### ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ НАУКИ «ХАБАРОВСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЦЕНТР ДАЛЬНЕВОСТОЧНОГО ОТДЕЛЕНИЯ РОССИЙСКОЙ АКАДЕМИИ НАУК»

На правах рукописи

 $\langle \rangle$ 

Константинов Александр Викторович

### РАЗРАБОТКА СРЕДСТВ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ В СИСТЕМЕ СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА УДАРООПАСНОСТИ МАССИВА ГОРНЫХ ПОРОД МЕСТОРОЖДЕНИЯ ЮЖНОЕ

2.8.6 – Геомеханика, разрушение горных пород, рудничная

аэрогазодинамика и горная теплофизика

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата технических наук

Научный руководитель

член-корреспондент РАН,

доктор технических наук

Рассказов Игорь Юрьевич

Хабаровск – 2025

### оглавление

ВВЕДЕНИЕ	4
1 СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ ГОРНЫХ УДАРОВ И АНАЛИЗ МЕТОДОВ ИХ ПРОГНОЗА И ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ1	0
1.1 Актуальность задачи прогнозирования динамических явлений горного давления, причины и условия их возникновения	0
1.2 Современные методы оценки и контроля геомеханического состояния породного массива1	5
1.3 Средства сейсмоакустического мониторинга на удароопасных месторождениях1	.8
1.4 Основные этапы и направления совершенствования средств сейсмоакустического мониторинга на примере системы «Prognoz-ADS»	22
1.5 Цель и задачи исследования	8
2 РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-МЕТОДИЧЕСКИХ СРЕДСТВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ТИПА ИСТОЧНИКА ДАННЫХ, РЕГИСТРИРУЕМЫХ СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ КОНТРОЛЯ ГОРНОГО ДАВЛЕНИЯ4	40
2.1 Характеристика объекта исследования и общие сведения об установленной системе сейсмоакустического наблюдения4	0
2.2Анализ признакового пространства сейсмоакустических импульсов, регистрируемых в условиях активного ведения горных работ4	8
2.3Проектирование архитектуры нейросетевой модели, подготовка обучающих и тестовых наборов данных	54
2.4Обучение моделей нейронных сетей с подбором гиперпараметров	58
2.5Применение и апробация разработанной нейросетевой модели для определения типа	
источника неразмеченных данных сейсмоакустической системы мониторинга7	'6
Выводы по главе 2	30
З ИССЛЕДОВАНИЕ ОЧАГОВ АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ В УДАРООПАСНОМ МАССИВЕ С	7
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА8	2
3.1 Особенности пространственной концентрации источников акустических событий8	32
3.2 Обоснование применения метода кластерного анализа для решения задачи выделения акустически активных зон	35
3.3 Кластеризация сейсмоакустических событий на удароопасном месторождении с	
использованием алгоритма DBSCAN	\$8
Выводы по главе 39	)8

#### введение

Проблема геодинамических явлений. приводящих катастрофическим К последствиям, известна уже более 250 лет. На протяжении этого времени были получены экспериментальные и теоретические знания о процессах, протекающих в породном массиве и оказывающих воздействие на его напряженно-деформированное состояние. Несмотря на проведенные исследования и полученные результаты, проблема удароопасности не теряет своей актуальности, а становится все более сложной и значимой в мировой науке и горной практике. Это обусловлено комплексом факторов, влияющих на возникновение геодинамических явлений, значительной неоднородностью свойств и состояния горных пород, которые подвергаются интенсивным техногенным воздействиям в процессе разработки, а также все еще недостаточным уровнем изученности процессов и явлений, происходящих в предельно напряженных геологических средах сложной структуры. Рост неоднородности разрабатываемых породных массивов обусловлен усложнением горногеологических условий, что связано с увеличением глубины залегания полезных ископаемых и освоением новых, труднодоступных, но экономически перспективных объектов. Повышение техногенного влияния на породный массив связано с увеличением объемов выработанных пространств и совершенствованием технологий добычных и буровзрывных работ, оказывающих, как правило, более активное воздействие на геомеханическое состояние. Указанные причины приводят к необходимости повышения надежности прогноза опасных проявлений горного давления путем учета большего количества параметров, характеризующих геомеханическое состояние.

До недавнего времени существовали технические ограничения, не позволяющие обрабатывать и анализировать большой объем информации, регистрируемой в процессе инструментального геомеханического мониторинга. Однако стремительное развитие научно-технического прогресса за последние десятилетия, особенно в области методов интеллектуального анализа данных, сделало возможным проведение таких исследований. Несмотря на огромное количество разработанных аналитических средств в мировой науке, их применение в горной отрасли остается довольно ограниченным, а использование для оценки и прогнозирования удароопасного состояния встречается еще реже. Для удовлетворения текущих требований к безопасности объектов горной промышленности и повышения оперативности и достоверности прогнозирования опасных горнодинамических проявлений, необходимо совершенствование программно-методических средств (методов обработки и интерпретации данных, алгоритмов И компьютерных программ) геомеханического использованием мониторинга с современных методов интеллектуального анализа данных.

Большинство современных высокотехнологичных способов оценки, контроля и прогнозирования геомеханического состояния породного массива опираются на геофизические методы, основанные на физических принципах распространения акустических волн, изменении плотности, магнитных и электрических свойств горных пород. Одним из перспективных направлений геофизического мониторинга являются сейсмоакустические системы. Они позволяют регистрировать не только высокоэнергетические проявления горного давления, но и более слабые сигналы, что дает возможность наблюдать весь процесс изменения геомеханического состояния – от этапа формирования очага разрушения до реализации геодинамического явления. Такой мониторинг обеспечивает масштабное и комплексное изучение геомеханических процессов благодаря анализу большого объема сейсмоакустической информации.

