

**МЕТОДИКА ОТБРАКОВКИ ШУМОВЫХ КОМПОНЕНТ В СИГНАЛАХ
АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ ГОРНЫХ ПОРОД ПРИ ОДНООСНОМ СЖАТИИ****БИР ОКТУК КЫСУУДА ТООТЕКТЕРДИН АКУСТИКАЛЫК ЭМИССИЯ
СИГНАЛДАРЫНДАГЫ ЧУУ КОМПОНЕНТТЕРДИ ЫЛГОО ЫКМАСЫ**

Чешев Михаил Евгеньевич, младший научный сотрудник Лаборатории моделирования энергонасыщенных сред, Научная Станция РАН в г. Бишкек, 720049, Кыргызстан, e-mail: cheshevmikhail@yandex.ru

Кульков Дмитрий Сергеевич, старший инженер Лаборатории моделирования энергонасыщенных сред, Научная Станция РАН в г. Бишкек, 720049, Кыргызстан, e-mail: kulkov.dmitrii@yandex.ru

Аннотация. В работе представлены результаты анализа записей акустической эмиссии образца гранита (~40950 сигналов) и методика выделения полезных сигналов на основе алгоритмов кластерного анализа. Анализ волновых форм показал, что все сигналы акустической эмиссии делится на три большие группы - полезные сигналы, шумы различной природы и комбинированные сигналы, которые представляют собой полезные сигналы акустической эмиссии с наложенным на них шумом. Полезные сигналы акустической эмиссии характеризуются резким нарастанием амплитуды и последующим медленным затуханием с длительностью порядка 40 мкс, а шумы имеют доминирующие составляющие в диапазоне частот от 0 до 200 кГц. Эти характеристики позволяют задать ключевые признаки P_1 и P_2 , диаграмма рассеивания которых показывает группировку полезных и шумовых сигналов в отдельные области. Для автоматического выделения полученных областей необходимо применять методы кластерного анализа, в частности, методы, которые используют особенности плотности распределения признаков, соответствующие гистограммам, полученных ключевых параметров P_1 и P_2 . В качестве такого метода был выбран плотностный алгоритм кластеризации пространственных данных с присутствием шума (DBSCAN), на основе которого для трех образцов горных пород были выделены и отбракованы по 3.9%, 8.2% и 64.1% записей из общего количества, которые соответствовали шумовым сигналам.

Ключевые слова: акустическая эмиссия, отбраковка шумовых компонент, амплитудно-частотный спектр, волновая форма, ключевые признаки, кластеры, кластерный анализ, DBSCAN

**METHOD OF NOISE COMPONENTS REJECTION IN ACOUSTIC EMISSION SIGNALS
OF ROCKS UNDER UNIAXIAL COMPRESSION**

Cheshev Mikhail Evgenevich, Junior Researcher of Laboratory of Energy-Saturated Media Simulation, Research Station of the Russian Academy of Sciences in Bishkek, 720049, Kyrgyzstan, email: cheshevmikhail@yandex.ru

Kulkov Dmitrii Sergeevich, Senior engineer of Laboratory of Energy-Saturated Media Simulation, Research Station of the Russian Academy of Sciences in Bishkek, 720049, Kyrgyzstan, email: kulkov.dmitrii@yandex.ru

Abstract. This paper presents analysis of acoustic emission records (~ 40950) of granite specimen and method for extracting useful signals based on cluster algorithms. Analysis of waveforms showed that all acoustic emission signals are divided into three large groups – useful signals, noises of various nature, and combined signals, which are mixture of useful signal and noise. The useful signals of acoustic emission are characterized by a sharp increase in amplitude and subsequent slow attenuation with duration of $\sim 40 \mu\text{s}$, and the noise signals have dominant components in the frequency range from 0 to 200 kHz. These characteristics allow setting the key features P_1 and P_2 that have scatter plot, which shows the grouping of useful and noise signals. For automatic selection of those groups, one should apply methods of cluster analysis, in particular, methods that use features of the density distribution, corresponding to histograms of P_1 and P_2 key parameters. We used density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) for rejection of 3.9%, 8.2% and 64.1% of the total number of signals that corresponded to noisy components for three rock samples, accordingly.

