УДК 622.831:550.834

DOI: 10.25635/2313-1586.2025.01.078

**Константинов Александр Викторович**
научный сотрудник,
Институт горного дела ДВО РАН,
680000, г. Хабаровск, ул. Тургенева, д. 51
e-mail: alex-sdt@yandex.ru

**Ломов Михаил Андреевич**
младший научный сотрудник,
Институт горного дела ДВО РАН
e-mail: 9241515400@mail.ru

# ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ АКУСТИЧЕСКИ АКТИВНЫХ ЗОН

*Аннотация:*

*В статье представлены результаты исследования по применению методов кластерного анализа для решения задачи выделения акустически активных зон на удароопасных месторождениях. Данные, полученные с помощью сейсмоакустической системы «Prognoz-ADS», использовались для анализа процессов разрушения в породном массиве, проявляющихся в повышенной концентрации событий акустической эмиссии. Основным инструментом анализа выбран алгоритм DBSCAN, позволяющий идентифицировать кластеры произвольной формы с учетом пространственно-временных характеристик событий. Для оптимизации параметров алгоритма был применен индекс Дэвиса-Болдина, что позволило определить оптимальный радиус окрестности событий (7 м) и минимальное количество соседей (13). В результате проведенного анализа данных месторождения Южное было выделено 20 акустически активных зон, характеризующих участки повышенного горного давления. Анализ кластеров по временным и пространственным характеристикам позволил исключить из рассмотрения события, связанные с ошибками локации и техногенными помехами, а также выявить закономерности развития очагов разрушения. Разработанные программно-методические средства обеспечивают качественную идентификацию зон разрушения с точным определением границ и наблюдение за их развитием. Выделенные зоны рекомендованы для приоритетного мониторинга, что позволит минимизировать риски аварийных ситуаций. Разработанный подход доказал свою универсальность и может быть применен для анализа сейсмоакустических данных других удароопасных рудников. Практическая значимость работы заключается в возможности своевременного прогнозирования и предотвращения опасных динамических проявлений горного давления, что подчеркивает важность сочетания современных методов кластеризации и инструментов геомеханического мониторинга для повышения безопасности горных работ.*

**Konstantinov Alexander V.**
Researcher,
Mining Institute, FEB of RAS,
680000 Khabarovsk, 51 Turgeneva Str.
e-mail: alex-sdt@yandex.ru

**Lomov Michail A.**,
Junior Researcher,
Mining Institute, FEB of RAS
e-mail: 9241515400@mail.ru

# APPLICATION OF CLUSTER ANALYSIS METHODS FOR IDENTIFYING ACOUSTIC ACTIVE ZONES

*Abstract:*

*The article presents the results of a study on the application of cluster analysis methods to identify acoustically active zones (AAZ) in hazardous mining sites. Data obtained using the "Prognoz-ADS" seismic-acoustic system were utilized to analyze destruction processes in the rock mass, which manifest as a high concentration of acoustic emission events. The primary analytical tool used was the DBSCAN algorithm, which allows for the identification of clusters with arbitrary shapes, considering the spatial and temporal characteristics of the events. To optimize the algorithm's parameters, the Davies-Bouldin Index was applied, enabling the determination of the optimal neighborhood radius (7 m) and the minimum number of neighbors (13). As a result of analyzing data from the Yuzhnoe deposit, 20 acoustically active zones were identified, representing areas of elevated rock pressure. The analysis of clusters based on their spatial and temporal characteristics enabled the exclusion of events related to localization errors and anthropogenic noise, as well as the identification of patterns in the development of destruction foci. The developed software and methodological tools ensure accurate identification of destruction zones, precise delineation boundaries, and monitoring of their evolution. This study's practical value stems from its ability to forecast and prevent hazardous dynamic manifestations of rock pressure. The identified zones are recommended for priority monitoring to minimize the risks of emergency situations. The proposed approach has demonstrated its versatility and can be applied to analyze seismic-acoustic data from other hazardous mining sites. This work highlights the importance of integrating modern clustering methods with geomechanical monitoring tools to enhance the safety of mining operations.*

*Ключевые слова: геомеханика, сейсмоакустический мониторинг, кластерный анализ, DBSCAN, сейсмоакустические события, очаг разрушения, удароопасность, горное давление.*

*Key words: geomechanics, seismoacoustic monitoring, cluster analysis, DBSCAN, seismoacoustic events, destruction focus, shock hazard, rock pressure.*

## *Введение*

Геомеханический мониторинг удароопасных месторождений требует решения задачи идентификации очагов разрушения в породном массиве [1, 2]. Сейсмоакустический метод позволяет определять участки с повышенной плотностью событий акустической эмиссии, что обеспечивает локализацию потенциальных зон разрушения в массиве горных пород [3, 4]. Однако сложности, связанные с формой этих зон, ошибками локации и неравномерностью их формирования, создают необходимость разработки новых подходов для качественного определения источников разрушения [5].

Современные системы мониторинга, такие как «Prognoz-ADS», способны фиксировать события акустической эмиссии в реальном времени, но задача их объединения в акустически активные зоны остается недостаточно решенной [6]. Анализ акустически активных зон позволяет исследовать динамику излучения акустической эмиссии на разных этапах эволюции очагов разрушения [7, 8].

