ISSN 2411-3336; e-ISSN 2541-9404

ЗАПИСКИ ГОРНОГО ИНСТИТУТА

Journal of Mining Institute

Сайт журнала: pmi.spmi.ru



Научная статья

Композитная модель анализа данных сейсмического мониторинга при ведении горных работ на примере Кукисвумчоррского месторождения АО «Апатит»

А.П.ГОСПОДАРИКОВ, И.Е.РЕВИН✉, К.В.МОРОЗОВ

Санкт-Петербургский горный университет, Санкт-Петербург, Россия

***Как цитировать эту статью*:** Господариков А.П., Ревин И.Е., Морозов К.В. Композитная модель анализа данных сейсмического мониторинга при ведении горных работ на примере Кукисвумчоррского месторождения АО «Апатит» // Записки Горного института. 2023. Т. 262. С. 571-580. EDN PZUUER. DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Аннотация. Геомеханический мониторинг состояния массива горных пород – это активно развивающийся раздел геомеханики, в котором невозможно выделить единую методологию и подходы для решения задач, сбора и анализа данных при разработке систем сейсмического мониторинга. При ведении горных работ изменениям подвергаются все природные факторы. В процессе отработки массива горных пород наиболее явно проявляются изменения состояния структурных неоднородностей: раскрываются имеющиеся естественные структурные неоднородности; происходят подвижки по разрывным нарушениям (разломам); образуются новые техногенные нарушения (трещины), которые сопровождаются изменением естественного напряженного состояния различных блоков массива. Разработанный метод оценки результатов мониторинга геомеханических процессов в массиве горных пород на примере Объединенного Кировского рудника КФ АО «Апатит» позволил решить одну из главных задач системы геомониторинга – спрогнозировать местоположение зон возможного возникновения опасных проявлений горного давления.

Ключевые слова: кластеризация; геомониторинг; сейсмика; анализ данных; машинное обучение; композитные модели

Благодарность. Исследование проведено при финансовой поддержке Министерства науки и высшего образования, соглашение FSER-2021-0012.

Поступила: 23.03.2022 ***Принята: 13.12.2022*** ***Онлайн: 16.02.2023*** ***Опубликована: 28.08.2023***

Введение. Проводимые исследования являются дальнейшим развитием идеи, предложенной авторами [1], об использовании методов машинного обучения при работе с математическими моделями временных рядов, базирующихся на данных сейсмического мониторинга.

В задачу геомеханического мониторинга входит поиск различного рода взаимосвязей между широким перечнем природных и технических факторов, определяющих состояние техногенно нарушенного массива горных пород. Можно выделить две основные группы таких факторов. Так, например, в работе А.А.Козырева с соавторами [2] этим факторам даются следующие определения: «Природные факторы – это сумма свойств пород, слагающих массив, структурных неоднородностей массива и естественного природного поля напряжений. Технические факторы – это совокупность методов ведения горных работ, порядок строительства объектов, применяемая система разработки, характеристики горных выработок и др.».

Одним из способов оценки вероятности проявления опасных геодинамических процессов является использование математических моделей, основанных на данных сейсмического мониторинга. Так как массив горных пород является сложной динамической системой, для построения таких моделей целесообразно использовать как пространственные координаты, так и компоненты временного ряда сейсмической активности. Последовательность разрушений, которые появляются в процессе эксплуатации месторождения, можно представить в виде некоторого временного ряда, состоящего из дискретных событий. Каждое из этих событий задается координатой во времени и характеристикой, описывающей степень разрушения массива, например величиной энергии

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

сигнала [3]. В данной статье в качестве такого временного ряда предлагается использовать сейсмическую последовательность, зарегистрированную с помощью системы контроля состояния массива горных пород. Для локализации пространственной зоны подготовки очага разрушения используются методы кластеризации, присваивающие каждому дискретному событию свой пространственный кластер.

Объектом настоящего исследования является Кукисвумчоррское месторождение, разрабатываемое Объединенным Кировским рудником КФ АО «Апатит». По данным П.А.Корчака и С.А.Жуковой, мониторинг сейсмичности на подземных рудниках осуществляется с помощью автоматизированной системы контроля состояния массива (АСКСМ). За время наблюдения за сейсмичностью в массиве горных пород были выявлены такие закономерности: реакция массива на массовые взрывы; сезонный рост сейсмичности в периоды таяния снега; рост сейсмичности перед обрушением консоли налегающих пород.

Технологические процессы при ведении горных работ оказывают существенное влияние на сейсмический режим рудников. В настоящее время на рудниках АО «Апатит» документально зарегистрировано около 40 горных ударов [4].

Методология. В ближайшем будущем ожидается ряд технологических прорывов, отражающих глубинные технологические изменения, которые приведут к трансформации традиционного промышленного производства [5-7]. При этом необходимо учитывать, что увеличение объемов добычи полезных ископаемых в сложных горно-геологических условиях тесно связано с анализом основных параметров напряженно-деформированного состояния (НДС) массива горных пород [8].

Достоверный анализ и моделирование НДС массива горных пород базируется на применении различных математических моделей [9, 10]. Так, с точки зрения теории, предложенной в рамках иерархической модели, критерием формирования очага разрушения является нарушение условий стационарности/квазистационарности моделируемого процесса (например, Пуассона) [11]. Однако при данном подходе учитываются только статистические и игнорируются, например, физико-механические параметры исследуемой среды. Это негативно влияет на качество работы используемой прогностической модели и не позволяет учитывать особенности моделируемого месторождения.

