

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ВЫДЕЛЕНИЯ ОПАСНЫХ УЧАСТКОВ В МАССИВЕ ГОРНЫХ ПОРОД ПО ДАННЫМ СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКИХ НАБЛЮДЕНИЙ

А.В. Гладырь¹, Г.А. Курсакин¹, М.И. Рассказов¹, А.В. Константинов¹

¹ Институт горного дела ДВО РАН, Хабаровск, Россия, e-mail: rush3112@mail.ru

Аннотация: Разработан метод наблюдения за геомеханическим состоянием горного массива, который решает задачи идентификации и выявления параметров динамического формирования потенциально опасных зон сейсмоакустической активности. В основе подхода, реализованного данным методом, лежит предположение о трехстадийной модели необратимого разрушения нагруженной геосреды. Согласно данной модели, заключительная стадия представляет собой лавинообразный необратимый процесс, который сопровождается переходом энергии из потенциальной в кинетическую. В соответствии с разработанными алгоритмами, по данным непрерывного мониторинга происходит выделение сейсмоакустически активных зон, которые идентифицируются и классифицируются в соответствии с predetermined классами и связываются с упомянутыми выше стадиями разрушения. Предлагаемый алгоритм фильтрации фонового излучения на основе непараметрической оценки плотности решает задачу удаления излишних данных для последующей идентификации сейсмоакустических активных зон и дает возможность с достаточной достоверностью отнести события, принадлежащие к фоновому излучению, в отдельную группу, позволяя проводить параметрическую оценку фонового излучения на предмет их дальнейшего использования при прогнозировании динамических проявлений в горном массиве. Предложено использование математического аппарата вероятностной кластеризации с привлечением алгоритма Густавсона-Кесселя для выделения возможных кластеров в виде эллипсоидов с произвольной ориентацией осей в пространстве, что учитывает стохастический характер случайных процессов, свойственных объектам живой природы. Приведенные алгоритмы прошли длительную апробацию в условиях месторождений ПАО «ППГХО», склонных к проявлениям удароопасности.

Ключевые слова: деформирование горных пород, геомеханический мониторинг, акустическое проявление, микросейсмическое событие, трещиноватая среда, фильтрация данных, кластерный анализ, форма очага.

Для цитирования: 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.

Method to detect hazardous areas in rock mass from seismoacoustic observations

A.V. Gladyr¹, G.A. Kursakin¹, M.I. Rasskazov¹, A.V. Konstantinov¹

¹ Mining Institute, Far Eastern Branch of Russian Academy of Sciences, Khabarovsk, Russia,
e-mail: rush3112@mail.ru

Abstract: The research team of the Institute of Mining, Far East Branch RAS, has developed the method of geomechanical monitoring of rock mass. This method allows detecting hazardous zones of seismoacoustic activity and reveals parameters of dynamic formation of such zones. The approach implemented within this method rests upon the hypothesized three-stage model of irreversible failure of a loaded geo-medium. According to this model, the final stage of failure is an irreversible avalanche process accompanied by potential-to-kinetic energy transition. Using the developed algorithms, the seismically and acoustically active zones are detected by the data of continuous monitoring; then, these zones are identified and classified in accordance with predetermined classes, and connected with the above listed stages of failure. The proposed algorithm of background radiation filtering by the nonparametric density estimator removes extra data for further identification of seismoacoustically active zones and sufficiently reliably puts the background radiation events in a separate group, which allows the parametric estimation of the background radiation with intent to predict dynamic events in rock mass. It is proposed to use the mathematical apparatus of probabilistic clustering using the Gustafson–Kessel algorithm to detect possible clusters in the form of ellipsoids with arbitrarily oriented axes, which takes into account the stochastic nature of random processes intrinsic to the wildlife objects. Transition to the parametric description of a focus zone by using the characteristic ellipsoid cuts the amount of data in use by more than 100 times, and allows analysis of the volume and shape of the focus zone both in statics and dynamics. The described algorithms were tested for a long time under mining conditions of rockburst-hazardous deposits of the Priargunsky Industrial Mining and Chemical Union.

Key words: rock deformation, geomechanical monitoring, acoustic event, microseismic event, fractured medium, data filtering, cluster analysis, focus shape.

For citation: Gladyr A. V., Kursakin G. A., Rasskazov M. I., Konstantinov A. V. Method to detect hazardous areas in rock mass from seismoacoustic observations. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2019;(8):21-32. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-08-0-21-32.

Введение

Многие исследователи приходят к мнению, что существенная часть подходов к прогнозным оценкам проявлений опасного горного давления основывается на следующей концепции: по мере разрушения горной породы происходит формирование нескольких стадий с постепенным переходом от одной стадии к другой. Начальная стадия характеризуется трещинами миллиметрового диапазо-

на с последующим развитием в трещины размером в десятые доли и единицы метров. Завершающая стадия характеризуется возможными разрывами на уровне десяти метров, порой доходя до тысячи метров. На практике данные разрывы могут выражаться в виде горных ударов и других проявлений техногенной сейсмичности [1–5].