Целью исследования является разработка метода, который обеспечивает автоматический подбор параметров кластеризации для выделения акустически активных зон и оценку полученных кластеров событий. Рассматриваемый подход учитывает особенности пространственно-временного распределения событий и позволяет повысить точность локализации очагов разрушения. Ожидается, что предложенный метод улучшит эффективность геомеханического мониторинга, способствуя более точному прогнозированию горных ударов и других динамических проявлений горного давления.

## *Обоснование методов исследования для выделения акустически активных зон*

Существует широкий спектр алгоритмов для объединения объектов на основе их количественных и качественных характеристик. Однако наиболее подходящим для анализа процессов трещинообразования является кластерный анализ. Его ключевая особенность заключается в том, что состав кластеров изначально не задан, а в некоторых алгоритмах не определяется даже их количество [9]. Применение кластерного анализа предполагает итеративный расчет метрики сходства объектов по выбранным признакам с последующей оценкой результатов для формирования четких границ между кластерами.

На сегодняшний день в мировой практике используется большое разнообразие алгоритмов кластеризации, адаптированных для различных типов данных. Среди наиболее популярных – метод k-средних (k-means) [10] и алгоритм DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) [11].

Метод k-средних направлен на минимизацию суммарного квадратичного отклонения объектов от центров соответствующих кластеров. Пример работы этого алгоритма на тестовой выборке представлен на рис. 1, где видно, что алгоритм корректно обрабатывает данные с четко локализованными точками.

Алгоритм k-means имеет несколько значительных ограничений. Во-первых, его применение требует заранее заданного количества кластеров, что затрудняет его использование при анализе параметров сейсмоакустических событий, зарегистрированных системой «Prognoz-ADS», где это количество заранее неизвестно. Во-вторых, алгоритм не учитывает наличие шума в данных, что может быть вызвано регистрацией случайных событий, техногенных помех или ошибками в определении локации. Также k-means плохо справляется с кластеризацией данных со сложной геометрией распределения, что особенно важно в случаях сложной формы поверхности разрушения.

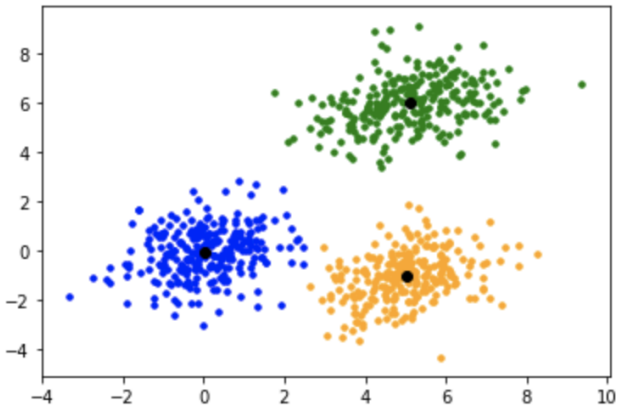


Рис. 1. Результат работы алгоритма k-means на тестовой выборке

На рис. 2 показаны примеры некорректной работы алгоритма k-means на специфических тестовых выборках.

Рис. 2. Результат работы алгоритма k-means на выборках со специфическим распределением точек

Алгоритм DBSCAN лишен недостатков, присущих k-means, и предоставляет возможность выделения кластеров произвольной формы в многомерных данных. Он основывается на концепциях плотности и близости для определения кластеров. На рис. 3 показано, как DBSCAN работает с выборками, имеющими специфическое распределение точек.

Рис. 3. Результат работы алгоритма DBSCAN на выборках со специфическим распределением точек

Основными параметрами алгоритма являются радиус $\varepsilon$-окрестности и минимальное количество точек $n_p$, необходимое для формирования кластера. Радиус $\varepsilon$-окрестности определяет максимальное расстояние между двумя объектами, чтобы они считались соседними, а $n_p$ задает минимальное количество точек, необходимое для формирования плотного региона (кластера).

Алгоритм выделяет три типа точек. Первым типом являются точки ядра (Core Points). Точка считается точкой ядра, если в ее $\varepsilon$-окрестности содержится не менее $n_p$ точек, включая ее саму. Это условие можно выразить следующим образом:

$$\left|N_\varepsilon(p)\right| \geq n_p. \quad (1)$$

Окрестность точки $N_\varepsilon(p)$ определяется выражением:

$$N_\varepsilon(p) = \{q \in D \mid d(p,q) \le \varepsilon\}, \quad (2)$$

где $D$ – множество всех кластеризуемых точек;

$q$ – произвольная точка, принадлежащая набору данных $D$;

$d(p,q)$ – функция расстояния между двумя точками, в большинстве случаев используется евклидово расстояние;

$\varepsilon$ – радиус окрестности точки ядра.

Второй тип – это граничные точки (Border Points), которые сами не являются точками ядра, но находятся в окрестности другой точки ядра. Третий тип – шумовые точки (Noise Points), которые не принадлежат ни к точкам ядра, ни к граничным точкам.