Таким образом, получение качественных и достоверных результатов при реализации таких моделей без непосредственного участия эксперта предметной области исследований всегда затруднено, так как он выбирает соответствующие стратегии предварительной обработки данных, тип используемой модели, ее параметры и набор критериев [12]. Предлагаемый в данной работе алгоритм генерирует с помощью математической модели, управляемой данными сейсмического мониторинга data-driven model [13, 14], собственный набор критериев формирования очага разрушения. Полученный набор учитывает и особенности ведения горных работ на месторождении, и физико-механические свойства массива горных пород.

Искомую математическую модель можно разработать, используя как одиночную модель машинного обучения, так и гибридный (композитный) подход. В настоящее время идентификация data-driven-моделей со сложной гетерогенной структурой пока остается нерешенной проблемой. Структура композитной модели может быть представлена в виде ориентированного ациклического графа (DAG), а наиболее подходящий вариант структуры может быть разработан с использованием оптимизационных подходов. Элементами этого графа являются модели машинного обучения (предназначенные для классификации или дополнительные модели для побочных задач, например, кластеризации).

Таким образом, задачей исследования является поиск кластеров – очагов разрушения горной породы. Для такой задачи в области пространства – времени – энергии сейсмических событий на основе проведенных исследований был разработан алгоритм системы анализа и прогноза геомеханического состояния техногенно нарушенного горного массива (рис.1), который заключается в одновременном применении различных моделей машинного обучения в единой композитной модели, наиболее подходящих для определенного типа данных, отражающих изменчивость наблюдаемой системы в каждой из компонент пространства. Оценка качества итоговой модели в работе определяется введением критериев, необходимых для организации процесса многокритериальной оптимизации.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Записки Горного института. 2023. Т. 262. С. 571-580
© А.П.Господариков, И.Е.Ревин, К.В.Морозов, 2023

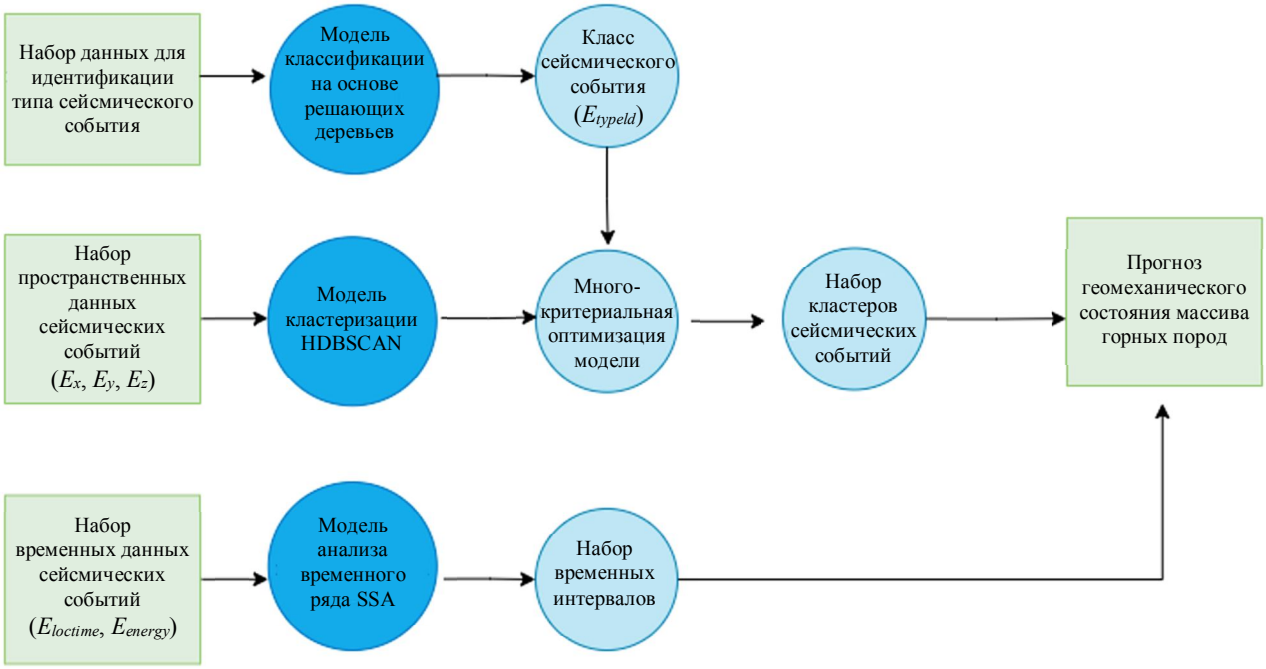


Рис.1. Композитная модель прогноза опасных геодинамических явлений

Критерий Silhouette. Силуэтом выборки называется средняя величина силуэта объектов данной выборки; она показывает, насколько среднее расстояние до объектов своего кластера отличается от среднего расстояния до объектов других кластеров. Эта величина принадлежит диапазону [–1,1]. Значения, близкие к –1, соответствуют плохим (разрозненным) кластеризациям; значения, близкие к нулю, означают, что кластеры пересекаются и накладываются друг на друга; значения, близкие к единице, соответствуют «плотным», четко выделенным кластерам, т.е. чем больше силуэт выборки, тем более четко выделены кластеры, представляющие собой компактные, плотно сгруппированные облака точек.