На сегодняшний день разработано множество методик оценки, контроля и прогнозирования удароопасности породного массива на основе сейсмоакустических данных. Однако постоянное усложнение геомеханической обстановки в процессе горных работ и увеличение частоты случаев проявления удароопасности требуют постоянного совершенствования этих методик. Применение методов интеллектуального анализа на всех стадиях сейсмоакустического мониторинга представляется наиболее рациональным подходом, отвечающим современным требованиям к обработке и интерпретации данных. В представленной работе описаны исследования, направленные на разработку методов и аналитических средств для повышения достоверности получаемых в процессе сейсмоакустического мониторинга данных и повышения надежности прогнозирования опасных проявлений горного давления.

Работа основана на результатах исследований, выполненных в 2018-2024 гг., при непосредственном участии автора в реализации научно-исследовательских планов Института горного дела ДВО РАН «Создание теоретических и методических основ прогнозирования геомеханических процессов для предупреждения горных ударов (техногенных катастроф) при подземном освоении месторождений твердых полезных ископаемых» (№ ГР 01201253447), «Развитие научно-методических основ и технических средств оценки и мониторинга опасных геомеханических процессов для снижения риска техногенных катастроф при освоении месторождений полезных ископаемых Дальневосточного региона (№ 0293-2015-0004), «Развитие научно-методических основ и технических средств оценки и мониторинга опасных геомеханических процессов для снижения риска техногенных катастроф при освоении месторождений полезных ископаемых дальневосточного региона» (№ АААА-А18-118020590021-9), гранту РФФИ 09-05-00533-а «Выявление закономерностей и обоснование моделей формирования очагов

5

горных и горно-тектонических ударов в природно-техногенных горнодинамических системах», проекту ФЦП «Дальний Восток» № 15-I-2-057 «Разработка системы комплексного геомеханического мониторинга для предупреждения опасных геодинамических явлений при освоении месторождений в сложных горно-геологических и удароопасных условиях».

**Цель диссертационной работы** заключается в разработке интеллектуальной системы программно-методических средств обработки и интерпретации измерительных данных в процессе сейсмоакустического мониторинга удароопасного массива горных пород месторождения Южное.

Идея диссертации состоит в применении методов интеллектуального анализа измерительных сейсмоакустических данных для повышения надёжности выявления закономерностей формирования опасных очагов разрушений и прогноза динамических проявлений горного давления в процессе сейсмоакустического мониторинга разрабатываемого удароопасного месторождения.

Для достижения поставленной цели были определены и решены следующие задачи:

 проанализировать признаковое пространство регистрируемых сейсмоакустических данных для определения характерных параметров сигналов, инициированных естественными геомеханическими процессами и выполнением технологических операций по разработке месторождений;

 обосновать эффективные модели машинного обучения и произвести подбор их гиперпараметров для достоверного выявления сигналов и событий естественного происхождения;

 – разработать методику обнаружения и оценки очагов повышенного горного давления в удароопасном массиве горных пород;

 выполнить расчёт параметров временных рядов и сопоставить их с проявлениями горного давления, зарегистрированными на удароопасном месторождении;

– с применением сейсмоакустических данных разработать эффективные модели машинного обучения для надежного прогнозирования удароопасности.

Методы исследований. Использован комплекс методов, включающий: натурные наблюдения; анализ и обобщение опыта изучения геомеханического состояния массива горных пород отрабатываемых удароопасных рудных месторождений; сейсмоакустический метод; математическую обработку и экспертный анализ измерительных данных; методы кластерного анализа, машинного обучения, математической статистики и теории вероятностей.

6

#### Основные научные положения, защищаемые автором:

1. Тип источника регистрируемых сигналов и сейсмоакустических событий надежно идентифицируется применением комплекса вероятностных нейронных сетей бинарной классификации, что для условий месторождения Южное приводит к 95 % точности распознавания данных на тестовой выборке и увеличению объема полезной информации об естественных процессах разрушения массива горных пород более, чем в 15 раз.

2. Потенциально удароопасные участки массива горных пород эффективно выявляются с высокой степенью достоверности благодаря совместному применению алгоритма кластерного анализа DBSCAN и индекса Дэвиса-Болдина для определения акустически активных зон и параметрического описания динамики их развития.

3. Используемые в методах интеллектуальной обработки данных модели случайного леса и градиентного бустинга, адаптированные и обученные на измерительных данных сейсмоакустических временных рядов разного интервала, обеспечивают надежное прогнозирование опасных геодинамических явлений, и при пороговом значении вероятности 0,2 точность прогнозных оценок таких моделей в условиях месторождения Южное составляет 84 %.

#### Научная новизна работы:

 установлены закономерности регистрации сейсмоакустических сигналов естественного и техногенного происхождения в условиях активного ведения горных работ при подготовке обучающих наборов данных для моделей нейронных сетей;

 разработаны математические модели нейронных сетей, позволяющие при их комплексном использовании с 95 % точностью определять тип источника регистрируемых сигналов и сейсмоакустических событий;

 – разработана методика локализации очагов повышенного горного давления на удароопасном месторождении с оценкой пространственных и временных параметров сейсмоакустических событий и получением параметрического описания динамики их развития;

– разработаны модели машинного обучения для ретроспективного анализа и надежного прогнозирования на основе рассчитанных сейсмоакустических временных рядов проявлений удароопасности, наиболее вероятных на современном и перспективном этапах развития горного производства.

Достоверность и обоснованность научных положений и выводов обеспечиваются корректным выбором методов и подходов для проведения комплексных исследований, достаточным объемом экспериментальных и расчетных данных, полученных по результатам сейсмоакустического мониторинга, тестированием моделей интеллектуального анализа для решения поставленных задач и апробацией разработанных средств на фактических данных, регистрируемых в массиве горных пород удароопасного месторождения.

**Практическая ценность работы** заключается в разработке программнометодических средств с применением методов интеллектуального анализа, обеспечивающих повышение точности обработки сейсмоакустических данных и надежное прогнозирование опасных горнодинамических явлений, что способствует безопасной и эффективной разработки удароопасных месторождений.