Схема работы алгоритма DBSCAN представлена на рис. 4 и включает следующие этапы:

1. Для каждой точки в наборе определяется количество соседей в ее окрестности.
2. Проверяется принадлежность точки к кластеру:
– если точка является точкой ядра, она становится начальной точкой нового кластера;
– все точки в ее $\varepsilon$-окрестности добавляются в этот кластер;
– для каждой новой точки ядра добавляются точки из ее $\varepsilon$-окрестности.
3. Кластер продолжает расти, пока возможно добавление новых точек.
4. После завершения формирования текущего кластера алгоритм переходит к следующей точке.

В результате работы алгоритма DBSCAN формируются кластеры точек с высокой плотностью, а также выделяются шумовые точки, не принадлежащие ни одному кластеру.

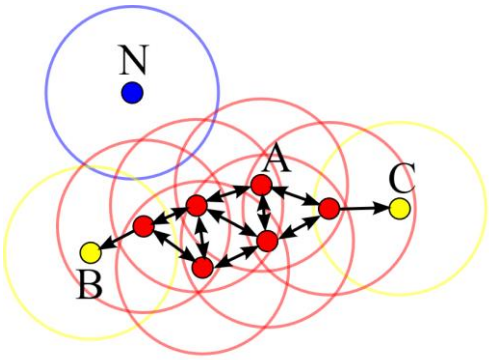


Рис. 4. Процесс выполнения алгоритма DBSCAN.
Представлено минимальное количество точек, равное 4. Точка A и другие красные точки являются основными, поскольку область с радиусом ε, окружающая эти точки, содержит по меньшей мере 4 точки (включая саму точку). Поскольку все они достижимы друг из друга, точки образуют один кластер. Точки B и C основными не являются, но достижимы из A (через другие основные точки), и также принадлежат кластеру. Точка N является шумовой, так как она не является ни основной точкой, ни достижимой

На рис. 5 приведен практический пример кластеризации с использованием алгоритма DBSCAN. Визуализированы шумовые точки, отмеченные серым цветом, которые не вошли ни в один из кластеров. Также показано, что точки, находящиеся на границах кластеров, выделяются отдельно, что дает возможность анализировать форму отдельных кластеров сейсмоакустических событий и проводить более точный подбор параметров кластеризации.

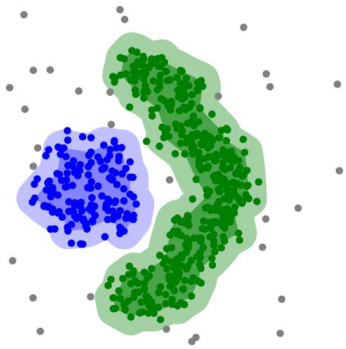

Рис. 5. Пример кластеризации алгоритмом DBSCAN

Подбор и оценка качества кластеризации может быть трудоемким процессом особенно при сложной форме кластеров, которой, в частности, обладают сейсмоакустические очаги. Выбор оптимальных параметров для кластеризации событий можно производить по матрице значений расстояния и минимального количества точек в окрестности, итерационно кластеризуя события и оценивая полученные кластеры. В качестве оценочной характеристики предлагается применять такую метрику внутрикластерного расстояния, как индекс Дэвиса-Болдина (Davies-Bouldin Index) [12, 13]. Основная цель этой метрики – минимизация расстояния между объектами внутри одного кластера и максимизация расстояния между различными кластерами. Таким образом, более низкие значения указывают на лучшее качество кластеризации. Концептуально данный индекс измеряет «сходство» между каждым кластером и кластером, наиболее похожим на него. Дополнительным достоинством этой метрики является отсутствие предварительного знания об истинном количестве кластеров, что согласуется с алгоритмом DBSCAN и позволяет применять их совместно.

Индекс Дэвиса-Болдина вычисляется следующим образом:

1. Для каждого кластера $C_i$ определяется центроид, т. е. среднее значение всех точек в кластере:

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x, \tag{3}$$

где $|C_i|$ – это количество точек в кластере $C_i$;

$x$ – точка, принадлежащая кластеру $C_i$.

2. Вычисление внутрикластерного расстояния как среднего расстояния от каждой точки в кластере до центроида этого кластера:

$$S_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} \|x - \mu_i\|. \tag{4}$$

3. Вычисление межкластерных расстояний как расстояний между центроидами:

$$M_{ij} = \|\mu_i - \mu_j\|. \tag{5}$$

4. Для каждого кластера $i$ и $j$ вычисление коэффициента сходства как суммы внутрикластерных расстояний, деленное на межкластерное расстояние:

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{M_{ij}}. \tag{6}$$

5. Определение для каждого кластера максимального значения коэффициента сходства с любым другим кластером, т. е. наихудшего:

$$R_i = \max_{j \neq i} R_{ij} . \quad (7)$$

6. Расчет индекса Дэвиса-Болдина как среднего значения коэффициента сходства $R_i$ по всем кластерам:

$$DB = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} R_i , \quad (8)$$

где $N$ – общее количество кластеров.

*Применение алгоритма DBSCAN для кластеризации сейсмоакустических событий на удароопасном месторождении*

В качестве исходных данных использовались сейсмоакустические события, зарегистрированные системой «Prognoz-ADS» на месторождении Южное и характеризующие естественные процессы разрушения [14].