Доли ложных (*FAR*) *и пропущенных* (*MAR*) *тревог*. Важнейшим элементом решения проблемы детектирования аномалий является определение временного окна детектирования. В рамках предложенных критериев качества предсказанные аномалии внутри окна детектирования воспринимаются только как один истинный положительный результат. Отсутствие прогнозируемых аномалий внутри окна обнаружения воспринимается только как один ложный отрицательный результат. Предсказанные точки за пределами окон обнаружения определяются как ложные срабатывания. В данном исследовании приняты три значения ширины окна детектирования: краткосрочный горизонт прогнозирования – 6 ч до и после наступления события; среднесрочный горизонт прогнозирования – 48 ч до и после наступления события; долгосрочный горизонт прогнозирования – 168 ч до и после наступления события.

Далее рассмотрим два из трех методов, используемых в итоговой композитной модели: метод Singular spectrum analysis (SSA) для анализа временных рядов сейсмического мониторинга, предназначенный для моделирования поведения системы в пространстве времени – энергии, и метод кластеризации HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise), предназначенный для поиска кластеров – очагов разрушения горной породы и отвечающий за моделирование пространственной изменчивости системы.

Базовым вариантом метода SSA при анализе временных рядов является декомпозиция исходного ряда на простые компоненты, которые могут быть аппроксимированы с помощью периодических функций или полиномов низкой степени [15-19]. Полученное разложение может служить основой прогнозирования как самого временного ряда, так и его отдельных составляющих. Для анализа временного ряда сейсмического мониторинга выбирается параметр L, отвечающий за ширину окна. Выбор значения этого параметра зависит от исследователя и его предметных знаний о системе, порождающей выбранный временной ряд. Затем на основе ряда строится матрица

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Ганкеля, где в качестве столбцов используются векторы длины L. Задачей выбранного вида разложения является представление исходного ряда в виде суммы компонент. Такой метод рекомендуется применять для выделения тренда, циклических компонент и построения на основе выбранных компонент некоторой аппроксимации исходного временного ряда.

Анализ данных сейсмического мониторинга и кластеризация сейсмических событий требуют применения современных методов математического моделирования. В процессе длительного периода изучения сейсмического режима Кукисвумчоррского месторождения было установлено, что кластеры сейсмических событий и механизм их образования имеют схожие с другими месторождениями черты, в частности, они «приурочены к местам активного ведения горных работ, к дизъюнктивным нарушениям в консоли пород висячего бока, а также могут образовываться под влиянием других факторов – как природных, так и техногенных» [20].

Классический подход использования методов кластеризации – это подход, основанный на представлениях о физических процессах, происходящих в процессе нагружения и последующей деформации горного массива. Для решения задачи идентификации очаговых зон наиболее целесообразным кажется использование иерархического, или графового, подхода. Иными словами, данные методы являются методами строгой кластеризации [16, 21, 22]. При этом в ряде исследований утверждается, что использование методов нестрогой кластеризации более предпочтительно для моделирования случайных процессов [23, 24].

В результате работы был применен алгоритм HDBSCAN [6, 25, 26], который является иерархическим пространственным алгоритмом кластеризации данных с шумом на основе использования плотности распределения [27-30].

Результаты и обсуждения. В качестве данных для валидации работы предложенного алгоритма используются даты зафиксированных горных ударов за 2009-2018 гг. (табл.1). С целью соблюдения конфиденциальности пространственные координаты изменены.

Таблица 1

Зафиксированные горные удары (по данным карточек горных ударов)

Координаты сейсмического события по осям			
Ox	*Oy*	*Oz*	Дата наступления геодинамического события
0,456	0,413	0,325	13.05.2009
0,381	0,464	0,228	21.10.2010
0,603	0,441	0,293	27.01.2016

Длина анализируемого временного ряда составляет 365 дней, ширина временного окна была выбрана равной 30 дням (параметр L), а в качестве наблюдаемой величины используется среднее значение (за один день) всех сейсмических событий со значением энергии в диапазоне от 10^2 до 10^5 Дж. Данный диапазон был обоснован анализом распределения сейсмических событий по величине энергии с января 2009 г. по декабрь 2020 г., а также на основании экспертной оценки сотрудников Научного центра геомеханики и проблем горного производства Санкт-Петербургского горного университета. В качестве оси *Ox* выбрана временная шкала сейсмического мониторинга, а в качестве оси *Oy* – шкала величины среднего значения сейсмических событий.

Параметр предполагаемой периодичности процесса формирования горного удара был выбран равным 15 дням. Его значение в 50 % от длины окна свидетельствует о наличии двух подпроцессов в рамках одного месяца. И если в первом подпроцессе (первые 15 дней) не было опасных проявлений горного давления (ГД), то вероятность их появления во втором подпроцессе (вторые 15 дней) растет в соответствии с ростом экспоненциальной функции. Восстановленные по первой элементарной матрице временные ряды для 2009, 2010 гг. приведены на рис.2, *а*, *б*, для 2016 г. – на рис.2, *в*. Первая элементарная матрица отвечает за тренд сейсмической активности. Как видно из рис.2, *а*, *б*, 13.04.2009 и 25.09.2010 достигаются минимальные значения тренда сейсмической активности.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Записки Горного института. 2023. Т. 262. С. 571-580
© А.П.Господариков, И.Е.Ревин, К.В.Морозов, 2023

На рис.2, *а*, *б* приведен пример комбинации первого и второго случаев (2009 и 2010 гг.). С одной стороны, имеется повтор ситуации 2009 г. (падение до минимального значения тренда сейсмической активности), и точка смены направления роста тренда 27.01.2015 (рис.2, *в*). Следовательно, анализ тренда сейсмической активности, полученного с помощью метода SSA, позволяет установить связь между опасными проявлениями ГД в виде горного удара от 21.01.2016 и сейсмической активностью, выраженной нисходящим трендом.