Реализация результатов работы. Данные, полученные по результатам исследований, использованы при разработке «Указаний по безопасному ведению горных работ на месторождении Южное (АО «ГМК «Дальполиметалл»), опасном по горным ударам», 2022 г. и учитываются при проектировании и ведении горных работ на удароопасных участках; отдельные результаты диссертационной работы используются в научных исследованиях Института горного дела ДВО РАН на ряде других объектов геомеханического мониторинга, включая удароопасные месторождения, разрабатываемые рудниками КФ АО «Апатит», ПАО «ППГХО» и АО «ГМК «Дальполиметалл».

#### Личный вклад автора:

 постановку цели, обзор и выбор средств для ее достижения, решение поставленных задач и анализ полученных результатов по совершенствованию средств сейсмоакустического мониторинга;

 – анализ признакового пространства сейсмоакустических сигналов, разработку архитектуры, обучение и тестирование комплекса нейросетевых моделей для определения типа источника регистрируемых данных в условиях активного ведения горных работ;

 – разработку методики идентификации акустически активных зон, характеризующих очаги повышенного горного давления в массиве горных пород, с оценкой их достоверности и расчетом параметров развития с течением времени;

 – расчёт параметров временных рядов по сейсмоакустическим данным, сопоставление их с проявлениями горного давления и выбор значимых признаков для прогнозирования удароопасности;

 – разработку, обучение и тестирование моделей машинного обучения для надежного предсказания динамических проявлений горного давления на удароопасном месторождении Южное;

 – разработка, обучение и тестирование моделей машинного обучения для надежного предсказания динамических проявлений горного давления на удароопасном месторождении Южное.

Апробация работы. Основное содержание диссертационной работы и отдельные ее положения представлялись в 2018-2024 гг. на: VII, VIII, IX международной научной конференции «Проблемы комплексного освоения георесурсов» (г. Хабаровск, 2018, 2020, 2023 гг.); XXI и XXVI краевом конкурсе молодых ученых (г. Хабаровск, 2019, 2024 гг.); XIII, XV, XVIII всероссийской молодежной научно-практической конференции «Проблемы недропользования» (г. Хабаровск, 2019, 2021, 2024 гг.); 1-й международной научной конференции «Проблемы геомеханики сильно сжатых горных пород и массивов» (г. Владивосток, 2019 г.); всероссийской научной конференции с международным участием «Геодинамика и напряженное состояние недр Земли», посвященной 75-летию со дня основания ИГД СО РАН (г. Новосибирск, 2019 г.); V международной научно-практической конференции «Информационные технологии и высокопроизводительные вычисления» (г. Хабаровск, 2019 г.); Х и XI всероссийской научно-практической конференции «Инновационные направления в проектировании горнодобывающих предприятий: эффективное освоение месторождений полезных ископаемых» (г. Санкт-Петербург, 2020, 2024 гг.); научной конференции молодых учёных и аспирантов «Актуальные проблемы освоения георесурсов» (г. Хабаровск, 2023 г.); 10th Sino-Russian Joint Scientific-Technical Forum on Deep-level Rock Mechanics and Engineering (Китай, г. Харбин, 2022 г.); всероссийской научно-технической конференции «Цифровые технологии в горном деле» (г. Апатиты, 2023 г.); XIII всероссийском симпозиуме «Физика Геосфер» (г. Владивосток, 2023 г.); 12th Sino-Russian International Forum on Deep Rock Mechanics in Mines (Китай, г. Пекин, 2024 г.).

Автор выражает искреннюю признательность своему научному руководителю чл.корр. РАН, д-ру техн. наук Рассказову И. Ю. за внимание к работе и помощь в ее реализации, д-ру. техн. наук Курсакину Г. А. за консультации при написании диссертационной работы. Автор считает своим долгом выразить благодарность коллегам из ИГД ДВО РАН за помощь и ценные советы при выполнении исследований, а также сотрудникам АО «ГМК «Дальполиметалл» за содействие в организации экспериментальных шахтных исследований и внедрение в производство полученных научных результатов.

### 1 СОВРЕМЕННОЕ СОСТОЯНИЕ ПРОБЛЕМЫ ГОРНЫХ УДАРОВ И АНАЛИЗ МЕТОДОВ ИХ ПРОГНОЗА И ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ

# 1.1 Актуальность задачи прогнозирования динамических явлений горного давления, причины и условия их возникновения

Динамические проявления горного давления возникают в результате внезапных, протекающих с высокой скоростью движений горных пород, жидкостей или газов. К отдельным видам подобных проявлений относятся обрушения, выбросы, заколообразования и стреляния пород, горные и горно-тектонические удары, вызванные резким высвобождением накопленной энергии [1]. Горные удары являются одним из наиболее опасных видов динамических проявлений горного давления, приводящие к разрушению массива горных пород и выработок и представляющие угрозу безопасности в горнодобывающей промышленности [2, 3].

Одним из основных направлений исследований в данной области является определение предвестников проявлений горного давления с целью их прогнозирования и возможного предотвращения [4-7]. Наиболее актуальна эта задача для таких стран, как США, Китай, Россия, ЮАР, Канада, Чили, Индия, Чехия, Австралия и Германия. Значительный вклад в изучение причин и условий возникновения подобных явлений внесли такие российские учёные, как С. Г. Авершин, В. В. Адушкин, А. Д. Завьялов, А. А. Еременко, А. А. Козырев, В. С. Куксенко, В. Н. Опарин, И. М. Петухов, И. Ю. Рассказов, Г. А. Соболев, М. В. Курленя, К. Н. Трубецкой и другие. Из зарубежных учёных следует выделить Р. К. Kaiser, W. D. Ortlepp, D. F. Scott, М. Не, А. J. Mendecki, A. McGarr, R. A. Lynch, L. Zhang, J. Wang, J. Feng и Z. Song.

Проблема динамических проявлений в мировой горной практике известна уже более 250 лет. Впервые сильные проявления горного давления были зафиксированы в 1738 году на оловянных рудниках Уайтхейвена в Англии [8]. Во второй половине XIX века динамические проявления начали наблюдаться и в других странах Европы при отработке угольных месторождений, что привлекло повышенное внимание к изучению горных ударов.