Как отмечалось ранее, кластеризация с использованием алгоритма DBSCAN требует выбора двух ключевых параметров: метрики расстояния и минимального количества точек в окрестности базовой точки. Для определения оптимального значения расстояния рекомендуется строить график средних расстояний между ближайшими точками. Указанная зависимость для данных, зарегистрированных на месторождении Южное, представлена на рис. 6. Оптимальный интервал расстояний выбирается в месте изгиба графика. В данном случае выберем интервал от 5 до 20 м.

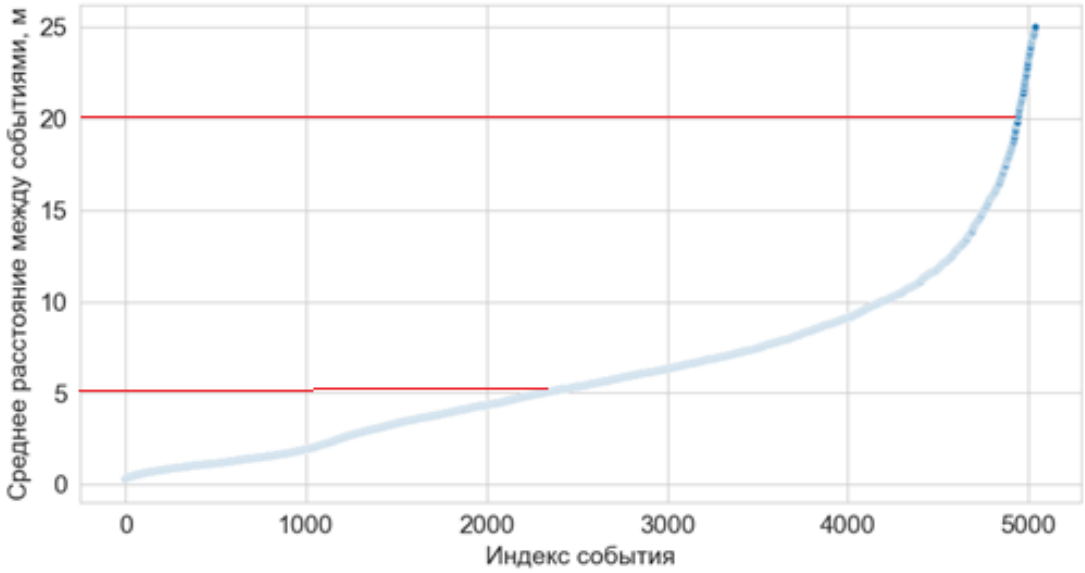


Рис. 6. График распределения среднего расстояния между событиями

Для оптимизации параметров алгоритма DBSCAN была рассчитана матрица значений индекса Дэвиса-Болдина, варьирующихся в диапазоне от 0,37 до 0,97. Результаты представлены в виде тепловой карты на рис. 7.

Анализ рассчитанных значений индекса Дэвиса-Болдина и визуализации кластеров позволил сформулировать следующие выводы:

– использование параметров, при которых индекс принимает более высокие значения, приводит к объединению множества событий в один кластер, что свидетельствует о перекластеризации;

– при более низких значениях индекса наблюдается значительное количество событий, которые алгоритм определяет как шум, что может приводить к потере данных;

– оптимальными являются параметры кластеризации, соответствующие значениям индекса в диапазоне от 0,5 до 0,55. В этих случаях наблюдается выраженная кластерная структура без чрезмерного дробления на мелкие очаги.