Таким образом, опасному проявлению ГД может предшествовать плавное снижение тренда до точки глобального минимума с последующим изменением в направлении тренда. В соответствии с предположением о цикличности процесса, для выбранных параметров (ширина окна и периодичность процесса), время до наступления опасного проявления ГД равно 15 и 30 дням соответственно.

Использование композитной модели для анализа данных сейсмического мониторинга за 2020 г. На рис.3 можно выделить три ключевые точки в тренде:

• 20.03.2020 достигается минимальное значение тренда сейсмической активности на текущий момент наблюдений. Однако вероятность наступления горного удара – умеренная, так как росту тренда предшествует период стационарности (отсутствие роста среднего значения тренда), равный длине окна (30 дней). Данный период можно интерпретировать как стабилизацию процессов деформации в массиве горных пород, что позволяет нейтрализовать возможные опасные проявления ГД.

• 20.05.2020 достигается локальный минимум тренда сейсмической активности, и начинается резкий рост тренда в противоположном направлении. Вероятность наступления горного удара в следующие 30 дней достаточно велика, так как процесс достиг своего локального минимума, и наступил рост сейсмической активности.

• 02.11.2020 достигается глобальный минимум значения тренда сейсмической активности за весь период наблюдений, а затем начинается его умеренный рост. Вероятность наступления горного удара в следующие

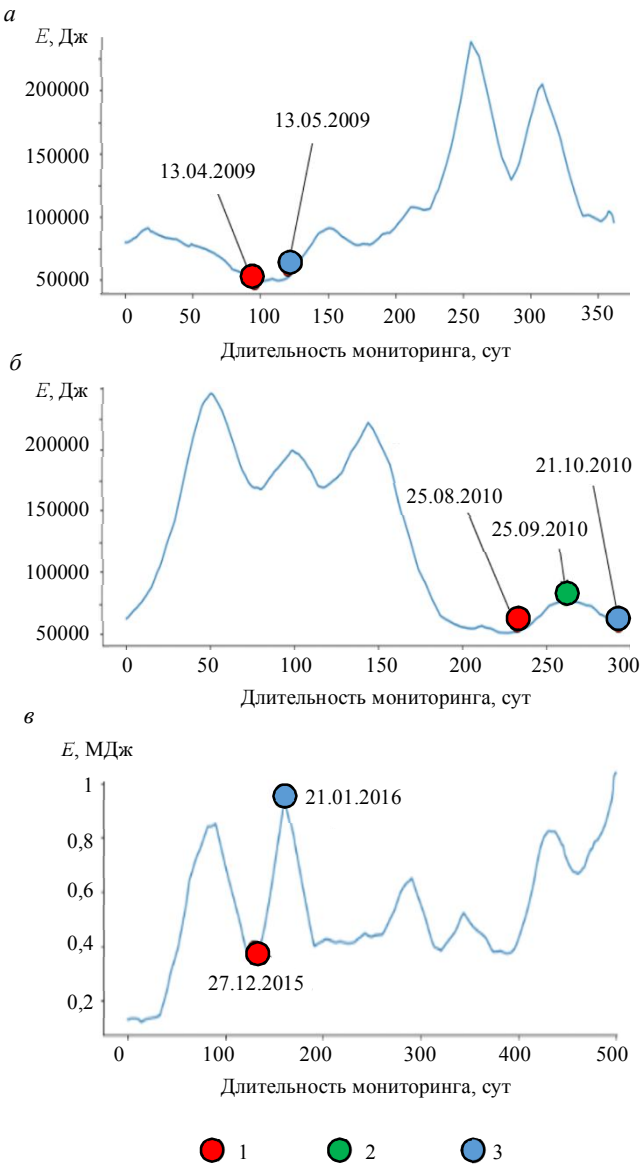


Рис.2. Тренд временного ряда сейсмического мониторинга за 2009 (*а*), 2010 (*б*) и 2016 гг. (*в*)

1 – минимум и смена направления движения тренда;
2 – предполагаемый горный удар;
3 – зафиксированный горный удар

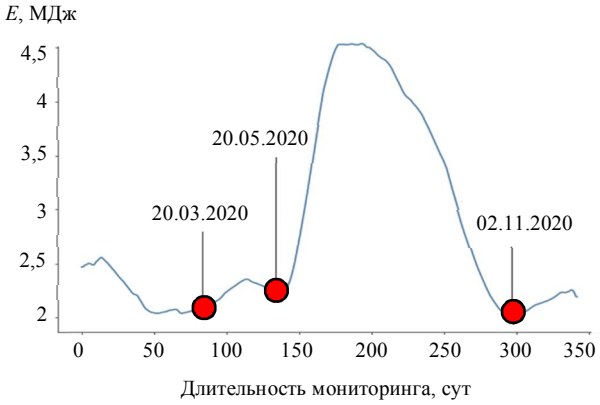


Рис.3. Тренд временного ряда сейсмического мониторинга за 2020 г.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

30 дней крайне велика, так как процесс достиг своего минимального исторического значения, и наступил рост тренда сейсмической активности.

В двух из трех зафиксированных горных ударах удалось спрогнозировать приблизительное (с разницей в один-два дня) время наступления горного удара (табл.2). Однако для случая, произошедшего 06.07.2020, ошибка прогноза составила 15 дней, что требует уточнения прогноза. Далее с использованием данных с 01.01.2020 по 05.07.2020 (за один день до фактического горного удара) был детально рассмотрен случай и восстановлен исходный временной ряд.

