной (ACF) и частичной автокорреляционной (PACF) функций. Полученные результаты демонстрируют зависимость текущих значений энергии от ее предшествующих значений (лагов), что позволяет сделать выводы о динамических свойствах процесса и подобрать адекватную стохастическую модель.

Лаг 1 день. ACF = 0,422, что свидетельствует о сильной положительной

корреляции между наблюдениями текущего дня и предыдущего дня. PACF = 0,422, наблюдается значимая непосредственная связь между значением в день t и $t-1$, что типично для процессов с краткосрочной памятью.

Лаг 2 дня. ACF = 0,358, корреляция с лагом 2 снижается, но остается заметной. PACF = 0,220, после учета влияния лага 1 прямая связь с лагом 2 уменьшается. Часть корреляции на лаге 2 объясняется «опосредованно», через лаг 1. Прямая зависимость от $t-2$ слабее.

Лаг 3 дня. ACF = 0,325, корреляция продолжает снижаться. PACF = 0,147, после учета лагов 1 и 2, прямая связь с $t-3$ почти исчезает. Лаг 3 не вносит значимого самостоятельного вклада в прогнозирование.

Лаг 4 дня. ACF = 0,361, неожиданный рост корреляции. PACF = 0,185, прямая связь с $t-4$ слабая, но выше, чем на лаге 3. Возможно, присутствует связь с циклическостью горных работ.

Лаг 5 дней. ACF = 0,313, корреляция сохраняется, но снижается. PACF = 0,080, практически отсутствует прямая связь после учета предыдущих лагов. Лаг 5 незначим для модели. AR-процесс: резкий спад PACF после первого лага