В Индии в 1898 году на золотодобывающем руднике Ургаум в Коларском районе, на глубине 320 м, зарегистрирован первый горный удар [9]. Позже, на руднике Майсор в 1930 году произошел мощный удар, охвативший огромное пространство шахтного поля и вызвавший разрушения на поверхности в радиусе 16 км. На руднике Чемпион-Риф в 1954

году случился крупный горный удар, а в 1962–1966 годах была зафиксирована целая серия подобных событий, нанёсших значительный экономический ущерб [10, 11].

На золотодобывающих рудниках Южной Африки первые зарегистрированные горные удары произошли в 1908 году. По мере увеличения объемов добычи их частота резко увеличилась: с 7 в 1908 году до 223 в 1918 году. В 1975 году на 31 руднике было зарегистрировано свыше 680 ударов, причем в этот год 55 % всех смертельных случаев среди шахтёров были связаны именно с горными ударами. К 1979 году эта доля возросла до 62 % [9].

В Канаде первый горный удар был зафиксирован в 1932 году на золотом руднике компании Lake Shore в Онтарио. В 1957 году в этом регионе произошло мощное проявление с сейсмической энергией 5×10<sup>4</sup> МДж, которое стало поводом для усиленного мониторинга на таких объектах [12]. В 1964 году был зафиксирован крупнейший горный удар в истории Канады, после чего ряд рудников в регионе закрыли [9].

В США горные удары на глубоких свинцово-серебряных рудниках в районе Кёрд'Ален штата Айдахо начали регистрироваться более 70 лет назад. В период с 1978 по 1993 годы зарегистрировано 73 проявления, в результате которых погибло 5 шахтеров. В 1983 году на одной из угольных шахт на западе страны горный удар разрушил 40 щитовых крепей, нанеся существенный ущерб [9].

Начиная с 1929 года крупные горные удары начали фиксироваться на различных рудниках в странах Европы и Австралии. На свинцово-цинковом руднике Райбл в Австрии в 1930 году произошёл мощный удар, землетрясение от которого ощущалось в радиусе 15 км. В 1958 году в ГДР на шахте Херинген произошла серия горно-тектонических ударов с радиусом действия в 1000 км, последствия которых напоминали землетрясение силой до 8 баллов по шкале MSK-64. Во Франции, в районе Лотарингии, проявления горного давления привели к разрушению выемочных участков и появлению трещин шириной до метра на поверхности.

В 1959 и 1964 годах на угольных шахтах Китая были зафиксированы сильные горные удары, вызвавшие разрушение более 80 домов. В Пекине на сейсмостанциях регистрировались толчки даже в 70 км от шахт [10, 13]. Как отмечает профессор Батугин, в Китае горные удары зафиксированы на 142 шахтах в 17 провинциях, что указывает на широкое распространение этого явления [14, 15].

В СССР первые зарегистрированные случаи горных ударов произошли в Кизеловском угольном бассейне в 1944 году, где в значительной степени преобладают высокоупругие кварцевые песчаники [9, 16]. В 1960-е годы горные удары начали наблюдаться на рудных месторождениях – Таштагольском, Октябрьском, Североуральском и других. Одни из наиболее крупных случаев были зафиксированы на Североуральском бокситовом месторождении в 1978 году с разрушениями, охватившими 450 метров горных выработок [17, 18]. К 1990-м годам в РСФСР насчитывалось 18 месторождений с высоким риском возникновения проявлений и 43 удароопасных. В период с 1970 по 1994 год было зарегистрировано более 380 случаев горных и микроударов, число которых продолжало расти с понижением глубины отработки [9].

На сегодняшний день в России насчитывается около 50 месторождений, склонных и опасных по горным ударам [19, 20]. За последние 30 лет с увеличением глубины отработки значительно возросло количество динамических проявлений горного давления на различных рудных месторождениях [21-23]. Для рудников Дальневосточного региона проблема горного давления является актуальной уже более 40 лет [24]. В настоящее время к опасным и склонным к горным ударам относят целый ряд рудников Дальнего Востока [20], представленный в таблице 1.1.



Рисунок 1.1 – Месторождения России, склонные и опасные по горным ударам 1-Абаканское; 2-Антей; 3-Апатитовый цирк; 4-Белогорское; 5-Березовское; 6-Берикульское; 7-Восток-2; 8-Высокогорское; 9-Гайское; 10-Гороблагодатское; 11-Дарасунское; 12-Естюнинское; 13-Забытое; 14-Ирокиндинское; 15-Казское; 16-Коашвинское; 17-Константиновское; 18-Коробковское; 19-Кочкарское; 20-Кукисвумчоррское; 21-Лебяжинское; 22- Ньоркпахское Ловозерское (участок Карнасурт и участок Умбозеро); 23-Николаевское; 24-; 25-Огневско-Бакенное; 26-Октябрьское; 27-Талнахское; 28-Олений ручей; 29-Партомчоррское; 30-Перевальное; 31-Песчанское; 32-Плато Расвумчорр; 33-Расвумчоррское; 34-Садонское; 35-Саткинское; 36-Солнечное; 37-Стрельцовское; 38-Таштагольское; 39-Тырнаузское; 40-Узельгинское; 41-Хинганское; 42-Шерегешское; 43-Южное; 44-Юкспорское; 45-Яковлевское; 46-Белогорский ГОК; 47-Южно-Хинганское

Месторождение (рудник)	Породы и руды, склонные к хрупкому разрушению	Критическая глубина по условию удароопасности, м
Николаевское («Николаевский»)	Известняки, порфириты, туфы	700
Антей («Глубокий»)	Трихидациты, андезиты, базальты, алевролиты, граниты, руда	500
Южное («2й Советский»)	Песчаники, алевролиты, руда, кварцсульфидная жила	180
Перевальное («Перевальный»)	Порфиры, серицито-хлоритовые кварцсодержащие сланцы, колчедан	600
Восток-2 («Восточный»)	Сульфидные руды, гранит-порфиры	660
Интернациональное («Интернациональный»)	Кимберлитовые брекчие, кимбериты	700
Южно-Хинганское («Поперечный»)	Серициты, хлоритовые порфириты и брекчии	500
Мало-Тулукуевское («№8»)	Трихидациты, андезиты, базальты, алевролиты, граниты, руда	570

Таблица 1.1 – Опасные и склонные к горным ударам рудные месторождения Дальнего Востока

Значимость предсказания геодинамических явлений обуславливается их катастрофическими последствиями, несущих угрозу безопасности работающего персонала и остановке производственного процесса. На рисунке 1.2 представлены визуальные примеры последствий разрушительного воздействия подземных толчков на месторождениях Дальнегорского рудного пояса.