Таблица 2

Прогнозы наступления потенциальных горных ударов

Появление точки локального минимума и смена тренда	Потенциальный горный удар (степень риска умеренная)	Потенциальный горный удар (степень риска крайне высокая)	Наступление зафиксированного геодинамического события
20.03.2020	06.04.2020	21.04.2020	08.04.2020
20.05.2020	06.06.2020	20.06.2020	06.07.2020
02.11.2020	17.11.2020	03.12.2020	04.12.2020

Как видно из рис.4, в точке 30.06.2020 достигается локальный максимум, и начинается смена направления движения тренда. Также в период с 30.06.2020 по 05.07.2020 зафиксировано максимальное значение амплитуды циклической составляющей. Совокупность этих факторов позволяет спрогнозировать наступление потенциального горного удара 06.07.2020. Таким образом, можно сделать вывод, что анализ тренда целесообразно дополнять анализом циклической составляющей.

Анализ результатов моделирования кластеров сейсмических событий на основе данных сейсмического мониторинга за 2020 г. В ряде работ отмечено, что «существенная часть подходов к прогнозным оценкам проявлений опасного горного давления основывается на следующей концепции: по мере разрушения горной породы происходит формирование нескольких стадий разрушения с постепенным переходом от одной стадии к другой» [31, 32]. Размеры и диапазон трещин, которые образуются в результате деформации и разрушения массива горных пород, могут варьироваться от миллиметра до десятых долей метра. Наиболее часто опасные проявления ГД выражаются в виде горных ударов и других проявлений техногенной сейсмичности (рис.5, 6).

Для анализа результатов моделирования кластеров сейсмических событий С.А.Игнатьев [11] утверждает, что «кластерный анализ опирается на два основных предположения: выявленные признаки объекта должны допускать разбиение некоторой совокупности объектов на кластеры; правильность выбора должного масштаба или необходимых единиц величин, отражающих признаки объекта (в некоторых случаях требуется применение стандартизованных величин)».

В частности, авторы [33, 34] предлагают использовать предварительную обработку исходных данных перед процедурой кластеризации. Исходные данные делятся на группы, каждая из которых характеризуется плотностью распределения сейсмических событий в пространстве сейсмического

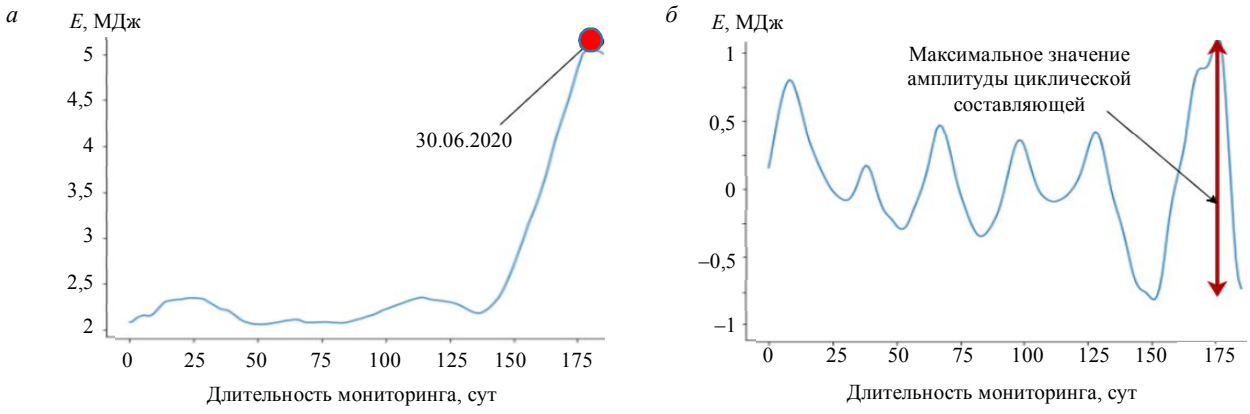


Рис.4. Тренд (*а*) и циклическая компонента (*б*) временного ряда сейсмического мониторинга за период с 01.01.2020 по 05.07.2020

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Записки Горного института. 2023. Т. 262. С. 571-580
© А.П.Господариков, И.Е.Ревин, К.В.Морозов, 2023

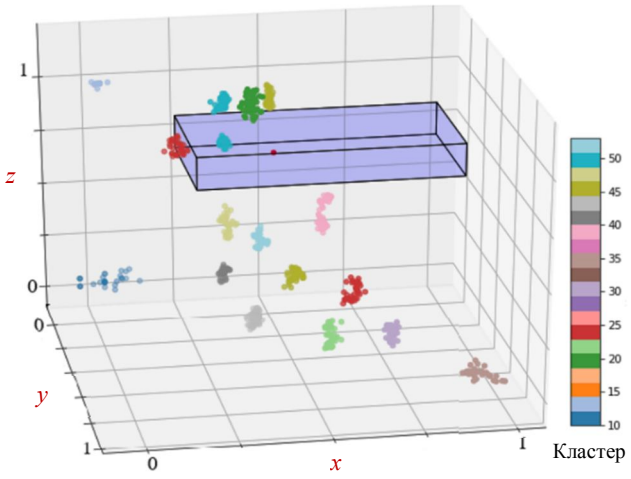
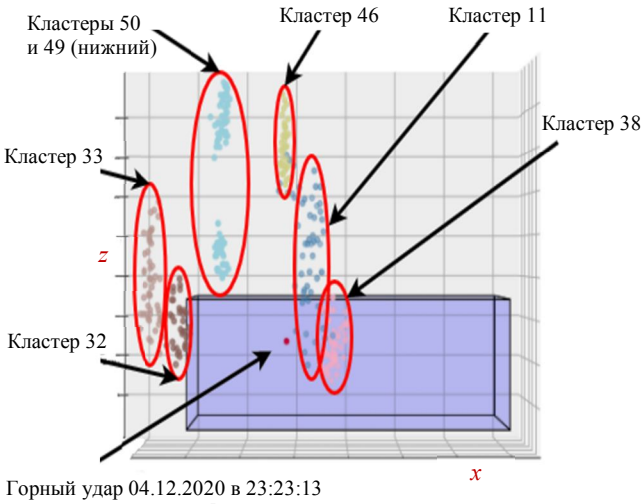