Многие авторы и научные коллективы выявили методологические направ-

Стадии разрушения горных пород Stages of rock failure

Стадия разрушения	Основные характеристики
Стадия 1	Регистрация сейсмоакустических импульсов высокой частоты. Уровень энергии импульсов — преимущественно низкий. Ярко выраженный процесс рассеянного трещинообразования
Стадия 2	Постепенное прорастание разрозненных трещин с объединением в кластерные структуры
Стадия 3	Неконтролируемое разрушение горной породы лавинообразного характера

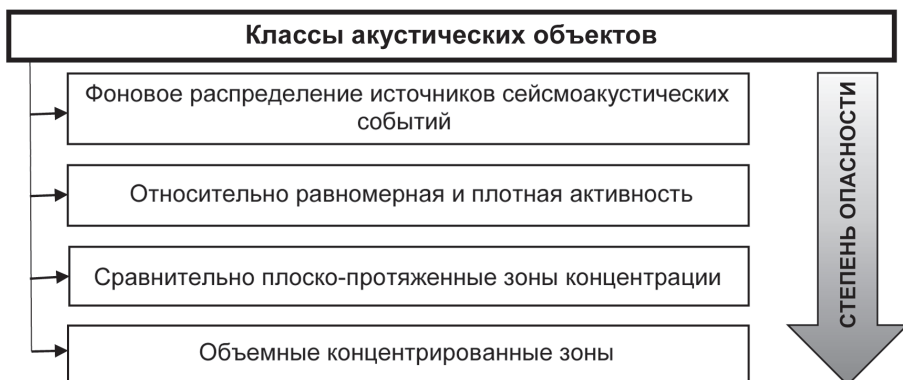


Рис. 1. Классы акустических объектов
 Fig. 1. Classes of acoustic objects

ления в развитии средств прогнозирования состояния горного массива, предлагая при этом различные критерии, позволяющие с той или иной достоверностью по ряду факторов осуществлять оценку удароопасности [1, 2, 5, 6].

Сотрудники ИГД ДВО РАН научно обосновали и предложили к использованию методику мониторинга сейсмоакустически активных участков горного массива [1, 7]. Методика предназначена для определения коэффициента удароопасности потенциально опасной очаговой зоны, которая выявляется и квалифицируется по результатам непрерывного сейсмоакустического мониторинга в автоматизированном режиме.

На основе анализа результатов поведения сейсмоакустически активных зон разработчики предполагают существование некоторых стадий, в процессе которых происходит разрушение горных пород (таблица).

В соответствии с разработанными алгоритмами, по данным непрерывного мониторинга происходит выделение сейсмоакустически активных зон, которые идентифицируются и классифицируются в соответствии с predetermined классами и связываются с описанными выше стадиями разрушения (рис. 1).

В соответствии с математической моделью, которую предлагают авторы, фо-

новое излучение связано с первой стадией и является неопасным. В это время происходит рассеянное накопление слабосвязанных точечных дефектов.

Вторая стадия характеризуется постепенным укрупнением дефектов, связанных с появлением зон равномерной и относительно плотной сейсмоакустической активности. Данная стадия отражает начальные процессы постепенного перехода массива в удароопасное состояние, с которым связана третья стадия. Отметим, что автоматизированные средства мониторинга состояния горного массива предназначены для автоматического определения начальных моментов времени, когда происходит переход сначала во вторую, а затем и в третью стадию разрушения тех участков, где вследствие активизации происходящих геомеханических процессов формируются сейсмоакустически активные зоны, излучающие интенсивный поток импульсов.

Алгоритм выделения фонового излучения

Практика использования методов кластерного анализа данных сейсмоакустического мониторинга показывает, что перед началом кластеризации следует выбрать подмножества данных, находящихся в областях с высокой плотностью точек.

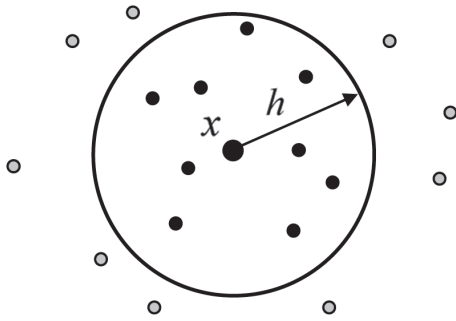


Рис. 2. Оценка плотности распределения для плоской задачи

Fig. 2. Distribution density assessment for plane problem

Для этого предлагается оценить плотность распределения в каждой из точек с использованием непараметрической оценки плотности [8, 9]. Исходя из описываемой выше модели, решение данной задачи позволит осуществить дифференциацию значений, относящихся к регионам с низкой или высокой плотностью. При этом значения, отнесенные к регионам с низкой плотностью, однозначно относятся к фоновому излучению.

Упрощая зарегистрированное сейсмоакустическое событие, имеющее рассчитанные координаты (x_i, y_i, z_i) , считается, что оно принадлежит региону с высокой плотностью, если число точек, расположенных внутри сферы с центром в точке с координатами (x, y, z) и некоторым радиусом h , больше определенного порогового значения (рис. 2).