Keywords: acoustic emission, rejection of noise components, amplitude-frequency spectrum, waveform, key features, clusters, cluster analysis, DBSCAN

Введение. Акустическая эмиссия (АЭ) представляет собой упругие колебания, возникающие в ходе пластических или частично пластических процессов, протекающих в породе под влиянием внешних и внутренних факторов [1]. В результате данных деформационных процессов возникает акустическая эмиссия повышенной интенсивности, способная служить индикатором активизации деформационных процессов [2]. Наряду с измерениями геоакустической эмиссии, существенный вклад в исследования вносит физическое моделирование на образцах горных пород [3].

Результаты проведения лабораторных экспериментов в ЛМЭС НС РАН показали, что при разрушении одного образца горной породы происходит регистрация большого количества сигналов, представляющий собой набор, как полезных сигналов, так и шумовых компонент. Особенность распределения ключевых признаков волновых форм сигналов АЭ в двумерном виде дает возможность использовать алгоритмы кластерного анализа [4] для разделения полезных и шумовых сигналов в автоматическом режиме.

Методика определения ключевых признаков. Для выделения шумовых сигналов необходимо определить несколько (минимум два) ключевых признаков, значения которых позволили бы отделить полезные сигналы от шума. Анализ выборки (40950 волновых форм) показал, что полезный сигнал акустической эмиссии характеризуется резким нарастанием амплитуды и затем медленным спадом (затуханием), а сама длительность сигнала составляет ~ 40 мкс [5]. Исходя из этого, можно получить мощность полезного сигнала, находящегося в промежутке от 0 до 40 мкс как долю мощности волновой формы сигнала на данном отрезке, к мощности всего сигнала:

$$P_1 = \frac{\sum_{t=0}^{t_n} S^2}{\sum_{t=0}^{t_{\text{end}}} S^2},$$

где S^2 – мощность сигнала, t_n – длительность участка содержащего волновую форму ($\sim 20-40$ мкс), t_{end} – длительность всего сигнала.

Так же было выявлено, что явные шумовые сигналы имеют доминирующие частоты в диапазоне от 0 до 200-250 кГц и можно вычислить отношение суммы амплитуд Фурье- спектра в диапазоне от 200 кГц до 1.5 МГц к сумме амплитуд в спектре всего сигнала:

$$P_2 = \frac{\sum_{f_n}^{f_{end}} A}{\sum_{f=0}^{f_{end}} A},$$

где A – амплитуда спектра, f_n – предел чувствительности датчика (200 кГц), f_{end} – 1,5 МГц (исходя из предела дискретизация АЦП USB 3000 – 3 МГц).

Построим по двум ключевым признакам P_1 и P_2 диаграмму рассеивания для набора сигналов, полученных при разрушении образца гранита (рис. 1)