Рис.5. Выделение всех микрокластеров (не более 100 событий в год) сейсмических событий. Фиолетовый параллелепипед – опасная зона (зона горных работ + 100 м по осям *Ox* и *Oy* и 50 м запаса по оси *Oz*)



Горный удар 04.12.2020 в 23:23:13
с энергией $E = 5{,}32 \cdot 10^7$ Дж

Рис.6. Кластеры – очаги разрушения горной породы

мониторинга. Данный подход позволит отфильтровать исходные данные от «шумовых» точек. Также одним из этапов кластерного анализа является использование статистических критериев, полученных в результате анализа данных сейсмического мониторинга Кукисвумчоррского месторождения за длительный период наблюдений (2000-2020 гг.): среднее значение 9620+241,76 Дж; медиана 1610 Дж; среднеквадратичное отклонение 18000 Дж.

Таким образом, все сейсмические события, превышающие выборочное среднее (на основании экспертной оценки сотрудников Научного центра геомеханики и проблем горного производства Санкт-Петербургского горного университета было выбрано значение 104 Дж), рассматриваются как сейсмические события – предвестники, способные привести к опасным проявлениям ГД. Используя в качестве критериев качества предложенные в работе метрики, в ходе многокритериальной оптимизации [33-35] с помощью разработанного алгоритма были получены кластеры «неклассических» геометрических форм (эллипсоиды), которые условно можно разделить на три группы по расположению относительно произошедшего горного удара. Кластеры 32-33 находятся севернее точки удара, кластеры 46, 49, 50 расположены выше точки удара. Кластеры 11 и 38 находятся на юго-востоке от точки удара. Следует отметить, что все выделенные кластеры являются устойчивыми во времени, т.е. включают в себя сейсмические события в течении всего периода мониторинга в 2020 г. В табл.3 приведены кластеры и содержащиеся в них события – предвестники, которые с высокой долей вероятности могут являться триггерами горных ударов. Мониторинг сейсмических событий в этих кластерах в дальнейшем является целесообразным. В табл.4 приведены результаты расчета критериев качества FAR/MAR. Для подсчета метрики используются события – предвестники из табл.3.

Таблица 3

Характеристики сейсмических событий – предвестников выбранных кластеров, превышающих 10^4 Дж

Время наступления сейсмического события	Энергия сейсмического события, Дж	Номер кластера	Дата предполагаемого горного удара
22:13:27 11.03.2020	976000	50	06.04.2020
17:53:49 12.04.2020	153000	50	21.04.2020
02:55:17 21.05.2020	406000	50	06.06.2020
21:27:14 07.06.2020	94600	46	06.06.2020
06:33:30 15.06.2020	18400	50	21.06.2020
18:20:15 05.07.2020	362400	50	05.07.2020
08:31:49 08.11.2020	22300	32	17.11.2020
01:24:33 21.11.2020	15000	32	03.12.2020
02:23:31 21.11.2020	27400	33	03.12.2020
13:48:17 28.11.2020	24000	32	03.12.2020

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

EDN PZUUER
DOI: 10.31897/PMI.2023.9

Таблица 4

Метрики сейсмических событий – предвестников выбранных кластеров, превышающих 10^4 Дж

Дата наступления сейсмического события	Горизонты прогноза FAR/MAR		
	Краткосрочный	Среднесрочный	Долгосрочный
08.04.2020	1/1	0/0	1/1
06.07.2020	3/1	3/0	3/1
04.12.2020	3/1	0/0	3/1

Заключение. В результате анализа кластеризации сейсмических событий на основании данных мониторинга за 2020 г. можно сделать следующие выводы.

Сформирована гипотетическая связь между опасным проявлением ГД и плавным снижением тренда сейсмической активности до точки глобального минимума с последующим изменением в направлении тренда. Для каждого из горных ударов были найдены свои события-предвестники; их количество, разница во времени и значения энергий тесно связаны с вероятностью наступления горного удара.

Предложена схема композитной модели анализа данных сейсмического мониторинга. На основании сейсмического мониторинга за 2020 г. были получены экспериментальные данные, подтверждающие сформированную авторами гипотезу. Результаты исследования являются развитием идеи, предложенной авторами в статье об использовании методов машинного обучения при работе с математическими моделями временных рядов, которые базируются на данных сейсмического мониторинга [1].

Анализ полученных данных, их распределения во времени и пространстве выявил даты двух потенциально возможных опасных проявлений ГД 06.04.2020 и 03.12.2020. При этом фактические даты горных ударов 08.04.2020 и 04.12.2020 отличаются от предполагаемых на один-два дня. В случае с реальным горным ударом 06.07.2020 авторами был проведен дополнительный анализ временного ряда сейсмического мониторинга и внесены поправки в прогноз опасных проявлений ГД.