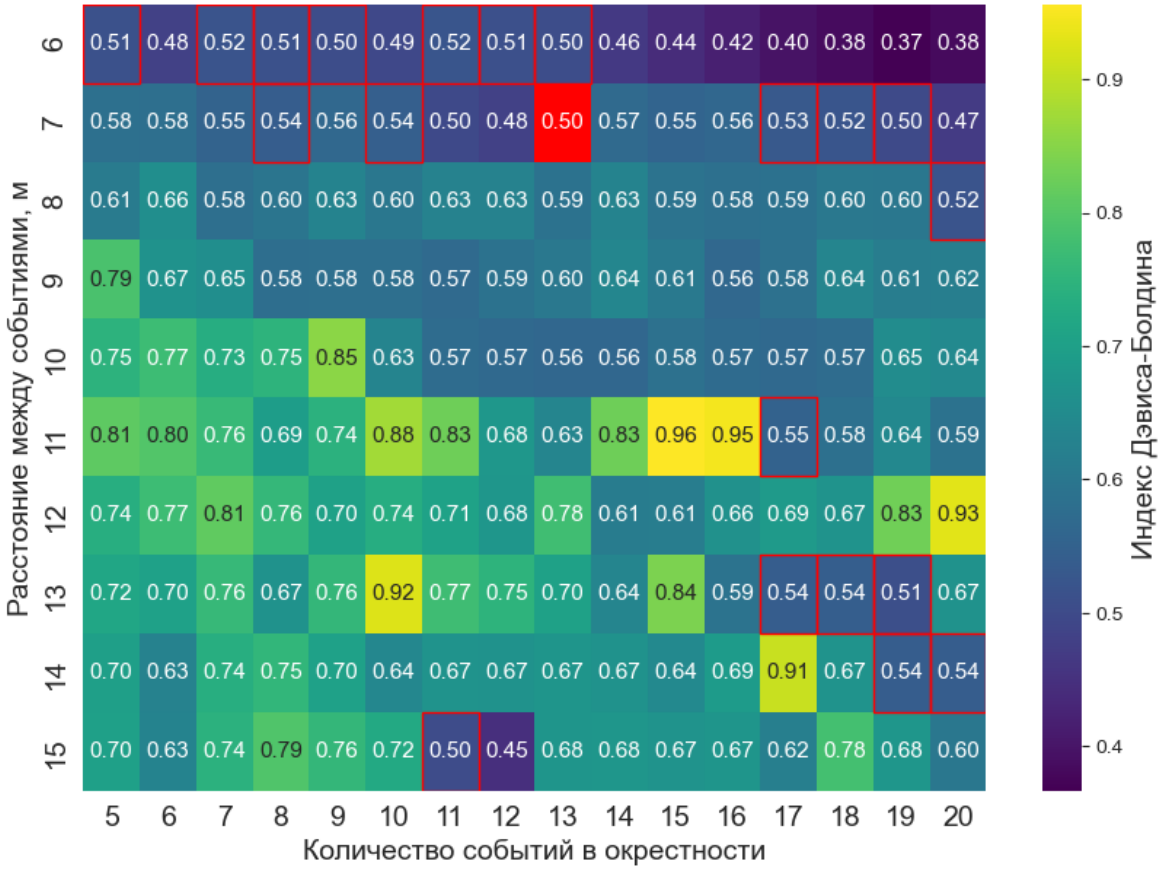


Рис. 7. Матрица значений индекса Дэвиса-Болдина, рассчитанных для кластеров, определенных с использованием параметров расстояния между событиями и количеством событий в окрестности

В результате анализа параметров кластеризации были выбраны значения расстояния между событиями внутри кластера и минимального количества событий в окрестности, равные 7 м и 13, соответственно. При этих параметрах значение индекса составило 0,5, и в результате кластеризации по пространственным признакам было выделено 20 кластеров.

Для дальнейшего уточнения временных характеристик кластеров они были проанализированы по времени регистрации событий, чтобы исключить наличие длительных разрывов в данных. Это позволило более точно определить временные границы начала и окончания формирования акустически активных зон (ААЗ). Следует отметить, что некоторые временные разрывы, такие как с 23 по 28 февраля 2023 года и с 1 по 27 января 2024 года, связаны с техническими неполадками оборудования, а не с особенностями регистрируемых данных.

В рамках анализа временной динамики событий в кластерах для ряда ААЗ, представленных на рис. 8, было выявлено, что часть событий с более поздним временем регистрации заметно выбивается из общей динамики. Это может быть связано с остаточными процессами разгрузки или ошибочным определением локации, поэтому такие события были исключены из состава кластеров. Всего из анализируемых 8 кластеров было удалено 30 событий.

Итоговое распределение событий по кластерам представлено графически на рис. 9, а численные параметры – в табл. 1.

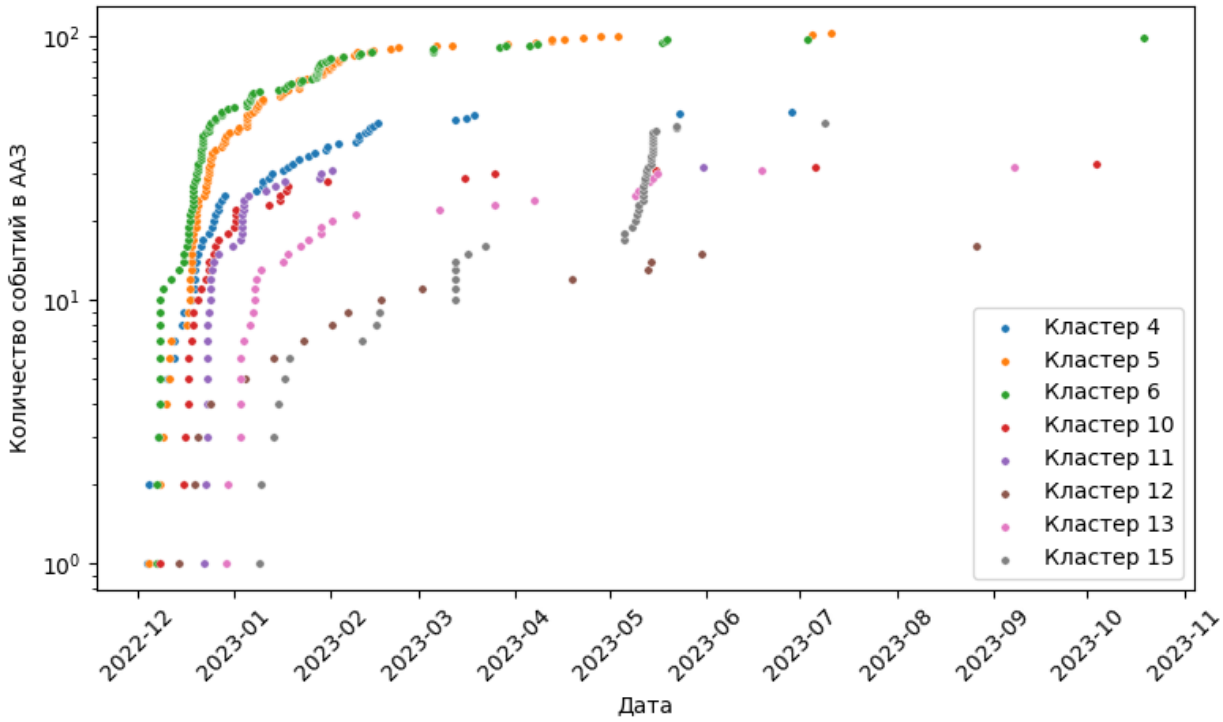


Рис. 8. Количество событий для ряда кластеров, где наблюдаются разрывы в регистрации данных