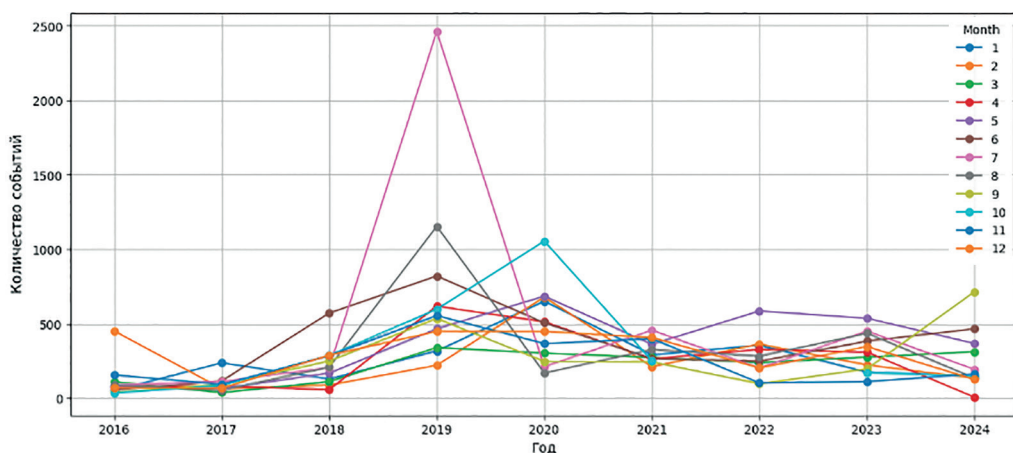


Рис. 4. Количество сейсмических событий по месяцам

Fig. 4. Number of seismic events by month

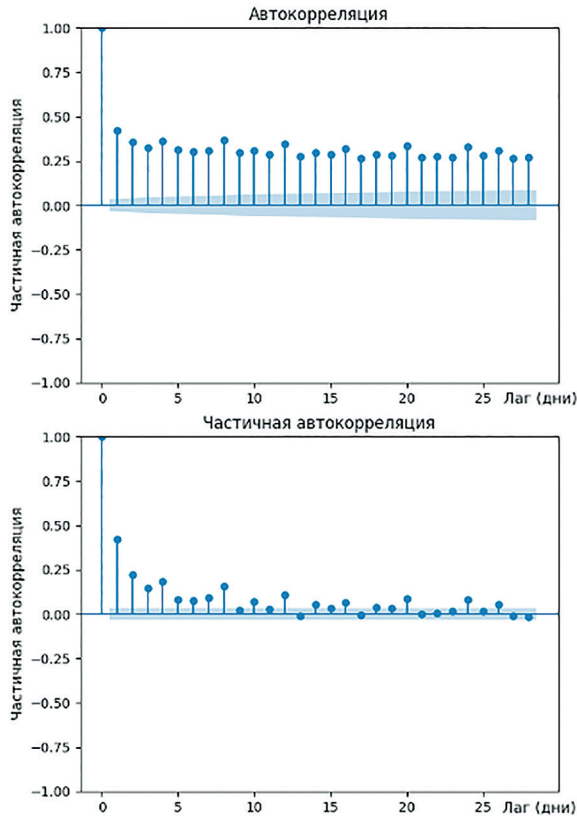


Рис. 5. Метрики автокорреляции для сейсмических событий
 Fig. 5. Autocorrelation metrics for seismic events

указывает на авторегрессию первого порядка (AR(1)). Модель: $X_t = \varphi X_{t-1} + \epsilon_t$, где $\varphi \approx 0,422$.

Для сейсмических событий на Шерегешском месторождении, аналогично другим месторождениям [10–12], наблюдается медленное затухание ACF, характерное для AR-процессов, где влияние прошлых значений постепенно уменьшается (рис. 5).

Выполнена апробация методики прогнозирования логарифмированной средней энергии сейсмических событий на основе нейросетей LSTM (Long Short-Term Memory, долгая краткосрочная память). Этот тип нейросетей подходит для сбора и использования долгосрочных зависимостей в данных. Реализация выполнена на Python с использованием

Pandas, TensorFlow/Keras, Scikit-learn и Matplotlib/Seaborn.

Исходные данные (январь 2016 – ноябрь 2024 гг.) агрегируются в суточные интервалы, заполняются пропуски методом forward filling и нормализуются в диапазон $0 \div 1$. Для обучения формируются последовательности длиной 90 дней, где каждое окно содержит исторические данные для предсказания следующего значения.

Архитектура модели включает два LSTM-слоя (128 и 64 нейрона) с dropout = 0,3 для предотвращения переобучения, а также полносвязные слои (25 и 1 нейрон). Обучение проводится на 95% данных с использованием оптимизатора Adam, функции потерь MSE, размера батча 32 и ранней остановки при

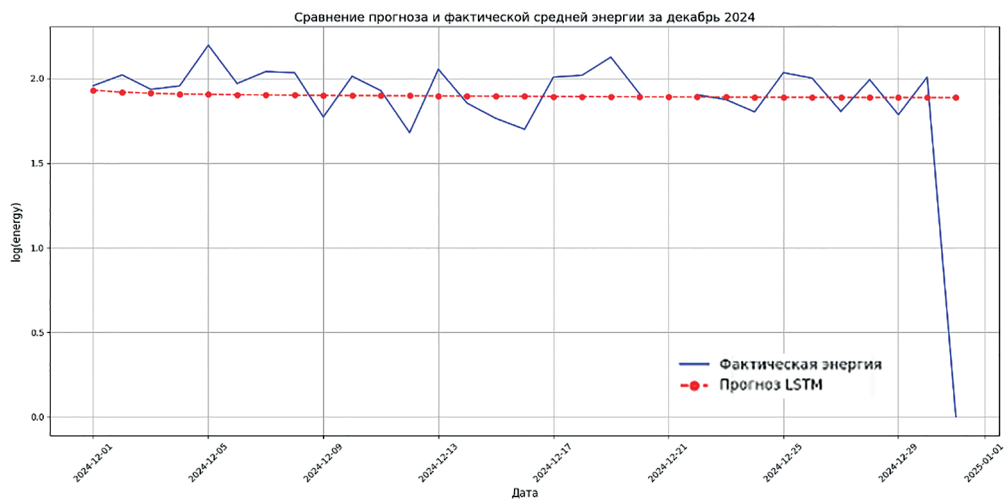


Рис. 6. Визуализация прогнозных и фактических значений
 Fig. 6. Visualization of forecast and actual values

отсутствию улучшения valloss в течение 5 эпох. Прогнозирование выполняется рекуррентно на 31 день: модель инициализируется последним 90-дневным окном, последовательно предсказывает значения и обновляет входные данные.