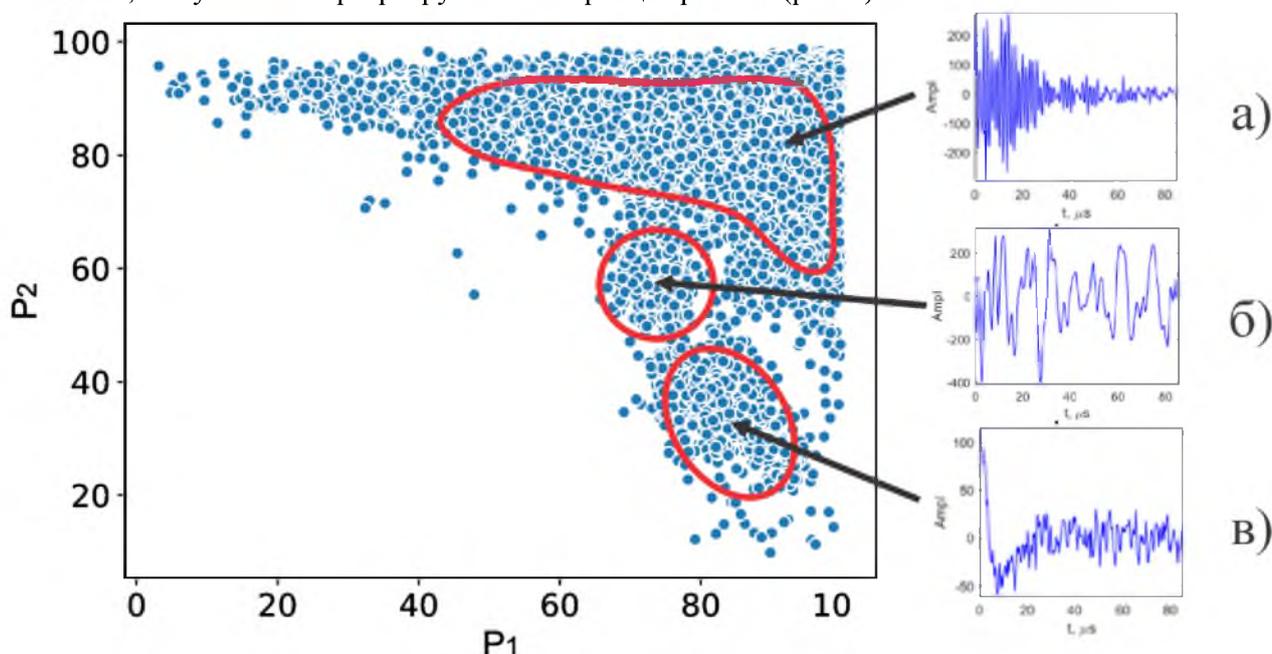


Рис. 1. Диаграмма рассеивания ключевых признаков P_1 и P_2 сигналов АЭ: а) область, соответствующая полезным сигналам, б) – низкочастотный шум, в) - наводки

Из рисунка 1 видно, что полезные сигналы АЭ группируются в правом верхнем углу (а). Также явно выделяются два облака (б и в), которые являются шумовыми. Остаточные хвосты верхней области представляют собой либо сильно зашумленные сигналы, либо шумы, мощность или отношение спектров которых схожи с признаками для полезного сигнала.

Алгоритм кластеризации. Существует ряд алгоритмов кластеризации, таких как knp (k nearest neighbors – k ближайших соседей) [6], k -means (основанный на минимизации суммарного квадратичного расстояния между точками кластера и его центром) [7], DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise – плотностный алгоритм кластеризации пространственных данных с присутствием шума) [8], иерархическая кластеризация [9] и другие. Исходя из особенностей геометрии кластера, в котором находятся полезные сигналы и концентрации их в правом верхнем углу диаграммы, а также наличия шумов по краям кластера, было решено применить плотностный алгоритм кластеризации пространственных данных с присутствием шума (DBSCAN).

Принцип действия алгоритма основывается на том, что распределение точек представляет собой плотные области данных, которые отделены друг от друга относительно пустыми областями. При этом задаются два параметра - есть минимальное число точек (n) и радиус, в котором эти точки должны находиться (ϵ).

На рис. 1 красным выделены точки, у которых в заданном радиусе находятся не менее n точек (в данном случае четыре).