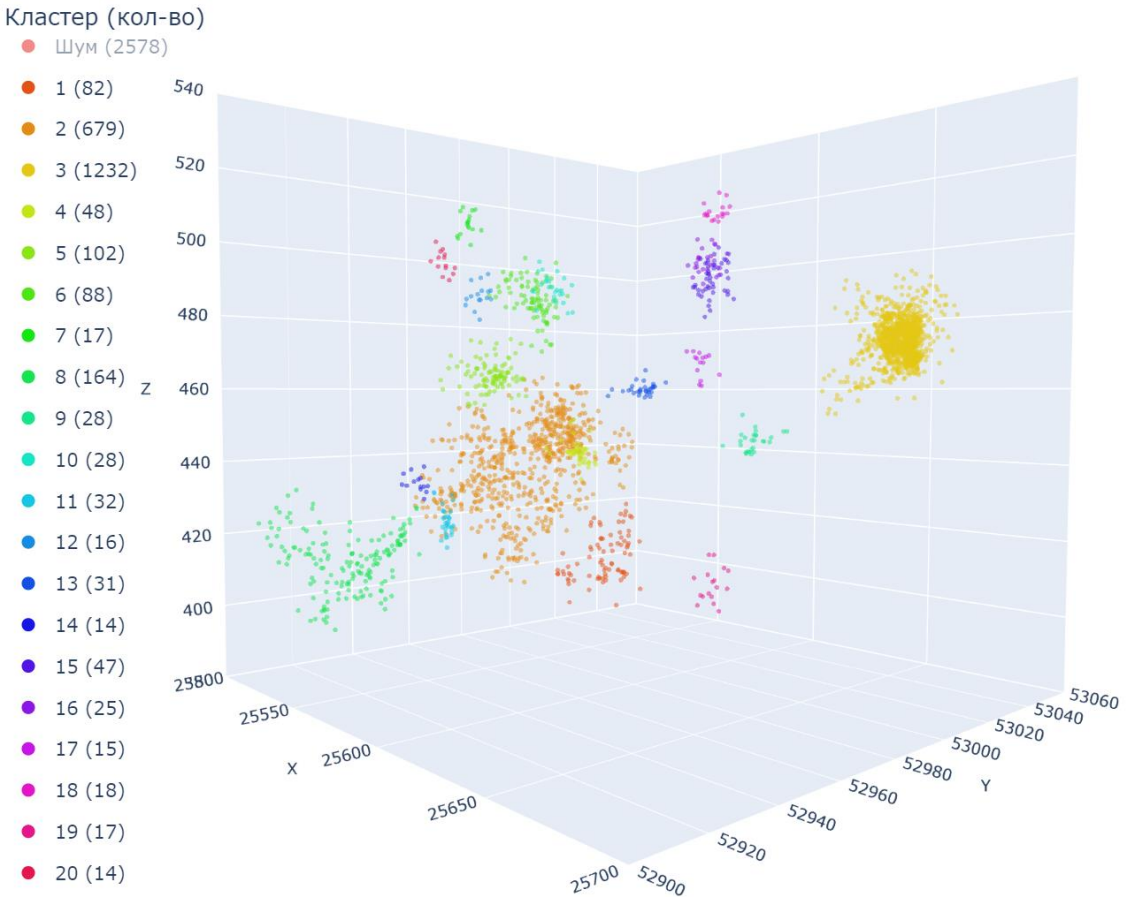


Рис. 9. Пространственное расположение ААЗ, выделенных в условиях месторождения Южное