В решаемой в данной работе задаче плотность оценивается по формуле:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{x - X_i}{h}\right)$$

где $K(u)$ — ядерная функция.

Для того, чтобы снизить степень влияния близости наблюдений к центральной области интервала $[x - h, x + h]$, рекомендуется применять ядерную функцию имеющую следующий вид:

$$K(u) = \frac{1}{2} I(|u| \leq 1).$$

Основной задачей при проведении практических расчетов вышеприведенной весовой функции является выбор оптимального параметра h , для его нахождения рекомендуется использовать кросс-валидационные методы на основе наименьших квадратов, которые минимизируют среднеквадратическую интегральную ошибку рассчитываемой оценки. Данный метод предоставляет возможность полноценной автоматизации, а результат достигается исключительно по исходным данным наблюдений [10, 11].

После получения результатов вычислений, связанных с расчетом оценки плотности распределения, для каждого из находящихся в базе зарегистрированных событий с известными координатами необходимо задать некоторое пороговое значение c , после чего осуществить фильтрацию событий сейсмоакустического мониторинга, которые отнесены к фоновому излучению. Для автоматизации подбора оптимального значения c предлагается алгоритм.

Подводя промежуточный итог, предлагаемый алгоритм фильтрации фонового излучения с как решает задачу удаления излишних данных для последующей идентификации сейсмоакустически активных зон, так и дает возможность с достаточной достоверностью отнести события, принадлежащие к фоновому излучению, в отдельную группу, позволяя проводить параметрическую оценку фонового излучения на предмет их дальнейшего использования при прогнозировании динамических проявлений в горном массиве [12].

Методы анализа результатов геомеханического мониторинга

Кластерный анализ — задача разбиения заданной выборки объектов (ситуаций) на подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер со-

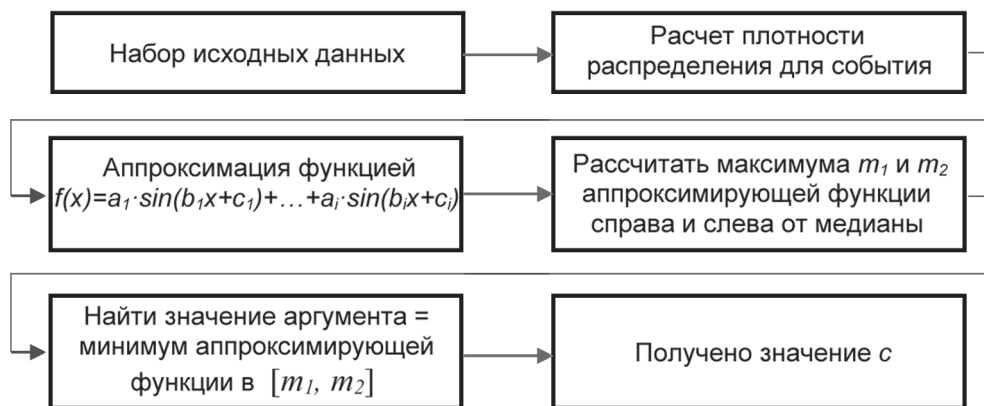


Рис. 3. Алгоритм подбора оптимального значения c
 Fig. 3. Algorithm to select optimal value c

стоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались [13–15].

Общепринятой классификации методов кластеризации не существует, но можно выделить ряд подходов: вероятностный подход, подходы на основе искусственного интеллекта, логический подход, теоретико-графовый подход, иерархический подход и др.

На первый взгляд, основываясь 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 подходов [16]. Отметим, что данные подходы строятся на основе детерминированных моделей, поскольку подразумевается, что в процессе кластеризации исходное множество объектов X разбивается на несколько непересекающихся подмножеств. Иными словами, данные методы являются методами «четкой» кластеризации.

В то же время, «нечеткие» методы кластеризации позволяют одному и тому же объекту принадлежать одновременно, но с различной степенью вероятности, нескольким (или даже всем) кластерам,

что во многих ситуациях является более естественным подходом, поскольку учитывает случайные процессы, свойственные объектам живой природы, и их стохастический характер.

Дополнительно методы кластеризации можно классифицировать по тому, определено ли количество кластеров заранее или нет. В последнем случае количество кластеров определяется в ходе выполнения алгоритма на основе постепенного отнесения исходных данных к тому или иному кластеру.

Для решения задачи выделения очаговых зон применяется модифицированный FCM алгоритм — алгоритм Густавсона-Кесселя, разбивающий данные на известное число кластеров, описываемых матрицей нечеткого разбиения. При этом отличием матриц разбиения для нечеткого и четкого методов является то, что при нечетком разбиении степень принадлежности объекта к кластеру принимает значения из интервала $[0, 1]$, а при четком — из двухэлементного множества $\{0, 1\}$.

Нечеткое разбиение позволяет просто решить проблему объектов, расположенных на границе двух кластеров, — им назначают степени принадлежности равные 0,5.