Валидация включает сравнение прогноза с реальными данными декабря 2024 г. через метрики MAE (Mean Absolute Error) = 0,19 и RMSE (Root Mean Square Error) = 0,31, а также визуальный анализ графиков (рис. 6).

Методика демонстрирует эффективность LSTM в учете долгосрочных зависимостей и устойчивости к нестационарности. Наблюдается близкое совпадение кривых, за исключением периодов аномальных всплесков энергии, связанных с техногенными событиями.

Обсуждение результатов

Визуализация и агрегация данных позволили снизить шумы и улучшить интерпретацию. Логарифмирование энергии стабилизировало дисперсию, что критично для анализа временных рядов. Кластеризация выявила зоны с различной сейсмической активностью и аномальные события. Разделение дан-

ных на кластеры помогло локализовать участки с повышенным риском горных ударов. Корреляция удароопасности с активными разломами на Шерегешском месторождении, вероятно, связана с тем, что разломы представляют собой ослабленные зоны, где нарушена сплошность массива. Вблизи них горные породы находятся в напряженном состоянии, и даже небольшие техногенные воздействия могут вызвать высвобождение сейсмической энергии. Горные работы при этом выступают триггером, провоцируя сейсмические события вдоль разломов.

Противоречивые результаты тестов ADF и KPSS подчеркивают необходимость комплексного подхода к анализу стационарности в геомеханических исследованиях на железорудных месторождениях Горной Шории. В условиях сезонной цикличности и техногенного воздействия ключевая роль принадлежит учету экзогенных переменных и декомпозиции временных рядов. Это особенно актуально для районов с активной добычей полезных ископаемых, где колебания напряженного состояния массива (например, из-за обводненности)

напрямую влияют на сейсмический режим.

Динамика суммарной энергии сейсмических событий соответствует AR(1)-процессу с коэффициентом авторегрессии 0,422, что указывает на сильную краткосрочную память массива горных пород. Наличие слабых корреляций на лагах 2–5 объясняется опосредованным влиянием через лаг 1, за исключением аномалии на лаге 4, требующей отдельного изучения. Полученные результаты подчеркивают важность учета временной структуры данных при моделировании сейсмической активности в районах интенсивной добычи полезных ископаемых.

Для прогнозирования среднесуточной энергии событий реализована двухслойная LSTM-сеть (128/64 нейрона) с dropout = 0,3, обученная на 90-дневных окнах. Модель продемонстрировала эффективность в учете долгосрочных зависимостей, стандартные метрики оценки качества составляют MAE = 0,19, RMSE = 0,31. В фактических данных присутствуют выбросы, которые увеличивают квадратичную ошибку. Архитектура LSTM доказала свою эффективность в обработке временных рядов с сезонностью и долгосрочными корреляциями, выявленными ранее через анализ ACF/PACF.

Способность сети «запоминать» ключевые паттерны на интервале 90 дней согласуется с гипотезой о влиянии циклов горных работ и гидрогеологических факторов. При этом резкие скачки энергии, вызванные взрывными работами, снижают точность прогноза, так как модель интерпретирует их как стохастические выбросы. Также наблюдается зависимость модели от качества исходных сейсмических данных, поскольку пропуски, заполненные методом forward filling, могут исказить локальные тренды.