Причины возникновения горнодинамических проявлений имеют многофакторный характер, а их изучение оказывает большое влияние на обеспечение безопасности при работе в условиях высокого горного давления. Во многом данные проявления и их силу определяют конкретные геологические условия, связанные непосредственно со структурой горных пород, а также внешние воздействия, которые могут носить естественный или техногенный характер [25, 26].

Масштабное влияние на породные массивы оказывают тектонические и гравитационные силы. Их воздействие сопровождается постоянным давлением на горные породы, накоплением и перераспределением напряжений, приводящих к появлению разрывных (дизъюнктивных) дислокаций и изгибных (пликативных) деформаций в структуре породного массива [27].



Рисунок 1.2 – Разрушения выработок после подземных толчков 19 марта 2022 г. на Николаевском месторождении (сверху) и 25 октября 2019 г. на месторождении Южное (снизу)

Горные породы могут иметь различные физико-механические свойства, зависящие от их структуры и состава, что влияет на их способность к деформации. Например, если горные породы содержат слабые зоны, такие как трещины или пустоты, то они могут подвергаться большим деформациям при нагрузке, что приводит к возникновению более высокого горного давления. Это приводит к тому, что в районах с активными тектоническими разломами или напряженными геологическими структурами вероятность горных ударов возрастает [28]. К другим естественным причинам, приводящим к нарушению структуры горных пород относятся естественные процессы эрозии и выветривания.

В подземных сооружениях удароопасность существенно увеличивается из-за техногенного вмешательства в естественное геомеханическое состояние породного массива. Проходка горных выработок, буровзрывные работы, выемка полезных ископаемых и другие виды механических воздействий изменяют естественное напряженнодеформированное состояние породного массива [29]. Совокупное влияние естественного и техногенного воздействия приводит к перераспределению напряжений и развитию трещинной сети в горных породах, вследствие чего происходит изменение их механических свойств [30, 31]. При этом, чем больше глубина и интенсивность таких воздействий, тем сильнее может проявляться их негативное влияние, приводящее к образованию зон с локально повышенным горным давлением, которые в свою очередь представляют собой участки потенциальной опасности [32-35]. В определенный момент в критических условиях локальные зоны напряжений становятся неустойчивыми и разрушаются, что приводит к очередному перераспределению напряжений и нарушению сплошности среды. Наиболее опасные зоны концентрации трещин вблизи выработок, где вероятность высвобождения накопленной энергии оказывается значительно выше [36]. Важно отметить, что это может происходить как постепенно, так и скачкообразно, что требует внимательного контроля и мониторинга.

## 1.2 Современные методы оценки и контроля геомеханического состояния породного массива

Для предупреждения опасных проявлений горного давления в горнодобывающей промышленности необходимо осуществлять оценку и контроль геомеханического состояния горных пород. Современные методы оценки и контроля основаны на применении высокотехнологичных инструментов, которые позволяют анализировать напряженнодеформированное состояние породного массива и прогнозировать возможные опасности [37, 38]. Основные подходы включают мониторинг напряжений и деформаций, численное моделирование, а также геофизические методы.

Численные модели являются важным инструментом для прогнозирования поведения горных массивов в условиях различных нагрузок. Современные программы позволяют учитывать сложные геомеханические процессы и строить модели для прогнозирования аварийных ситуаций [39].

Наибольшее распространение при построении численных моделей занимает метод моделирования при помощи конечных элементов (МКЭ), позволяющий выполнять расчёт напряженно-деформированного состояние породного массива с высокой степенью точности. МКЭ используется для предсказания возможных деформаций и обрушений при различных сценариях разработки и добычи. В практике для таких расчётов широко применяются программы типа FLAC, PLAXIS и UDEC [40].

Другим распространенным методом численного моделирования является дискретноэлементное моделирование (ДЭМ), позволяющее учитывать взаимодействие отдельных частиц в массиве пород. Этот метод особенно полезен при моделировании разрушений и процессов трещинообразования [41].

Наряду с численным моделированием для оценки геомеханического состояния породного массива, применяют системы мониторинга напряжений и деформаций, позволяющие выявлять потенциально удароопасные зоны. К основным методам таких систем относятся тензометрия, фотограмметрия и лазерное сканирование [42-45]. В современном исполнении такие системы позволяют отслеживать изменения напряжений и деформаций поверхностей горных выработок в режиме реального времени, что повышает точность и скорость реагирования на предвестники опасных проявлений горного давления со своевременным принятием необходимых мер по стабилизации геомеханического состояния [46, 47]. Отдельно к преимуществам лазерного сканирования можно отнести возможность создания высокоточных 3D-моделей поверхностей выработок.

Геофизические методы мониторинга также предназначены для оценки состояния породного массива путем локализации пространственных зон с высоким уровнем напряжений и склонностью к разрушению [48-50].

К геофизическим методам относится георадиолокация (GRP), основанная на действии электромагнитных волн, проникающих в подповерхностные структуры и отражающиеся от границ слоев с различными электрофизическими свойствами [51].

Широкое распространение среди методов геофизического мониторинга нашли сейсмические и микросейсмические системы, используемые для контроля возникновения и развития трещин в породном массиве. Такие системы позволяют осуществлять регистрацию сейсмических событий, инициируемых процессами трещинообразования [52]. Анализ сейсмических и микросейсмических данных позволяет выявлять области активного перераспределения напряжений, что может служить признаком потенциальных зон разрушения [53, 54]. Применение более чувствительных микросейсмических систем позволяют фиксировать даже небольшие колебания в массиве, которые могут предвещать более крупные события, такие как обрушения, горные удары и другие нарушения сплошности среды [55, 56].