Для оценки качества нечеткого разбиения используется критерий разброса [17].

В базовом FCM расстояние между объектом и центром кластера рассчитывается через Евклидову (диагональную) норму или норму Махаланобиса, которые позволяют выделять кластеры в виде гиперсфер или гиперэллипсоидов.

Для некоторых наборов данных приведенный алгоритм кластеризации позволяет выделить набор данных в виде различных геометрических фигур: сферы, эллипсоиды разной ориентации, цепочки и т.п. При этом в результате применения алгоритмов кластеризации с фиксированной нормой форма всех кластеров получается одинаковой, что приводит не только к неоптимальным, но иногда и к принципиально неправильным результатам. Для устранения этого недостатка рекомендуется использовать алгоритм Густавсона-Кесселя [18].

В алгоритме Густавсона-Кесселя используется адаптивная норма для каждого кластера, т.е. для каждого i -го кластера существует своя норм-порождающая матрица V_i . В этом алгоритме при кластеризации оптимизируются не только координаты центров кластеров и матрица нечеткого разбиения, но также и норм-порождающие матрицы для всех кластеров. Это позволяет выделять кластеры различной геометрической формы.

В приведенном алгоритме самым важным параметром является количество кластеров. Отметим, что корректно определить количество кластеров для реальных задач без какой-либо априорной информации о структурах в данных является весьма нетривиальной задачей. Существует несколько подходов к выбору числа кластеров [19, 20].

Однако наиболее точным методом определения количества кластеров можно считать метод субтрактивной кластеризации, одним из преимуществ которого является отсутствие необходимости

задания исходного количества кластеров. Метод предложен Р. Ягером и Д. Филевым в 1993 г. [21].

На основе вышесказанного предлагается следующий комплексный алгоритм формирования очаговых зон по результатам сейсмоакустического мониторинга:

1. Среди всего множества зарегистрированных сейсмоакустических событий фильтруются регионы с низкой сейсмоакустической активностью, относящиеся к фоновому излучению, при этом используется непараметрическая оценка плотности.

2. Определяется количество кластеров, используя алгоритм субтрактивной кластеризации.

3. Производится процесс многократного повторения кластеризации по алгоритму Густавсона-Кесселя для получения устойчивого результата разбиения исходного множества объектов на оптимальное число кластеров путем оценки вероятности распределения. После завершения процесса для каждого наблюдения вычисляется наибольшая вероятность принадлежности события к каждому кластеру.

Разработанный алгоритм позволяет дополнительно производить оценку качества кластеризации. Процесс распределения объектов на кластеры выполняется следующим образом: процедура разбиения выполняется большое количество раз, при этом для каждого события сохраняется вероятность принадлежности к заданному кластеру, к которому оно было отнесено. По завершению расчетов для каждого события выбирается наибольшая вероятность (в частотном отношении) принадлежности к каждому из кластеров. Таким образом, в результате получается как разделение событий на вероятность отнесения к тому или иному кластеру, так и достоверность отнесения каждого объекта (наблюдения) к каждому из кластеров.

Методика идентификации и геометризации формирующихся очаговых зон

Локация сейсмоакустических сигналов позволяет сформировать область эффектов с выявлением направления распространения трещин в пространстве. Предположим, что в пространстве данная область будет иметь форму некоторого эллипсоида с его главными диагоналями, которые характеризуют соотношение длины, ширины и толщины разрушенного слоя и ориентацию этого слоя в пространстве. В качестве исходных данных принимаем таблицу координат зарегистрированных сейсмоакустических событий, отнесенных к каждому из выделенных на предыдущих шагах кластерах.

Для выделения направлений, в которых распределение координат будет максимальным, учтем, что в этом случае проекция точек локации событий на нормаль направления будет иметь максимальную дисперсию, и это будет характеризовать направление длины очага. В ортогональной плоскости определим толщину очага как направление с минимальной дисперсией в плоскости. Тогда в оставшемся третьем, ортогональном двум предыдущим, направлении дисперсию разброса точек можно обозначить шириной очага.

Предлагается следующая методика построения данного эллипсоида.

В качестве входных данных рассматривается выделенный кластер из набора зарегистрированных сейсмоакустических событий. Для дальнейшего анализа начало координат переносится в центр кластера.

Поскольку среднеквадратичные отклонения координат событий от центра имеют различное значение для различных направлений, для определения направления осей эллипсоида воспользуемся процедурой последовательных приближений. При этом выявляется ось с мак-

симальным среднеквадратичным отклонением проекции координат событий на данную ось. Все точки массива в новой системе координат поворачиваются последовательно вокруг двух других осей на некоторый малый угол α в положительном, и отрицательном направлениях.

Варьируя значение угла α , определяется такое направление оси, для которого среднеквадратичные отклонения координат событий будут максимальными. Если это значение соответствует удачной вариации (повороту), то оно принимается как следующее значение центральной точки, от которой осуществляются следующие вариации. Одновременно с этим на каждом шаге с помощью этих же операторов поворота определяется новое значение матрицы преобразования системы координат.