Заключение

Машинная обработка сейсмических данных становится неотъемлемым элементом систем геодинамической безопасности, обеспечивая высокую точность прогнозирования за счет учета сложных зависимостей, оперативное обнаружение угроз благодаря автоматизированному анализу и интеграцию разрозненных данных в единую прогнозную модель. В исследовании представлен комплексный подход к анализу сейсмических данных, сочетающий методы временных рядов, машинного обучения и нейронных сетей.

Выполнена подготовка данных, включающая загрузку сырых данных, проверку структуры, временных меток и основных статистических характеристик. Также используется визуализация для выявления закономерностей и аномалий. Пропущенные значения обрабатываются методами восстановления или удаления не критичных признаков. Создаются производные признаки, такие как временные и пространственные характеристики, что помогает улучшить анализ. Кластеризация позволяет выявить группы схожих сейсмических событий. Это важно для выделения зон с различной активностью и обнаружения аномалий.

Анализ временных рядов включает применение скользящего среднего для сглаживания данных и выявления трендов. Также проведены тесты ADF и KPSS для проверки стационарности данных. Возникло противоречие между результатами этих тестов, подчеркивающее необходимость комплексного подхода к анализу стационарности в геомеханических исследованиях на железорудных месторождениях Горной Шории. Выявлена нестационарность, связанная с техногенными факторами.

Затем рассматриваются метрики автокорреляции (ACF и PACF), которые

показывают зависимость текущих значений от предыдущих. Интерпретация этих значений помогает определить структуру временного ряда и выбрать подходящую модель, например, авторегрессионную модель AR(1).

Представлена методика прогнозирования логарифмированной средней энергии сейсмических событий с использованием нейросетей типа LSTM (Long Short-Term Memory), способных эффективно учитывать долгосрочные временные зависимости. В исследовании ис-

пользованы данные сейсмического мониторинга Шерегешского месторождения за период с января 2016 по ноябрь 2024 гг. Апробированная методика на основе LSTM-сетей подтвердила свою применимость для прогнозирования сейсмической активности в условиях изменяющейся геомеханической среды. Полученные результаты открывают возможности для интеграции модели в системы реального времени, что повысит безопасность горных работ на удароопасных месторождениях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Пелипенко М. В., Айнбиндер И. И., Рыльникова М. В. Принципы оценки риска аварии при эксплуатации подземных рудников // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. — 2021. — № 4. — С. 178–192. DOI: 10.46689/2218-5194-2021-4-1-178-192.
2. Сидоров Д. В., Потапчук М. И., Сидляр А. В. Прогнозирование удароопасности тектонически нарушенного рудного массива на глубоких горизонтах Николаевского полиметаллического месторождения // Записки Горного института. — 2018. — Т. 234. — С. 604–611. DOI: 10.31897/PMI.2018.6.604.
3. Ломов М. А., Сидляр А. В. Оценка факторов удароопасности Николаевского месторождения с помощью системы 3D-моделирования результатов сейсмоакустического мониторинга // Проблемы недропользования. — 2021. — № 1. — С. 64–72. DOI: 10.25635/2313-1586.2021.01.064.
4. Корчак П. А., Карасев М. А. Геомеханическое обоснование формирования зон хрупкого разрушения пород в окрестности сопряжений горных выработок рудников АО «АПАТИТ» // Устойчивое развитие горных территорий. — 2023. — Т. 15. — № 1 (55). — С. 67–80. DOI: 10.21177/1998-4502-2023-15-1-67-80.
5. Козырев А. А., Батугин А. С., Жукова С. А. О влиянии обводненности массива на его сейсмическую активность при разработке апатитовых месторождений Хибин // Горный журнал. — 2021. — № 1. — С. 31–36. DOI: 10.17580/gzh.2021.01.06.
6. Козырев А. А., Журавлева О. Г., Жукова С. А. Пространственно-временные вариации сейсмичности в районе Саамского разлома (Хибинский массив, Кольский полуостров) // Горный журнал. — 2023. — № 1. — С. 79–84. DOI: 10.17580/gzh.2023.01.13.
7. Грунин А. П., Сидляр А. В., Косматов С. Б. Снижение погрешности локации сейсмоакустических событий в системе геомеханического мониторинга массива горных пород PROGNOZ-ADS // Вестник Тихоокеанского государственного университета. — 2024. — № 1 (72). — С. 13–20.
8. Авдеев А. Н., Сосновская Е. Л. Обоснование рациональных параметров систем разработки наклонных жил малой и средней мощности при изменении криоусловий // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. — 2022. — № 2. — С. 157–168. DOI: 10.46689/2218-5194-2022-2-1-157-168.
9. Беседина А. Н., Кишкина С. Б., Кочарян Г. Г. Параметры источников роя микросейсмических событий, инициированных взрывом на Коробковском железорудном месторождении // Физика Земли. — 2021. — № 3. — С. 63–81. DOI: 10.31857/S0002333721030030.
10. Батугин А. С. Геодинамические эффекты предельно напряженного состояния земной коры // Горная промышленность. — 2023. — № S1. — С. 14–21. DOI: 10.30686/1609-9192-2023-S1-14-21.
11. Беседина А. Н., Гридин Г. А., Кочарян Г. Г., Морозова К. Г., Павлов Д. В. Активизация сейсмоакустических событий после массовых взрывов на железорудном месторождении Курской магнитной аномалии // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. — 2024. — № 1. — С. 3–14. DOI: 10.15372/FTPRPI20240101.
12. Ловчиков А. В. Новая концепция механизма горно-тектонических ударов и других динамических явлений для условий рудных месторождений // Горные науки и технологии. — 2020. — Т. 5. — № 1. — С. 30–38. DOI: 10.17073/2500-0632-2020-1-30-38.