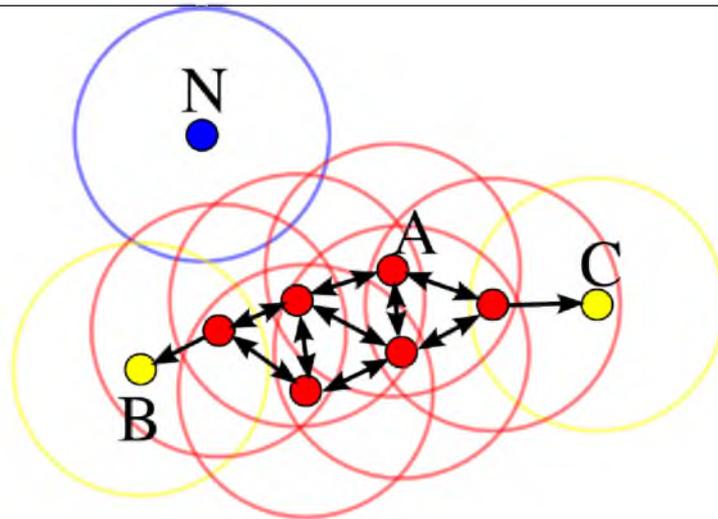
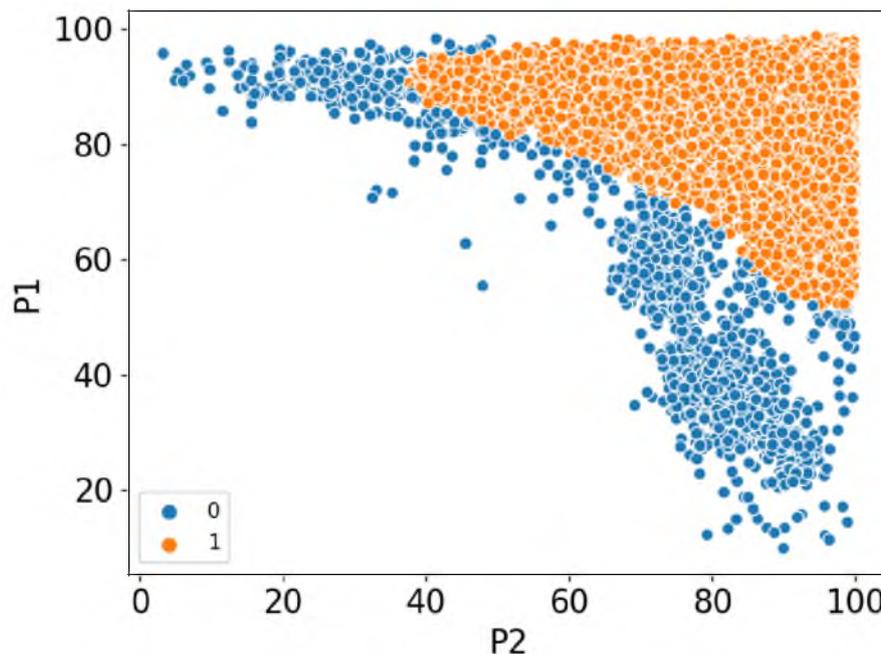


Рис. 2. Иллюстрация кластерной модели алгоритма DBSCAN

Эти точки называют ядровыми (core points) и если расстояние между ними не превышает ϵ , то они помещаются в один кластер. Желтым помечаются те точки (B и C), в радиусе которых оказалось меньше n точек, но присутствует хотя бы одна ядровая. Это означает, что выбранная точка является пограничной и присваивается к кластеру, в котором лежит ближайшая ядровая точка. Таким образом, кластер растет до тех пор, пока не останется ни одной ядровой точки в пределах радиуса окрестности ϵ . Если же у выбранной точки значение n меньше заданного, и эта точка не является пограничной, то она помечается как шум (noise) (точка N), означающее то, что она не принадлежит какому-либо кластеру [4].

Выделение области полезных сигналов АЭ образцов горных пород. Рассмотрим применение алгоритма кластеризации на трех образцах горных пород – гранита, мрамора и габбро. На рис.3 оранжевым цветом область параметров P_1 , P_2 (кластер 1) для образца гранита, которая соответствует полезным сигналам, содержащая 96.1% всего количества сигналов АЭ (39365 из 40950), т.е. отбраковано 3.9% сигналов, которые являются явными шумами (кластер 0).

Рис. 3. Диаграмма рассеивания ключевых параметров P_1 и P_2 для сигналов АЭ образца гранита: 1 – кластер полезных сигналов, 0 – кластер шумов

Подобную же диаграмму рассеивания можно получить и для образца мрамора (рис.4). Область выделения (кластер 1) содержит 14457 записей сигналов АЭ, при общем количестве в 15746 записей, что соответствует доле отбракованных записей 8.2% от общего количества.