Если максимум приходится на центральную точку, то цель считается достигнутой с точностью до заданного угла α . Для определения более точного решения угол α допускается уменьшать, и повторять итерации до достижения нужной точности. В практических расчетах в качестве удовлетворительной точности принято значение $\alpha = 10^{-3}$ рад.

Следующим шагом определяется второе главное направление распределения координат сейсмоакустических событий. Сначала выделяется ближайшая координатная ось, на которой проекции координат имеют минимальный разброс. Затем вычисляется оператор поворота вокруг ранее наклоняемой оси, до достижения условия минимального значения среднеквадратичного разброса по выбранной оси координат. Процедура поиска аналогична описанной, отличающейся тем, что теперь возле центральной точки определяются только две вариации с помощью оператора поворота. Процедура также выполняется до достижения требуемой точности.

Таким образом, обратная матрица преобразования системы координат будет состоять из трех столбцов, являющихся единичными векторами трех главных ортогональных направлений эллипсоида, соответствующих главным среднеквадратичным отклонениям в исходной системе координат.

Из описанного следует, что главные оси эллипсоида — это векторы, длины которых пропорциональны среднеквадратическому отклонению. При классическом распределении Гаусса считается, что не более 0,27% значений выходят за пределы 3σ , (σ — среднеквадратичное отклонение), однако в случае с реальными данными указанные значения могут значительно отличаться. Из практических соображений принято, что объем области разрушения оценивается как объем эллипсоида с размерами $z\sigma$, где z — параметр, учитывающий плотность распределения трещин в выделяемой области.

Для проверки качества разработанного метода идентификации очаговых зон были проанализированы данные сейсмоакустического мониторинга, полученные в 2017 г. в условиях удароопасного

месторождения Антей, расположенного в Восточном Забайкалье [22]. Анализировались параметры сейсмоакустических событий, зарегистрированных автоматизированной системой контроля горного давления «Prognoz ADS» на одном из участков рудничного поля.

Всего за 2017 г. было зарегистрировано 12 477 сейсмоакустических событий. По результатам фильтрации фонового излучения, к фоновому излучению было отнесено 40,5% событий. По оставшимся событиям, в результате кластерного анализа было выделено 3 кластера (активные зоны). Кластер № 1 с количеством отнесенных событий 3662, кластер № 2 — событий 1633, кластер № 3 — событий 2067. Результаты построения характеристических эллипсоидов, описывающих очаговые области представлены на рис. 4 (центр системы координат приведен к центру выделенной очаговой зоны).

Таким образом, использование характеристического эллипсоида позволило более чем в 100 раз сократить количество параметров, описывающих выделенную очаговую зону, предоставляя

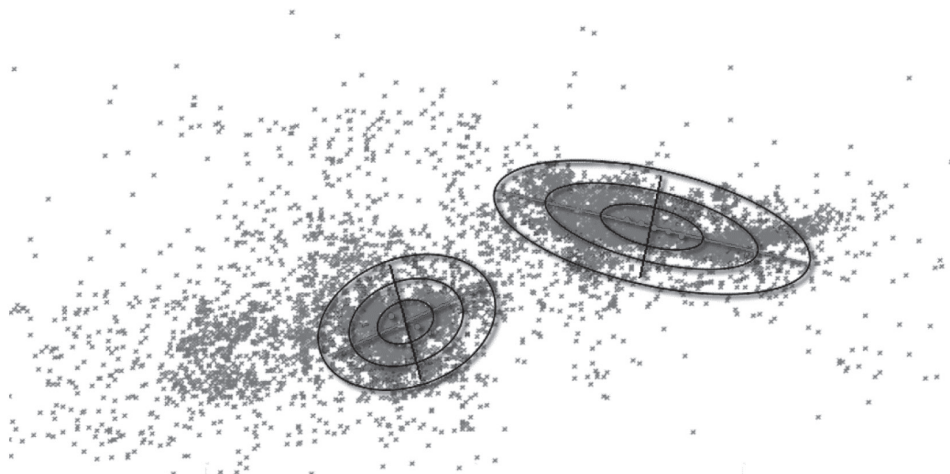


Рис. 4. Результат работы алгоритма выделения очаговой зоны по данным сейсмоакустического мониторинга. Проекция на вертикальную плоскость

Fig. 4. Outcome of algorithm of focal zone detection by seismoacoustic monitoring data. Projection on vertical plane

при этом возможность анализировать изменение объема и формы очаговой зоны, как в статическом представлении, так и в динамике.

Следует также отметить, что предлагаемый метод идентификации очаговых зон является полностью настраиваемым, и при переходе к постоянному практическому использованию на промышленных объектах требует проведения обязательных пуско-наладочных работ для корректировки параметров.

Заключение

Ключевым моментом метода контроля сейсмоакустических активных зон, как одного из методов контроля за геомеханическим состоянием горного массива, является выделение зоны, которая квалифицируется как очаговая зона, в пределах которой формируется потенциально опасный очаг разрушения горных пород.