Проведем анализ критериев доли ложных (FAR) и пропущенных (MAR) тревог:

• краткосрочный горизонт прогнозирования (доля ложных срабатываний – две-три ложных тревоги на один горный удар, доля пропущенных горных ударов – 100 %);

• среднесрочный горизонт прогнозирования (доля ложных срабатываний – одно ложное событие на один горный удар, доля пропущенных горных ударов – 0 %);

• долгосрочный горизонт прогнозирования (доля ложных срабатываний – два-три события на один горный удар, доля пропущенных горных ударов – 100 %).

Таким образом, предложенный метод зависит от выбора горизонта прогноза и является эффективным при использовании среднесрочного горизонта прогнозирования. Можно утверждать, что композитная модель, основанная на анализе временного ряда сейсмического мониторинга и распределении кластеров – очагов сейсмических событий в массиве горных пород, является эффективным средством контроля опасных проявлений ГД.

Авторы выражают благодарность коллективу Научного центра геомеханики и проблем горного производства Санкт-Петербургского горного университета за предоставленные исходные данные и научное сопровождение.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Господариков А.П., Морозов К.В., Ревин И.Е.* О методе обработки данных сейсмического и деформационного мониторинга при ведении подземных горных работ на примере Кукисвумчоррского месторождения АО «Апатит» // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2019. № 8. С. 157-168. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-08-0-157-168

2. *Козырев А.А., Каспарьян Э.В., Федотова Ю.В.* Концепция единой системы комплексного геомеханического мониторинга при ведении горных работ в скальных массивах горных пород // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2016. № 4. С. 168-191.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

3. *Шабаров А.Н., Заморкина Ю.В., Попов А.Л., Багаутдинов И.И.* Комплексный подход при геодинамическом районировании шахтных полей // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2018. № 49. С. 496-506. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-11-49-496-506

4. *Корчак П.А., Жукова С.А.* Методика получения исходных данных для обеспечения сейсмического мониторинга на подземных рудниках ОАО «Апатит» // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2014. № 10. С. 15-20.

5. *Сафиуллин Р.Н., Афанасьев А.С., Резниченко В.В.* Концепция развития систем мониторинга и управления интеллектуальных технических комплексов // Записки Горного института. 2019. Т. 237. С. 322-330. DOI: 10.31897/PMI.2019.3.322

6. *Трушко В.Л., Протосеня А.Г.* Перспективы развития геомеханики в условиях нового технологического уклада // Записки Горного института. 2019. Т. 236. С.162-166. DOI: 10.31897/PMI.2019.2.162

7. *Litvinenko V.S.* Digital Economy as a Factor in the Technological Development of the Mineral Sector // Natural Resources Research. 2020. Vol. 29. P. 1521-1541. DOI: 10.1007/s11053-020-09716-1

8. *Trushko V.L., Protosenya A.G., Ochkurov V.I.* Prediction of the geomechanically safe parameters of the stopes during the rich iron ores development under the complex mining and geological conditions // International Journal of Applied Engineering Research. 2016. Vol. 11. Iss. 22. P. 11095-11103.

9. *Господариков А.П., Выходцев Я.Н., Зацепин М.А.* Метод расчета воздействия сейсмовзрывной волны на неоднородный массив горных пород, включающий горизонтальную выработку // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. 2020. № 6. С. 30-41. DOI: 10.15372/FTPRPI20200603

10. *Карасев М.А., Сотников Р.О.* Прогноз напряженного состояния набрызг-бетонной крепи при многократном сейсмическом воздействии // Записки Горного института. 2021. Т. 251. С. 626-638. DOI: 10.31897/PMI.2021.5.2

11. *Игнатьев С.А., Судариков А.Е., Имашев А.Ж.* Современные математические методы прогноза условий поддержания и крепления горных выработок // Записки Горного института. 2019. Т. 238. С. 371-375. DOI: 10.31897/PMI.2019.4.371

12. *Захаров Л.А., Мартюшев Д.А., Пономарева И.Н.* Прогнозирование динамического пластового давления методами искусственного интеллекта // Записки Горного института. 2022. Т. 253. С. 23-32. DOI: 10.31897/PMI.2022.11

13. *Beloglazov I.I., Petrov P.A., Bazhin V.Yu.* The concept of digital twins for tech operator training simulator design for mining and processing industry // Eurasian Mining. 2020. Vol. 2 (34). P. 50-54. DOI: 10.17580/em.2020.02.12

14. *Zhukovskiy Yu.L., Korolev N.A., Babanova I.S., Boikov A.V.* The prediction of the residual life of electromechanical equipment based on the artificial neural network // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2017. Vol. 87. № 032056. DOI: 10.1088/1755-1315/87/3/032056

15. *Jia Qiong, Zhessakov A.* Study on ecological evaluation of urban land based on GIS and RS technology // Arabian Journal of Geosciences. 2021. Vol. 14. Iss. 4. № 261. DOI: 10.1007/s12517-021-06586-6

16. *Golyandina N., Osipov E.* The «Caterpillar»-SSA method for analysis of time series with missing values // Journal of Statistical Planning and Inference. 2007. Vol. 137. Iss. 8. P. 2642-2653. DOI: 10.1016/j.jspi.2006.05.014

17. *Golyandina, N., Stepanov D.* SSA-based approaches to analysis and forecast of multidimensional time series // Proceedings of the 5th Saint Petersburg Workshop on Simulation, 26 June – 2 July 2005, Saint Petersburg, Russia. P. 293-298.