Таблица 1

**Сводная таблица параметров акустически активных зон на момент последнего зарегистрированного в них события**

| № | Дата регистрации | | Количество событий | Суммарная энергетическая характеристика | Среднее расстояние между соседними событиями, м |
|---|---|---|---|---|---|
| | первого события | последнего события | | | |
| 1 | 15.12.2022 | 28.12.2023 | 82 | 15308,82 | 4,47 |
| 2 | 03.12.2022 | 08.02.2024 | 679 | 20013,77 | 4,17 |
| 3 | 04.12.2022 | 08.02.2024 | 1232 | 20343,52 | 1,75 |
| 4 | 03.12.2022 | 15.02.2023 | 48 | 25492,72 | 3,50 |
| 5 | 03.12.2022 | 03.05.2023 | 102 | 2536,91 | 4,46 |
| 6 | 07.12.2022 | 14.02.2023 | 88 | 2381,63 | 4,72 |
| 7 | 07.12.2022 | 07.09.2023 | 17 | 3291,98 | 4,18 |
| 8 | 11.12.2022 | 08.02.2024 | 164 | 3634,81 | 4,43 |
| 9 | 14.12.2022 | 30.11.2023 | 28 | 139,03 | 3,76 |
| 10 | 08.12.2022 | 18.01.2023 | 28 | 342,45 | 5,33 |
| 11 | 17.12.2022 | 01.02.2023 | 32 | 277,49 | 3,57 |
| 12 | 12.12.2022 | 30.05.2023 | 16 | 410,49 | 6,16 |
| 13 | 20.12.2022 | 16.05.2023 | 31 | 308,41 | 3,13 |
| 14 | 04.12.2022 | 30.01.2024 | 14 | 131,56 | 5,27 |
| 15 | 03.01.2023 | 22.05.2023 | 47 | 6261,09 | 4,72 |
| 16 | 08.12.2022 | 15.08.2023 | 25 | 701,69 | 5,42 |
| 17 | 17.12.2022 | 25.12.2023 | 15 | 134,20 | 4,96 |
| 18 | 03.12.2022 | 13.08.2023 | 18 | 938,83 | 5,21 |
| 19 | 19.12.2022 | 08.12.2023 | 17 | 117,45 | 5,41 |
| 20 | 20.12.2022 | 11.10.2023 | 14 | 563,60 | 4,90 |

*Заключение*

На основе проведенного анализа сейсмоакустических событий месторождения Южное были выявлены акустически активные зоны, возникающие в результате процессов трещинообразования в породном массиве. Эти зоны проявляются в виде локальной концентрации источников акустического излучения и отражают динамику изменения напряженно-деформированного состояния массива.

Для определения пространственных характеристик очагов разрушения использовался алгоритм кластеризации DBSCAN. Подбор его параметров осуществлялся с использованием индекса Дэвиса-Болдина, что позволило оптимизировать значения радиуса окрестности события (7 м) и минимального количества соседей в кластере (13). Применение такого подхода обеспечило точное выделение кластеров событий, соответствующих акустически активным зонам.

В результате кластерного анализа данных удалось выделить 20 акустически активных зон в массиве месторождения Южное. Полученные пространственно-временные характеристики этих зон позволяют локализовать очаги разрушения, оценить их размеры и проанализировать динамику их формирования и развития.

Таким образом, разработанные программно-методические средства кластеризации сейсмоакустических событий показали свою эффективность в задаче идентификации очагов разрушения. Выявленные участки породного массива требуют постоянного мониторинга, включающего анализ как абсолютных, так и относительных параметров

сейсмоакустических данных, что необходимо для выявления закономерностей формирования и прогнозирования опасных динамических проявлений горного давления.

## Список литературы

1. Козырев А.А., Семенова И.Э., Жукова С.А., Журавлева О.Г., 2022. Факторы изменения сейсмического режима и локализации опасных зон при крупномасштабном техногенном воздействии. *Горная промышленность*, № 6, С. 95-102. DOI 10.30686/1609-9192-2022-6-95-102.

2. Еременко А.А., Мулев С.Н., Штирц В.А., 2022. Мониторинг геодинамических явлений микросейсмическим методом при освоении удароопасных месторождений. *Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых*, № 1, С. 12–22. DOI 10.15372/FTPRPI20220102.

3. Gladyr A., Rasskazov M., Konstantinov A., Tereshkin A., 2019. Algorithm for calculating hazard areas of a rock massif based on geomechanical data. *E3S Web of Conferences*, Vol. 129, P. 01002. DOI 10.1051/e3sconf/201912901002.

4. Gladyr A.V., Tereshkin A.A., Rasskazov M.I., Konstantinov A.V., 2019. Application of probabilistic clustering analysis to rockburst hazard assessment of rock mass. *IOP Conference series*, Vol. 773, P. 012061. DOI 10.1088/1755-1315/773/1/012061.

5. Рассказов И.Ю., Федотова Ю.В., Аникин П.А. и др., 2023. Совершенствование методов и средств геомеханического мониторинга на основе цифровых технологий. *Горная промышленность*, № S5, С. 18-24. DOI 10.30686/1609-9192-2023-5S-18-24.

6. Семенова И.Э., Журавлева О.Г., Жукова С.А., 2023. О механизмах разрушения массива горных пород и закономерностях формирования опасных зон в окрестности элементов горной технологии. *Горная промышленность*, № S1, С. 69-74. DOI 10.30686/1609-9192-2023-S1-69-74.

7. Zhu Z., Jiang Z., Accornero F., Carpinteri A., 2024.Correlation between seismic activity and acoustic emission on the basis of in-situ monitoring. *EGUsphere* [preprint]. DOI 10.5194/egusphere-2024-688.

8. Mendecki M., Pakosz R., Wojtecki Ł., Zuberek W., 2021. Spatiotemporal analysis of elastic and inelastic deformations in roof-rocks from seismological observations. *International Journal of Mining Science and Technology*, Vol. 31, P. 241–251. DOI 10.1016/j.ijmst.2020.12.001.

9. Jain A., Murty M., Flynn P., 1999. Data clustering: A review. *ACM Computing Surveys*, Vol. 31, no. 3, P. 264–323.

10. Arthur D., Vassilvitskii S., 2006. How slow is the k-means method? *Proceedings of the Twenty-Second Annual Symposium on Computational Geometry, Sedona, Arizona, USA*. New York, USA: Association for Computing Machinery, P. 144–153. DOI 10.1145/1137856.1137880.