К наиболее передовым средствам оценки и контроля геомеханического состояния породного массива относятся комплексные системы мониторинга с применением методов интеллектуального анализа, предназначенных для определения закономерностей, предшествующих проявлениям удароопасности [57-59]. Комплексные системы позволяют объединять и совместно анализировать разнородные данные, получаемые при помощи нескольких геофизических систем, численного моделирования или других средств [60, 61]. Применение методов интеллектуального анализа данных в геофизических исследованиях удароопасности горных пород имеет ключевое значение для повышения точности прогнозов и предотвращения аварий [62, 63]. Их использование обуславливается сложностью и многофакторностью исследуемых процессов перераспределения напряжений, тектонической активности, трещинообразования и другими явлениями, протекающими в горных породах и оказывающими влияние на удароопасность [64, 65]. Методы интеллектуального анализа помогают исследовать эти явления, обрабатывая большие массивы данных и определяя скрытые закономерности, на основании которых может быть повышена точность прогнозных оценок для прогнозирования горных ударов и других проявлений горного давления [66-69]

К основным аспектам использования методов интеллектуального анализа в области исследования удароопасности относятся:

1. Анализ больших данных (Big Data). Горные рудники и шахты генерируют огромные объемы данных, связанные с мониторингом напряженно-деформированного состояния пород. Эти данные могут включать сейсмоакустические сигналы, параметры деформаций, характеристики трещинообразования, температурные изменения техногенные процессы отдельных участков массива. Методы интеллектуального анализа позволяют обрабатывать эти данные в режиме реального времени, что позволяет создавать модели, возможные математические предсказывающие аварии на основании предшествующей информации о геомеханическом состоянии породного массива.

2. Машинное обучение и прогнозирование. Модели машинного обучения (ML) активно используются для прогнозирования вероятности горных ударов. Одним из распространенных подходов является применение нейронных сетей и методов регрессии для построения прогнозных моделей. Например, использование рекуррентных нейронных сетей (RNN) позволяет моделировать временные зависимости в данных, таких как динамика сейсмических событий и напряжений в породах, что помогает выявлять критические моменты, когда вероятность динамического проявления возрастает.

3. Классификация данных и распознавание аномалий. Для оценки удароопасности могут применяться классификационные алгоритмы, такие как деревья решений, методы опорных векторов (SVM) и нейронные сети. Эти методы помогают автоматически классифицировать участки породных массивов по уровню опасности. Важным фактором является распознавание аномалий – резких изменений в динамике параметров, которые могут свидетельствовать о приближении горного удара или обрушения.

4. Сейсмоакустический мониторинг с использованием интеллектуального анализа. Такие методы, как кластеризация и анализ временных рядов, помогают выделять

закономерности в сейсмоакустических данных и предсказывать возможные горные удары. Например, алгоритмы глубокого обучения могут анализировать характерные изменения сейсмической активности и прогнозировать время и место возможного проявления горного давления. Другой важной областью применения методов интеллектуального анализа в системах сейсмоакустического мониторинга является определение типа источника регистрируемых сейсмоакустических волн. Данная задача особенно актуальна в случае применения микросейсмических систем, обладающих более высоким частотным диапазоном, что приводит к регистрации большого количества сигналов, инициированных техногенной деятельностью.

5. Применение нейронных сетей для обработки георадарных данных: Георадары, используемые для оценки состояния пород, генерируют большое количество данных, которые трудно интерпретировать вручную. Применение сверточных нейронных сетей (CNN) позволяет автоматизировать процесс обработки радиолокационных изображений и выявлять зоны напряженности и трещинообразования, что помогает оценивать степень удароопасности в реальном времени.

6. Эволюция трещинообразования и прогноз катастрофических событий. Методы интеллектуального анализа помогают моделировать процессы эволюции трещин в горных породах, что является важным индикатором нарастающего напряжения. Такие подходы, как моделирование на основе агентов или физическое моделирование с использованием данных о трещинах и напряжениях, способствуют повышению точности предсказания опасных геодинамических явлений.

7. Интеграция различных источников данных. Одним из ключевых преимуществ методов интеллектуального анализа является возможность интеграции различных источников данных (георадары, сейсмическая активность, температурные данные и др.) в единую модель. Это позволяет получить более полное представление о текущем состоянии горных пород и повысить точность прогнозирования удароопасности.

## 1.3 Средства сейсмоакустического мониторинга на удароопасных месторождениях

Генерация и регистрация импульсов акустической эмиссии (АЭ) при проявлении горного давления, связаны с физическими процессами, происходящими в горных породах в результате разрушения материала или изменения его структуры [70]. Нарушения сплошности среды, проявляющиеся в виде выбросов горной породы, толчков, шумов, потрескиваний и других явлений, приводят к возникновению акустической эмиссии [71].

Особый интерес представляют частичные нарушения структуры, которые могут быть предвестниками более масштабных и катастрофических проявлений горного давления. При таких начальных стадиях трещинообразования происходит излучение сейсмоакустических волн высокого частотного диапазона, при этом характер регистрируемых сигналов будет зависеть от характера самого нарушения [72].

Справедливо утверждение, что амплитуда и энергия импульсов будут тем больше, чем больше величина упругих напряжений, накопившихся в данной области к моменту разрыва, и чем больше размеры трещины [73]. Различные исследования динамики трещинообразования подтверждают, что при приближении к моменту крупного нарушения сплошности материала, увеличиваются размеры трещин, растет их относительное число и изменяется тип нарушения [74, 75]. Поэтому большой интерес для исследователей представляет выявление общих закономерностей между проявлениями горного давления и характеристиками регистрируемых сейсмоакустических сигналов, к которым могут относиться количество, энергетические параметры, амплитуда, волновая форма или спектральный состав импульсов. Выявление таких корреляций позволяет предотвратить или снизить ущерб от опасных проявлений горного давления, предприняв для этого необходимые меры [76].