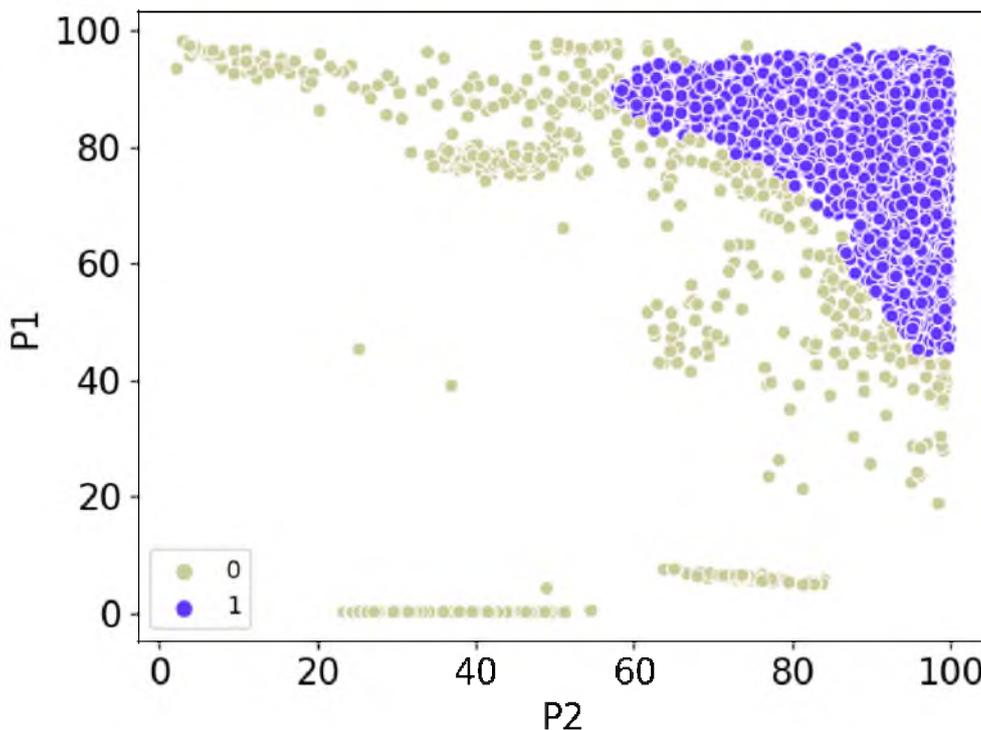


Рис. 4. Диаграмма рассеивания ключевых параметров P_1 и P_2 для сигналов АЭ образца мрамора: 1 – кластер полезных сигналов, 0 – кластер шумов

Кластеризация параметров P_1 и P_2 образца габбро (рис.5) дало несколько иные результаты, чем на образцах мрамора и гранита. Кластер области, которая соответствуют полезным сигналам представляет собой узкую полосу, вытянутую вдоль параметра P_2 , содержащий 35,9% записей от общего количества.

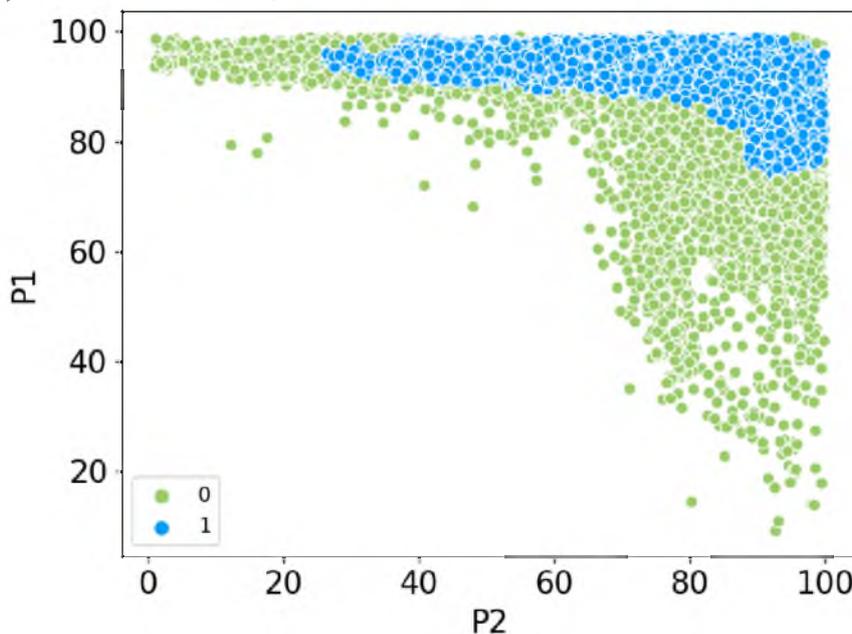


Рис. 5. Диаграмма рассеивания ключевых параметров P_1 и P_2 для сигналов АЭ образца габбро: 1 – кластер полезных сигналов, 0 – кластер шумов