Предложенный метод формирования параметрического описания очаговых зон по результатам сейсмоакустического мониторинга автоматизированными средствами представлен следующими основными этапами.

Методика идентификации фонового сейсмоакустического излучения, разработанная с применением методов непараметрической плотности, обеспечивает полностью автоматический подход к решению задачи фильтрации данных для последующего выделения сейсмоакустически активных зон, а также к выделению событий, относящихся к фоновому излучению. Это позволяет проводить дополнительную оценку параметров фонового излучения на предмет их дальнейшего использования при прогнозировании динамических проявлений в горном массиве. Для выделения возможных кластеров в виде гиперэллипсоидов с произвольной ориентацией осей в пространстве использован математический аппарат

вероятностной кластеризации с привлечением алгоритма Густавсона-Кесселя. Отметим, что вероятностная кластеризация в подавляющем количестве случаев отражает более «природный» характер процессов, чем классическая, поскольку учитывает случайные процессы, свойственные реальным объектам живой природы, и их стохастический характер, что имеет особо высокое значение для элементов, расположенных на граничных частых кластерных структурах.

Переход к параметрическому описанию очаговой зоны путем использования характеристического эллипсоида позволяет более чем в 100 раз сократить количество используемых данных, предоставляя при этом возможность анализировать изменение объема и формы очаговой зоны как в статическом представлении, так и в динамике.

Таким образом, разработка математических методов, решающих задачу идентификации сейсмоакустических активных зон по результатам геомеханического мониторинга, а также разработка методики формирования характеристического эллипсоида, способного с заданной достоверностью описывать свойства идентифицированных очаговых зон в параметрическом виде и последующее использование предлагаемых методов в системах геомеханического мониторинга, способствует автоматизации процесса прогнозирования опасного состояния контролируемого горного массива, значительно повышая качество прогноза, при одновременной оптимизации временной характеристики получения конечного результата. Это позволит применять разработанные алгоритмы и методы как в составе системы автоматизированного мониторинга геомеханического состояния в шахтном исполнении, так и в составе автономных систем и механизмов для открытых горных работ [23, 24].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Рассказов И. Ю. Контроль и управление горным давлением на рудниках Дальневосточного региона. — М.: Изд-во «Горная книга», 2008. — 329 с.
2. Рассказов И. Ю., Искра А. Ю., Калинов Г. А., Аникин П. А., Гладырь А. В., Рассказов М. И., Сидляр А. В. Особенности регистрации и обработки данных геоакустического контроля массива горных пород на действующем руднике // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2011. — № 8. — С. 212–218.
3. Zhou K. P., Lin Y., Deng H. W., Li J. L., Liu C. J. Prediction of rockburst classification using cloud model with entropy weight // Transactions of Nonferrous Metals Society of China. 2016. Vol. 26, Iss. 7. pp. 1995–2002.
4. Meifeng C. Prediction and prevention of rockburst in metal mines. A case study of San-shandao gold mine // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. 2016. Vol. 8, Iss. 2. pp. 204–211.
5. Ma T. H., Tang C. A., Tang L. X., Zhang W. D., Wang L. Rockburst characteristics and micro-seismic monitoring of deep-buried tunnels for Jinping II Hydropower Station // Tunnelling and Underground Space Technology. 2015. Vol. 49. pp. 345–368.
6. Shan-Chao Hu, Yun-liang Tan, Jian-guo Ning, Wei-Yao Guo, Xue-sheng Liu Multiparameter Monitoring and Prevention of Fault-Slip Rock Burst // Shock and Vibration. 2017. Vol. 2017, Article ID 7580109, 8 p. <https://doi.org/10.1155/2017/7580109>
7. Рассказов И. Ю., Цирель С. В., Розанов А. О., Терешкин А. А., Гладырь А. В. Использование данных сейсмоакустических наблюдений для определения характера развития очага разрушения породного массива // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. — 2017. — № 2. — С. 29–37.
8. Орлов А. И. Непараметрические оценки плотности в топологических пространствах / Прикладная статистика. Ученые записки по статистике, т. 45. — М.: Наука, 1983. — С. 12–40.
9. Орлов А. И. Ядерные оценки плотности в пространствах произвольной природы / Статистические методы оценивания и проверки гипотез. Межвузовский сборник научных трудов. — Пермь: Пермский госуниверситет, 1996. — С. 68–75.
10. Bowman A. W. An alternative method of cross-validation for the smoothing of density estimates. *Biometrika* 71. 1984. С. 353–360.
11. Rudemo M. Empirical choice of histograms and kernel density estimators. *Scandinavian Journal of Statistics* 9. 1982. С. 65–78.
12. Гладырь А. В. Разработка методики идентификации фонового сейсмоакустического излучения на основе метода непараметрической оценки плотности // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2016. — № S21. — С. 51–60.
13. Енюков И. С. Методы, алгоритмы, программы многомерного статистического анализа: пакет ППСА. — М.: Финансы и статистика, 1986. — 232 с.
14. Жамбю М. Иерархический кластер-анализ и соответствия: Пер. с фр. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 342 с.
15. Патрик Э. Основы теории распознавания образов: Пер. с англ. / Под ред. Б.Р. Левина. — М.: Сов. Радио, 1980. — 408 с.
16. Бериков В. С., Лбов Г. С. Современные тенденции в кластерном анализе / Всероссийский конкурсный отбор обзорно-аналитических статей по приоритетному направлению «Информационно-телекоммуникационные системы», 2008. — 26 с.
17. Bezdek J. C. Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function. New York: Plenum Press. 1981.
18. Gustafson D. E., Kessel W. C. Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix. Proc. of IEEE CDC, San-Diego, USA. P.761–766 (1978).
19. Babuska R. *Fuzzy. Modeling for Control*. Boston: Kluwer Academic Publishers. 1998.
20. Xei X. L., Beni G. A. Validity Measure for Fuzzy Clustering // IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell. 3 (8). 1991. P. 841 — 846.
21. Yager R., Filev D. *Essentials of Fuzzy Modeling and Control*. USA: John Wiley & Sons. 1984. 387 p.
22. Рассказов И. Ю., Саксин Б. Г., Петров В. А., Просекин Б. А. Геомеханические условия и особенности динамических проявлений горного давления на месторождении Антей // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. — 2012. — № 3. — С. 3–13.