11. Schubert E., Sander J., Ester M. et al., 2017. DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN. *ACM Transactions on Database Systems*, Vol. 42, no. 3, P. 1–21.

12. Davies D., Bouldin D., 1979. A cluster separation measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-1, no. 2, P. 224–227. DOI 10.1109/TPAMI.1979.4766909.

13. Zhang W., 2023. An improved DBSCAN algorithm for hazard recognition of obstacles in unmanned scenes. *Soft Computing*, Vol. 27, P. 18585–18604.

14. Константинов А.В., Рассказов И.Ю., 2024. Разработка комплекса нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустического излучения на удароопасном месторождении. *Горный информационно-аналитический бюллетень*, № 11, С. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_11_0_23.

## References

1. Kozyrev A.A., Semenova I.E., Zhukova S.A., Zhuravleva O.G., 2022. Faktory izmeneniya seismicheskogo rezhima i lokalizatsii opasnykh zon pri krupnomasshtabnom tekhnogennom vozdeistvii [Factors of changes in the seismic regime and localization of hazardous areas under large-scale anthropogenic impact]. Gornaya promyshlennost', № 6, P. 95-102. DOI 10.30686/1609-9192-2022-6-95-102.

2. Eremenko A.A., Mulev S.N., Shtirts V.A., 2022. Monitoring geodinamicheskikh yavlenii mikroseismicheskim metodom pri osvoenii udaroopasnykh mestorozhdenii [Microseismic monitoring of geodynamic phenomena during the development of high-impact deposits]. Fiziko-tekhnicheskie problemy razrabotki poleznykh iskopaemykh, № 1, P. 12–22. DOI 10.15372/ FTPRPI20220102.

3. Gladyr A., Rasskazov M., Konstantinov A., Tereshkin A., 2019. Algorithm for calculating hazard areas of a rock massif based on geomechanical data. E3S Web of Conferences, Vol. 129, P. 01002. DOI 10.1051/e3sconf/201912901002.

4. Gladyr A.V., Tereshkin A.A., Rasskazov M.I., Konstantinov A.V., 2019. Application of probabilistic clustering analysis to rockburst hazard assessment of rock mass. IOP Conference series, Vol. 773, P. 012061. DOI 10.1088/1755-1315/773/1/012061.

5. Rasskazov I.Yu., Fedotova Yu.V., Anikin P.A. i dr., 2023. Sovershenstvovanie metodov i sredstv geomekhanicheskogo monitoringa na osnove tsifrovykh tekhnologii [Improvement of methods and means of geomechanical monitoring based on digital technologies]. Gornaya promyshlennost', № S5, P. 18-24. DOI 10.30686/1609-9192-2023-5S-18-24.

6. Semenova I.E., Zhuravleva O.G., Zhukova S.A., 2023. O mekhanizmakh razrusheniya massiva gornykh porod i zakonomernostyakh formirovaniya opasnykh zon v okrestnosti elementov gornoi tekhnologii . [On the mechanisms of destruction of a rock mass and the patterns of formation of dangerous zones in the vicinity of elements of mining technology]. Gornaya promyshlennost', № S1, P. 69-74. DOI 10.30686/ 1609-9192-2023-S1-69-74.

7. Zhu Z., Jiang Z., Accornero F., Carpinteri A., 2024.Correlation between seismic activity and acoustic emission on the basis of in-situ monitoring. EGUsphere [preprint]. DOI 10.5194/egusphere-2024-688.

8. Mendecki M., Pakosz R., Wojtecki Ł., Zuberek W., 2021. Spatiotemporal analysis of elastic and inelastic deformations in roof-rocks from seismological observations. International Journal of Mining Science and Technology, Vol. 31, P. 241–251. DOI 10.1016/j.ijmst.2020.12.001.

9. Jain A., Murty M., Flynn P., 1999. Data clustering: A review. ACM Computing Surveys, Vol. 31, no. 3, P. 264–323.

10. Arthur D., Vassilvitskii S., 2006. How slow is the k-means method? Proceedings of the Twenty-Second Annual Symposium on Computational Geometry, Sedona, Arizona, USA. New York, USA: Association for Computing Machinery, P. 144–153. DOI 10.1145/1137856.1137880.

11. Schubert E., Sander J., Ester M. et al., 2017. DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN. ACM Transactions on Database Systems, Vol. 42, no. 3, P. 1–21.

12. Davies D., Bouldin D., 1979. A cluster separation measure. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-1, no. 2, P. 224–227. DOI 10.1109/TPAMI.1979.4766909.

13. Zhang W., 2023. An improved DBSCAN algorithm for hazard recognition of obstacles in unmanned scenes. Soft Computing, Vol. 27, P. 18585–18604.

14. Konstantinov A.V., Rasskazov I.Yu., 2024. Razrabotka kompleksa neirosetevykh modelei dlya identifikatsii tipa istochnika akusticheskogo izlucheniya na udaroopasnom mestorozhdenii [Development of a complex of neural network models to identify the type of acoustic radiation source in an impact-prone field]. Gornyi informatsionno-analiticheskii byulleten', № 11, P. 23–36. DOI: 10.25018/0236_1493_2024_ 11_0_23.