13. Гвишиани А. Д., Панченко В. Я., Никитина И. М. Системный анализ больших данных для наук о Земле // Вестник Российской академии наук. — 2023. — Т. 93. — № 6. — С. 518 — 525. DOI: 10.31857/S0869587323060087.

14. Konurin A., Neverov S., Neverov A., Orlov D., Zharov I., Konurina M. Application of artificial neural networks for stress state analysis based on the photoelastic method // Geohazard Mechanics. 2023, vol. 1, no. 2, pp. 128 — 139. DOI: 10.1016/j.ghm.2023.03.001.

15. Еременко А. А., Мулев С. Н., Штирц В. А. Мониторинг геодинамических явлений микросейсмическим методом при освоении удароопасных месторождений // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. — 2022. — № 1. — С. 12 — 22. DOI: 10.15372/FTPRP120220102.


16. Романевич К. В., Мулёв С. Н. Автоматизация классификации сейсмических событий при сейсмомониторинге угольной шахты с использованием машинного обучения // Горная промышленность. — 2023. — № 55. — С. 58 — 64. DOI: 10.30686/1609-9192-2023-55-58-64.

17. Mousavi S. M., Ellsworth W. L., Zhu W., Chuang L. Y., Beroza G. C. Earthquake transformer-an attentive deep-learning model for simultaneous earthquake detection and phase picking // Nature Communications. 2020, vol. 11, no. 1, pp. 1 — 12. DOI: 10.1038/s41467-020-17591-w.

18. Alsharaf A., Aggarwal K., Sonia G., Kumar M., Mishra A. Review of ML and AUTOML solutions to forecast time-series data // Archives of Computational Methods in Engineering. 2022, vol. 29, no. 7, pp. 5297 — 5311. DOI: 10.1007/s11831-022-09765-0.

19. Sherstinsky A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network // Physica D: Nonlinear Phenomena. 2020, vol. 404, article 132306. DOI: 10.1016/j.physd.2019.132306.

20. Sarker I. H. Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions // SN Computer Science. 2021, vol. 2, no. 6. DOI: 10.1007/s42979-021-00815-1.