23. Чебан А. Ю. Способ доработки глубокого карьера с применением фрезерных машин // Маркшейдерия и недропользование. — 2017. — № 4. — С. 23–29.
24. Manchao H., Fuqiang R., Dongqiao L. Rockburst mechanism research and its control // International Journal of Mining Science and Technology. 2018. Vol. 28, Iss. 5. pp. 829–837. **ГИАБ**

REFERENCES

1. Rasskazov I.Yu. *Kontrol' i upravlenie gornym davleniem na rudnikakh Dal'nevostochnogo regiona* [Control and management of rock pressure in the mines of the Far Eastern region], Moscow, Izd-vo «Gornaya kniga», 2008, 329 p.
2. Rasskazov I. Yu., Iskra A. Yu., Kalinov G. A., Anikin P. A., Gladyr' A. V., Rasskazov M. I., Sidlyar A. V. Features of recording and processing geoacoustic control data of the rock mass at the existing mine. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2011, no 8, pp. 212–218. [In Russ].
3. Zhou K. P., Lin Y., Deng H. W., Li J. L., Liu C. J. Prediction of rockburst classification using cloud model with entropy weight. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*. 2016. Vol. 26, Iss. 7. pp. 1995–2002.
4. Meifeng C. Prediction and prevention of rockburst in metal mines . A case study of San-shandao gold mine. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*. 2016. Vol. 8, Iss. 2. pp. 204–211.
5. Ma T.H., Tang C.A., Tang L.X., Zhang W.D., Wang L. Rockburst characteristics and microseismic monitoring of deep-buried tunnels for Jinping II Hydropower Station. *Tunnelling and Underground Space Technology*. 2015. Vol. 49. pp. 345–368.
6. Shan-Chao Hu, Yun-liang Tan, Jian-guo Ning, Wei-Yao Guo, Xue-sheng Liu Multiparameter Monitoring and Prevention of Fault-Slip Rock Burst. *Shock and Vibration*. 2017. Vol. 2017, Article ID 7580109, 8 p. <https://doi.org/10.1155/2017/7580109>
7. Rasskazov I.YU., TSirel' S.V., Rozanov A.O., Tereshkin A.A., Gladyr' A.V. Using of seismoacoustic monitoring data to determine the nature of the development of the source of destruction of the rock mass. *Fiziko-tekhnicheskiye problemy razrabotki poleznykh iskopayemykh*. 2017, no 2, pp. 29–37. [In Russ].
8. Orlov A.I. Nonparametric density estimates in topological spaces. *Uchenye zapiski po statistike*, vol. 45, Moscow, Nauka, 1983, pp. 12–40.
9. Orlov A.I. Nuclear density estimates in spaces of arbitrary nature. *Statisticheskie metody otsenivaniya i proverki gipotez*. Interuniversity collection of scientific works. Perm, Permskiy gosuniversitet, 1996, pp. 68–75.
10. Bowman A.W. An alternative method of cross-validation for the smoothing of density estimates. *Biometrika* 71. 1984, pp. 353–360.
11. Rudemo M. Empirical choice of histograms and kernel density estimators. *Scandinavian Journal of Statistics* 9. 1982, pp. 65–78.
12. Gladyr' A.V. Разработка методики идентификации фонового сейсмоакустического излучения на основе метода непараметрической оценки плотности. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2016, no S21, pp. 51–60. [In Russ].
13. Enyukov I.S. *Metody, algoritmy, programmy mnogomernogo statisticheskogo analiza: paket PPSA* [Methods, algorithms, programs for multivariate statistical analysis: the PPSA package], Moscow, Finansy i statistika, 1986, 232 p.
14. Zhambyu M. *Ierarkhicheskiy klaster-analiz i sootvetstviya* [Hierarchical Cluster Analysis and Compliance], French–Russian translation, Moscow, Finansy i statistika, 1988, 342 p.
15. Patrik E. *Osnovy teorii raspoznavaniya obrazov*. Pod red. B.R. Levina [Foundations of the theory of pattern recognition. Levin B. R. (Ed.)], English–Russian translation, Moscow, Sov. Radio, 1980, 408 p.
16. Berikov V.S., Lbov G.S. Current trends in cluster analysis. *Vserossiyskiy konkursnyy otbor obzorno-analiticheskikh statey po prioritetnomu napravleniyu «Informatsionno-telekommunikatsionnye sistemy»*, 2008, 26 p. [In Russ].
17. Bezdek J.C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function*. New York: Plenum Press. 1981.
18. Gustafson D.E., Kessel W.C. *Fuzzy Clustering with a Fuzzy Covariance Matrix*. Proc. of IEEE CDC, San-Diego, USA. P.761–766 (1978).
19. Babuska R. *Fuzzy. Modeling for Control*. Boston: Kluwer Academic Publishers. 1998.