Развитие средств сейсмоакустического метода для контроля массива горных пород и прогнозирования проявлений горного давления началось более полувека назад. За прошедшее время разработан и успешно применяется ряд методик и технических средств оценки состояния массива, базирующихся на измерении параметров акустической эмиссии, регистрируемой вследствие процессов трещинообразования в горных породах [76, 77].

Во многом эффективность таких методов и систем геомеханического контроля зависит от объективности интерпретации регистрируемых данных и надежности применяемых критериев для оценки состояния породных массивов [78, 79]. Большинство эксплуатируемых в настоящее время систем сейсмоакустического контроля, представляют собой автоматизированные измерительно-вычислительные комплексы с различными возможностями по сбору и обработке сейсмоакустических данных [80]. Такие комплексы могут быть выполнены в стационарном или мобильном исполнении [81, 82].

Стационарные системы являются значительно более сложными, обладающими широким набором возможностей. Они представляют собой измерительно-вычислительный комплекс, обеспечивающий прием, измерение и обработку сейсмоакустических сигналов в пределах зоны контроля. В настоящее время применение таких автоматизированных стационарных систем находит всё большее распространение в производственной сфере. Аппаратура такого класса представляет собой многоканальные устройства, имеющие независимые или взаимозависимые каналы приема с разнесенными в пространстве или локально установленными приемными преобразователями, число которых изменяется от 4 (минимально допустимое для решения триангуляционной пространственной задачи локации) до 24 и более [83].

Локация источника сейсмоакустического события в большинстве случаев определяется по разности вступления волн, а энергетическая характеристика на основе косвенных измерений амплитуд принятых сигналов. На точность регистрируемых данных во многом влияют динамика и тип источника, наличие и характер техногенных помех в зоне мониторинга, физико-механические свойства горных пород, где распространяются упругие волны, аппаратные характеристики системы и программные алгоритмы по обработке данных.

В России разработан ряд измерительных комплексов для контроля горного давления и оценки состояния массива горных пород, ряд из которых успешно применяется на удароопасных и склонных к удароопасности рудниках. Основные параметры отечественного ряда подобных систем приведены в таблице 1.2.

Наименование системы	Организация- разработчик	Частотный диапазон, кГц	Количество каналов	Дистанция контроля, м	Диапазон измерения энергии источника, Дж	Погрешность системы локации, м
«ИВК Регион»	НПО «Сибцветмет- автоматика»	0,25-85	32	1000	10 <sup>2</sup> -10 <sup>7</sup>	20
«GITS-S»	ВНИМИ	0,001-1	до 48	1000	10 <sup>2</sup> -10 <sup>7</sup>	~20
«Релос-Л»	НТЦ «Автоматика»	0,005-1	16	16 нет данных		~10
«ZET 048»	3AO «ЭТМС»	0,01-1	до 32	1000	10 <sup>2</sup> -10 <sup>7</sup>	~20
«Гроза-16»	НПО «Сибцветмет- автоматика»	$200-4.10^4$	16	50	не определяется	_
«Прогноз-5АМ»	НПО «Дальстандарт», ИГД ДВО РАН	0,8-12	5	100	0,1-10 <sup>2</sup>	2-5
«Очаг»	чаг» НПО «Дальстандарт», ИГД ДВО РАН		8	300	1-10 <sup>3</sup>	~10
«Prognoz ADS»	ИГД ДВО РАН	0,2-12	до 32	250	0,1-10 <sup>5</sup>	2-5

Таблица 1.2 – Характеристики основных российских систем сейсмоакустического контроля горного давления

К категории таких стационарных многоканальных систем относится акустическая система контроля горного давления (АСКГД) «Prognoz-ADS», представляющая собой измерительный программно-аппаратный комплекс, включающий широкий набор средств, позволяющих осуществлять сейсмоакустический мониторинг массива горных пород [84]. Отдельные компоненты АСКГД показаны на рисунке 1.3.



Рисунок 1.3 – Основные элементы АСКГД «Prognoz-ADS»: a) – выносной пьезоэлектрический акселерометр PeA12; б) – цифровой приемный преобразователь RADCi40; в) – шкаф электропитания; г) – ПК-сервер, блок питания-синхронизации ЦПП, модули сбора и передачи данных

Система «Prognoz-ADS» разработана ИГД ДВО РАН в г. Хабаровске и развивается с 2005 г. [85]. Она позволяет осуществлять регистрацию сейсмоакустических сигналов в диапазоне от 0,2 до 12 кГц и их дальнейшую обработку, включая определение энергетических и временных параметров импульсов и координат источника акустической эмиссии, с применением современных программных средств [86]. По результатам обработки создаются отчёты в виде каталогов, карт и графиков. Специализированный программный комплекс системы позволяет рассчитывать, выделять и контролировать параметры потенциально удароопасных зон и проводить прогнозную оценку геомеханического состояния массива горных пород [87, 88].

Программный комплекс системы состоит из целого ряда средств, к основным из которых относятся следующие программы:

– «Master», предназначенная для конфигурирования наблюдательной сети и настройки параметров регистрации системы мониторинга;

– «GeoControl» для сбора и первичной обработки регистрируемых акустических сигналов, позволяющая в режиме реального времени отслеживать работу системы;

– Система управления реляционными базами данных «MS SQL Server», при помощи которой осуществляется хранение и репликация данных между подземной и

поверхностной частями системы, а также создание резервных копий, обработка и логирование транзакций;

– «GeoAcoustics», содержащая основные алгоритмы по обработке данных, к числу которых относятся формирование локационных серий, расчёт координат сейсмоакустических событий, формирование акустически активных зон, расчёт критериев и оценка удароопасности объекта мониторинга или его отдельных частей;

– «GeoFiltration», предназначенная для идентификации типа источника акустических сигналов, включая функции ручной типизации сигналов и алгоритмы кластерного анализа с широкими возможностями графического двумерного и трехмерного представления параметров сейсмоакустических импульсов и событий;

 – «GeoAcoustics3DView», позволяющая в режиме реального времени отображать геомеханическую обстановку породного массива, сопоставляя регистрируемые данные с 3D моделью шахтного поля.