21. Di Y., Wang E., Li Z., Liu X., Huang T., Yao J. Comprehensive early warning method of micro-seismic, acoustic emission, and electromagnetic radiation signals of rock burst based on deep learning // International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. 2023, vol. 170, article 105519. DOI: 10.1016/j.ijrmmms.2023.105519. 

REFERENCES

1. Pelipenko M. V., Ainbinder I. I., Rylnikova M. V. Principles of assessing the risk of accidents during the operation of underground mines. *News of the Tula state university. Sciences of Earth*. 2021, no. 4, pp. 178 — 192. [In Russ]. DOI: 10.46689/2218-5194-2021-4-1-178-192.

2. Sidorov D. V., Potapchuk M. I., Sidlyar A. V. Forecasting the rock burst hazard of a tectonically disturbed ore massif at deep horizons of the Nikolaev polymetallic deposit. *Journal of Mining Institute*. 2018, vol. 234, pp. 604 — 611. [In Russ]. DOI: 10.31897/PMI.2018.6.604.

3. Lomov M. A., Sidlyar A. V. Assessment of rock burst hazard factors of the Nikolaevskoye deposit using a 3D modeling system for seismoacoustic monitoring results. *Problems of Subsoil Use*. 2021, no. 1, pp. 64 — 72. [In Russ]. DOI: 10.25635/2313-1586.2021.01.064.

4. Korchak P. A., Karasev M. A. Geomechanical substantiation of the formation of zones of brittle rock failure in the vicinity of the junctions of mine workings of JSC «APATIT». *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2023, vol. 15, no. 1 (55), pp. 67 — 80. [In Russ]. DOI: 10.21177/1998-4502-2023-15-1-67-80.

5. Kozyrev A. A., Batugin A. S., Zhukova S. A. On the influence of massif water content on its seismic activity during the development of Khibiny apatite deposits. *Gornyi Zhurnal*. 2021, no. 1, pp. 31 — 36. [In Russ]. DOI: 10.17580/gzh.2021.01.06.

6. Kozyrev A. A., Zhuravleva O. G., Zhukova S. A. Spatio-temporal variations in seismicity in the area of the Saami fault (Khibiny massif, Kola Peninsula). *Gornyi Zhurnal*. 2023, no. 1, pp. 79 — 84. [In Russ]. DOI: 10.17580/gzh.2023.01.13.

7. Grunin A. P., Sidlyar A. V., Kosmatov S. B. Reducing the error of seismoacoustic event location in the PROGNOZ-ADS system of geomechanical monitoring of rock massif. *Bulletin of Pacific national university*. 2024, no. 1 (72), pp. 13 — 20. [In Russ].

8. Avdeev A. N., Sosnovskaya E. L. Justification of rational parameters of systems for developing inclined veins of low and medium power under changing cryogenic conditions. *News of the Tula state university. Sciences of Earth*. 2022, no. 2, pp. 157 — 168. [In Russ]. DOI: 10.46689/2218-5194-2022-2-1-157-168.