20. Xei X. L., Beni G. A. Validity Measure for Fuzzy Clustering. *IEEE Trans. on Pattern Anal. and Machine Intell.* 3 (8). 1991. P. 841 – 846.
21. Yager R., Filev D. *Essentials of Fuzzy Modeling and Control*. USA: John Wiley & Sons. 1984. 387 p.
22. Rasskazov I. Yu., Saksin B. G., Petrov V. A., Prosekin B. A. Geomechanical conditions and features of the dynamic manifestations of rock pressure at the Antey deposit. *Fiziko-tekhnicheskiye problemy razrabotki poleznykh iskopayemykh*. 2012, no 3, pp. 3–13. [In Russ].
23. Cheban A. Yu. Method of finishing a deep quarry using milling machines. *Marksheyderiya i nedropol'zovanie*. 2017, no 4, pp. 23–29. [In Russ].
24. Manchao H., Fuqiang R., Dongqiao L. Rockburst mechanism research and its control. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2018. Vol. 28, Iss. 5. pp. 829–837.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Гладырь Андрей Владимирович¹ – старший научный сотрудник, e-mail: rush3112@mail.ru,
Курсакин Геннадий Андреевич¹ – д-р техн. наук, главный научный сотрудник,
Рассказов Максим Игоревич¹ – научный сотрудник,
Константинов Александр Викторович¹ – младший научный сотрудник,
¹ Институт горного дела ДВО РАН.

Для контактов: Гладырь А.В., e-mail: rush3112@mail.ru.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

A.V. Gladyr¹, Senior Researcher, e-mail: rush3112@mail.ru,
G.A. Kursakin¹, Dr. Sci. (Eng.), Chief Researcher,
M.I. Rasskazov¹, Researcher,
A.V. Konstantinov¹, Junior Researcher,
¹ Mining Institute, Far Eastern Branch of Russian Academy of Sciences,
680000, Khabarovsk, Russia.

Corresponding author: A.V. Gladyr, e-mail: rush3112@mail.ru.



РУКОПИСИ, ДЕПОНИРОВАННЫЕ В ИЗДАТЕЛЬСТВЕ «ГОРНАЯ КНИГА»

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ БУРОВОГО СТАНКА ТИПА СБШ-250МН И МОДЕЛИРОВАНИЕ ЕГО ЭНЕРГОТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОФИЛЕЙ (№ 1204/08–19 от 18.07.2019; 7 с.)

Петухова София Максимовна – магистр, НИТУ «МИСиС», e-mail: sofia.petukhova@gmail.com.

Рассмотрены вопросы анализа энергетических показателей электропотребления бурового станка типа СБШ-250МН. Произведен статистический анализ в прикладной программе Statsoft Statistica, получены статистические показатели анализа. Смоделированы энерготехнологические профили бурового станка. Получены уравнения зависимости полного и удельного электропотребления от длины проходки бурового станка с целью дальнейшего прогнозного моделирования электропотребления.

Ключевые слова: энергетические показатели, энергоэффективность, статистический анализ, буровые станки, энерготехнологические профили.

STATISTICAL ANALYSIS OF ENERGY INDICATORS OF DRILLING MACHINE TYPE SBSH-250MN AND MODELING OF ITS ENERGY-TECHNOLOGICAL PROFILES

S.M. Petukhova, Magister, National University of Science and Technology «MISiS», 119049, Moscow, Russia.

The article deals with the analysis of energy performance of power consumption of a drilling machine type SBSH-250MN. A statistical analysis was performed in the Statsoft Statistica application program, and statistical analysis indicators were obtained. Modeled energy-technology profiles of the drilling machine. The equations of the dependence of the total and specific power consumption on the length of the drilling machine are obtained for the purpose of further predictive modeling of power consumption.

Key words: energy indicators, energy efficiency, statistical analysis, drilling machines, energy-technological profiles.