Анализ результатов разбиения на кластеры для всех трех образцов горных пород показывает, что области, соответствующие полезным сигналам, группируются в верхнем правом углу с нижней границей ключевого признака P_1 (45, 50 и 70) и P_2 (60, 40 и 30) для образцов мрамора, гранита и габбро.

Заключение. Анализ большого количества волновых форм сигналов акустической эмиссии горных пород (~40950 сигналов) позволил выявить ключевые признаки P_1 и P_2 , характеризующие мощность сигнала, заключенного в отрезке от 0 до 40 мкс и отношение сумм амплитудно-частотных спектров, которые имеют различные значения для полезных сигналов АЭ и шумов. Построенные по этим признакам диаграммы рассеивания показали, что область полезных сигналов находится в правом верхнем углу, с плотностью ~50 точек на круг радиусом 2.5 условных единиц. Области с меньшей плотностью, или расположенные в других местах диаграммы, являются шумами различной природы. Для данных особенностей группировки наиболее оптимально подходит плотностный алгоритм кластеризации пространственных данных с присутствием шума (DBSCAN), так как использует особенности плотности распределения признаков, соответствующих гистограмме ключевых параметров P_1 и P_2 . Выделение сигналов АЭ по ключевым параметрам алгоритмом DBSCAN позволило отбраковать 3.9%, 8.2% и 64.1% записей для образцов гранита, мрамора и габбро соответственно. Указанный алгоритм позволяет в автоматическом режиме проводить отбраковку шумовых сигналов акустической эмиссии в лабораторных экспериментах по одноосному сжатию горных пород.

Работа выполнена в рамках государственного задания Федерального государственного бюджетного учреждения науки Научной станции Российской академии наук в г. Бишкеке (тема № АААА-А19-119020190064-9)

Список литературы

1. Lockner D. The role of acoustic emissions in the study of rock fracture // *Int J Rock Mech Min Sci Geomech Abstr.* 1993. Vol. 7. P. 883–899.
2. Долгих Г.И., Купцов А.В., Ларионов И.А., Марапулец Ю.В., Швец В.А., Шевцов Б.М., Широков О.Н., Чупин В.А., Яковенко С. В. Деформационные и акустические предвестники землетрясений // *ДАН.* 2007. Том 41. №5. С. 96–100.
3. Закупин А.С., Аладьев А.В., Богомоллов Л.М., и др. Взаимосвязь электрической поляризации и акустической эмиссии образцов геоматериалов в условиях одноосного сжатия // *Вулканология и сейсмология.* 2006. № 6. С. 22–33.
4. Schubert E., Sander J., Ester M., Kriegel H.-P., Xu X. DBSCAN Revisited, Revisited: Why and How You Should (Still) Use DBSCAN. // *ACM Transactions on Database Systems (TODS)*, Vol. 42, August 2017. P.1–21.
5. Мубассарова В.А. Влияние электромагнитных полей на скорость деформации и дефектообразование в нагруженных образцах горных пород // Автореферат дис. канд. Физико-математических наук. Москва: 2018. 20 с.
6. Goldberger J., Hinton G., Roweis S., Salakhutdinov R. Neighbourhood Components Analysis // *Advances in Neural Information Processing Systems*, Vol. 17, May 2005, P. 513–520.
7. Pankaj K.A., Nabil H.M. k-means projective clustering // *Proceedings of the twenty-third ACM SIGMOD-SIGACT-SIGART symposium on Principles of database systems*, New York, USA, 2004, P. 155–165.
8. Ester M., Kriegel H.P., Sander J., Xu X. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise // *Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, Portland, OR, AAAI Press, 1996, P. 226–231.
9. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. *The Elements of Statistical Learning* // 2nd ed. New York: Springer, 2009. P.736