18. *Golyandina N.E., Usevich K.D.* 2D-extension of Singular Spectrum Analysis: algorithm and elements of theory // Matrix Methods: Theory, Algorithms and Applications. World Scientific Publishing, 2010. P. 449-473.

19. *Golyandina N., Shlemov A.* Variations of Singular Spectrum Analysis for separability improvement: non-orthogonal decompositions of time series // Statistics and its interface. 2015. Vol. 8. P. 277-294. DOI: 10.4310/SII.2015.v8.n3.a3

20. *Опарин В.Н. Багаев С.Н., Маловичко А.А.* Методы и системы сейсмодеформационного мониторинга техногенных землетрясений и горных ударов. Т. 1. Новосибирск: Сибирское отделение РАН, 2009. 304 с.

21. *Bhattacharjee P., Mitra P.* A survey of density based clustering algorithms // Frontiers of Computer Science. 2021. Vol. 15. № 151308. DOI: 10.1007/s11704-019-9059-3

22. *Malzer C., Baum M.* A Hybrid Approach To Hierarchical Density-based Cluster Selection // IEEE International Conference on Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI), Karlsruhe, Germany, 2020. P. 223-228. DOI: 10.1109/MFI49285.2020.9235263

23. *Абрамович Б.Н., Бабанова И.С.* Разработка нейросетевых моделей в целях управления и прогнозирования режимов электропотребления предприятий минерально-сырьевого комплекса // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2018. № 5. С. 206-221. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-5-0-206-213

24. *Deb K., Pratap A., Agarwal S., Meyarivan T.* A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II // IEEE Transactions on Evolutionary Computation. 2002. Vol. 6. № 2. P. 182-197. DOI: 10.1109/4235.996017

25. *Comaniciu D., Meer P.* Mean shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. Vol. 24. № 5. P. 603-619. DOI: 10.1109/34.1000236

26. *Sander J., Ester M., Kriegel H. P., Xu X.* Density-Based Clustering in Spatial Databases: The Algorithm GDBSCAN and Its Applications // Data Mining and Knowledge Discovery. Berlin: Springer-Verlag, 1998. Vol. 2. P. 169-194. DOI: 10.1023/A:1009745219419

27. *Кочнев А.А., Козырев Н.Д., Кочнева О.Е., Галкин С.В.* Разработка комплексной методики прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на основе алгоритмов машинного обучения // Георесурсы. 2020. Т. 22. № 3. С. 79-86. DOI: 10.18599/grs.2020.3.79-86

28. *Hoang Nguyen, Xuan-Nam Bui, Tran Quang Hieu et al.* A comparative study of empirical and ensemble machine learning algorithms in predicting air over-pressure in open-pit coal mine // Acta Geophysica. 2020. Vol. 68. Iss. 2. P. 325-336. DOI: 10.1007/s11600-019-00396-x

29. *Campello R., Kröger P., Sander J., Zimek A.* Density-based clustering // Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery. 2020. Vol. 10. Iss. 2. DOI: 10. 10.1002/widm.1343

30. *Moulavi D., Jaskowiak P., Campello R. et al.* Density-Based Clustering Validation // SIAM Proceedings of the 2014 SIAM International Conference on Data Mining (SDM). 2014. P. 839-847. DOI: 10.1137/1.9781611973440.96

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0

31. *Ke-ping Zhou, Yun Lin, Hong-wei Deng et al.* Prediction of rockburst classification using cloud model with entropy weight // Transactions of Nonferrous Metals Society of China. 2016. Vol. 26. Iss. 7. P. 1995-2002. DOI: 10.1016/S1003-6326(16)64313-3

32. *Ma T.H., Tang C.A., Tang L.X. et al.* Rockburst characteristics and micro-seismic monitoring of deep-buried tunnels for Jinping II Hydropower Station // Tunnelling and Underground Space Technology. 2015. Vol. 49. P. 345-368. DOI: 10.1016/j.tust.2015.04.016

33. *Garza-Fabre M., Toscano P.G., Coello Coello C.A.* Ranking Methods for Many-Objective Optimization // MICAI 2009: Advances in Artificial Intelligence 8th Mexican International Conference on Artificial Intelligence Guanajuato, 9-13 November 2009, México. 2009. Vol. 5845. P. 633-645. DOI: 10.1007/978-3-642-05258-3_56

34. *Zitzler E., Laumanns M., Thiele L.* SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm // TIK-Report. Vol. 103. ETH Zurich: Computer Engineering and Networks Laboratory. DOI: 10.3929/ETHZ-A-004284029

35. *Гладырь А.В., Курсакин Г.А., Рассказов М.И., Константинов А.В.* Разработка метода выделения опасных участков в массиве горных пород по данным сейсмоакустических наблюдений // Горный информационно-аналитический бюллетень. 2019. № 8. С. 21-32. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-08-0-21-32

***Авторы*: А.П.Господариков,** *д-р техн. наук*, *заведующий кафедрой*, *https://orcid.org/0000-0003-1018-6841* (*Санкт-Петербургский горный университет*, *Санкт-Петербург*, *Россия*), **И.Е.Ревин,** *аспирант*, *revine@inbox.ru*, *https://orcid.org/0000-0002-4459-8724* (*Санкт-Петербургский горный университет*, *Санкт-Петербург*, *Россия*), **К.В.Морозов,** *канд. техн. наук*, *заведующий лабораторией*, *https://orcid.org/0000-0003-3597-756X* (*Санкт-Петербургский горный университет*, *Санкт-Петербург*, *Россия*).

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Статья опубликована в открытом доступе по лицензии CC BY 4.0