9. Besedina A. N., Kishkina S. B., Kocharyan G. G. Parameters of sources of a swarm of microseismic events initiated by an explosion at the Korobkovskoye iron ore deposit. *Physics of the Earth. Физика Земли*. 2021, no. 3, pp. 63–81. [In Russ]. DOI: 10.31857/S0002333721030030.
10. Batugin A. S. Geodynamic effects of the ultimate stress state of the earth's crust. *Russian Mining Industry Journal*. 2023, no. S1, pp. 14–21. [In Russ]. DOI: 10.30686/1609-9192-2023-S1-14-21.
11. Besedina A. N., Gridin G. A., Kocharyan G. G., Morozova K. G., Pavlov D. V. Activation of seismoacoustic events after mass explosions at the iron ore deposit of the Kursk magnetic anomaly. *Journal of Mining Sciences*. 2024, no. 1, pp. 3–14. [In Russ]. DOI: 10.15372/FTPRPI20240101.
12. Lovchikov A. V. New concept of the mechanism of rock bursts and other dynamic phenomena for ore deposit conditions. *Mining Science and Technology (Russia)*. 2020, vol. 5, no. 1, pp. 30–38. [In Russ]. DOI: 10.17073/2500-0632-2020-1-30-38.
13. Gvishiani A. D., Panchenko V. Ya., Nikitina I. M. Systems analysis of big data for earth sciences. *Herald of the Russian Academy of Sciences*. 2023, vol. 93, no. 6, pp. 518–525. [In Russ]. DOI: 10.31857/S0869587323060087.
14. Konurin A., Neverov S., Neverov A., Orlov D., Zharov I., Konurina M. Application of artificial neural networks for stress state analysis based on the photoelastic method. *Geohazard Mechanics*. 2023, vol. 1, no. 2, pp. 128–139. DOI: 10.1016/j.ghm.2023.03.001.
15. Eremenko A. A., Mulev S. N., Shtirts V. A. Monitoring of geodynamic phenomena by the microseismic method in the development of rock burst hazardous deposits. *Journal of Mining Sciences*. 2022, no. 1, pp. 12–22. [In Russ]. DOI: 10.15372/FTPRPI20220102.
16. Romanevich K. V., Mulev S. N. Automation of classification of seismic events during seismic monitoring of a coal mine using machine learning. *Russian Mining Industry Journal*. 2023, no. S5, pp. 58–64. [In Russ]. DOI: 10.30686/1609-9192-2023-S5-58-64.
17. Mousavi S. M., Ellsworth W. L., Zhu W., Chuang L. Y., Beroza G. C. Earthquake transformer—an attentive deep-learning model for simultaneous earthquake detection and phase picking. *Nature Communications*. 2020, vol. 11, no. 1, pp. 1–12. DOI: 10.1038/s41467-020-17591-w.
18. Alsharaf A., Aggarwal K., Sonia G., Kumar M., Mishra A. Review of ML and AUTOML solutions to forecast time-series data. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2022, vol. 29, no. 7, pp. 5297–5311. DOI: 10.1007/s11831-022-09765-0.
19. Sherstinsky A. Fundamentals of recurrent neural network (RNN) and long short-term memory (LSTM) network. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 2020, vol. 404, article 132306. DOI: 10.1016/j.physd.2019.132306.
20. Sarker I. H. Deep learning: a comprehensive overview on techniques, taxonomy, applications and research directions. *SN Computer Science*. 2021, vol. 2, no. 6. DOI: 10.1007/s42979-021-00815-1.
21. Di Y., Wang E., Li Z., Liu X., Huang T., Yao J. Comprehensive early warning method of microseismic, acoustic emission, and electromagnetic radiation signals of rock burst based on deep learning. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*. 2023, vol. 170, article 105519. DOI: 10.1016/j.ijrmmms.2023.105519.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Конурин Антон Игоревич¹ — канд. техн. наук, старший научный сотрудник,
e-mail: konurin@misd.ru, ORCID ID: 0000-0003-3373-2382,

Орлов Дмитрий Витальевич¹ — аспирант, инженер, e-mail: dmiorl@gmail.com,

¹ Институт горного дела им. Н.А. Чинакала СО РАН.

Для контактов: Конурин А.И., e-mail: konurin@misd.ru.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

A.I. Konurin¹, Cand. Sci. (Eng.), Senior Researcher,

e-mail: konurin@misd.ru, ORCID ID: 0000-0003-3373-2382,

D.V. Orlov¹, Graduate Student, Engineer, e-mail: dmiorl@gmail.com,

¹ N.A. Chinakal Mining Institute SB RAS, 630091, Novosibirsk, Russia.

Corresponding author: A.I. Konurin, e-mail: konurin@misd.ru.

Получена редакцией 17.03.2025; получена после рецензии 04.05.2025; принята к печати 10.09.2025.

Received by the editors 17.03.2025; received after the review 04.05.2025; accepted for printing 10.09.2025.