## 1.4 Основные этапы и направления совершенствования средств сейсмоакустического мониторинга на примере системы «Prognoz-ADS»

Сейсмоакустический мониторинг с использованием системы контроля горного давления «Prognoz-ADS» включает ряд последовательных этапов от выбора наиболее эффективного расположения наблюдательной сети на этапе проектирования до непосредственного монтажа системы и прогнозирования удароопасности.

До начала эксплуатации системы мониторинга, на этапе выбора мест размещения сейсмоакустических датчиков, применяются программные средства, позволяющие оценить будущую наблюдательную сеть по нескольким показателям [89-91]. Так, например, разработаны и используются алгоритмы расчёта чувствительности наблюдательной сети, основанные на взаимном расположении геофонов в радиусе приема сигналов [92, 93] (рис. 1.4). Результатом оценки наблюдательной сети являются тепловые карты с рассчитываемым значением чувствительности, совмещённые с планом горизонта или разреза, как показано на рисунке 1.5. Такие средства позволяют выбрать конфигурацию датчиков необходимую и достаточную в пределах контролируемого объекта [94, 95].

🚪 Чувствительность д	атчиков (2D)										-	
Геометрическая зона		Геофо	ны						Параметры построения к	арты		
+ 450-	~		№ скважины	№ геофона	X	Y	Z	Учитывать		Символ	Разме	р, см
		⊳	4501	1793	1073,038	379,535	454,205				0.40	
Проекция 🛛 🛛	Y ~		4502	1794	955,067	353,47	453,704		✓ Геофоны	<b>⊕</b> ~	0,40	-
Xmin 864 Xr	max 1368		4503	1795	1040,112	310,362	453,447					_
			4504	1796	1021,774	203,676	455,139		Цвет символа	Оригинальных	Добавл	енных
Ymin 150 Yr	max 500		4505	1797	1149,521	303,526	454,217		🗹 Заливка уровней	🖂 Масштабная ц	жала	
			4506	1798	1176,777	225,454	456,192					
Z 450			4507	1799	1207,949	271,408	455,335		Алгоритм сглаживания уровней	Обратные взвеше	енные расс	гояния
<b>D</b>			4508	1800	1305,734	276,965	455,456		5,	Цвет зоны		
Параметры расчета			4251	1801	1092,08	322,657	428,206			егарантированного	гарантир	ованного
Размер домена, н	м 1 🖨		4252	1802	1227,942	273,937	428,747		неконтролируемои	контроля	конт	роля
Радиус	100		4704	1804	1130,914	262,419	479,919		Совместить карту с проекцией зоны контроля			
чувствительности геофонов, м	120		4703	1805	1074,281	278,146	480,782					
			4702	1806	996,99	282,052	480,488		экспорт результатов	B E XCei		
⊻ Газбивка на у	ровни		4701	1807	1014,523	173,923	480,368		Многопоточность			
Уровень О	0		4706	1808	1296,893	245,481	481,528					
Уровень I	5		4705	1809	1179,304	231,657	480,666					
Чловень II	10											
Spoond II	10					Уд	алить	Добавить		Расчёт		Выход

Рисунок 1.4 – Интерфейс программного модуля «Определение чувствительности наблюдательной сети»



Рисунок 1.5 – Пример распределения чувствительности доменов, полученный при помощи градиентных (слева) и контрольных уровней (справа)

После выбора конфигурации наблюдательной сети, монтажа и ввода в эксплуатацию системы сейсмоакустического мониторинга «Prognoz-ADS» осуществляется регистрация и обработка сейсмоакустических данных, состоящие из ряда последовательных этапов, представленных в виде схемы на рисунке 1.6.



Рисунок 1.6 - Схема регистрации и обработки данных системы «Prognoz-ADS»

регистрации акустических сигналов Важным этапом выступает процесс определения времени его вступления [96, 97]. Данный алгоритм реализован на аппаратном уровне в АЦП при помощи отношения короткопериодного и длиннопериодного значения амплитуд, называемого также STA/LTA-детектор [98]. Стоит отметить, что это некоторое адаптивное пороговое значение, позволяющая с высокой точностью определить время начала сигнала, фильтруя большую часть акустических шумов. Необходимость реализации данных алгоритмов на аппаратном уровне связана с относительно высоким для подобных систем рабочим частотным диапазоном, и, как следствие, большим объёмом поступающих на АЦП данных. Из-за технических ограничений, связанных с ограниченной пропускной способностью регистрационных линий, в системе ведётся запись отдельных участков волновых форм сигналов постоянного размера в виде 2048 отчётов самого сигнала и 128 отчётов до его начала. Однако расчёт таких характеристик как амплитуда, энергетические характеристики сигнала и некоторых других производится до окончания процесса регистрации сигнала, даже если его длительность превышает указанный размер.

Существует также ряд средств позволяющих уточнить вступление сигнала, скорректировав отсчёт времени его начала и сформировать из них локационные серии. К их числу относится алгоритм на основе информационного критерия Акаике (AIC), апробированный на экспериментальных данных [99].

Локационная серия представляет собой близко расположенные во времени сейсмоакустические сигналы, зарегистрированные разными датчиками, что позволяет сделать предположение об едином источнике излучения [100, 101]. При помощи ряда алгоритмов, реализованных в программе «GeoAcoustics», основанных на разнице времен прихода сигналов можно с достаточной точностью, которая во многом зависит от плотности размещения датчиков, определить координаты источника [102, 103]. Такие серии сигналов с рассчитанным расположением источника носят название сейсмоакустических событий, для которых дополнительно определяется ряд энергетических и временных параметров.

Далее серия событий может быть объединена по пространственно-временным характеристикам в акустически активные зоны, характеризующие очаги трещинообразования в массиве горных пород [104-106]. Анализ абсолютных и относительных параметров акустически активных зон позволяет локализовать очаг трещинообразования, оценить геомеханическое состояние массива и прогнозировать опасные проявления горного давления [107-109].

Основной задачей геомеханического мониторинга с применением сейсмоакустических систем является повышение достоверности прогнозирования удароопасности [110]. Для увеличения точности предсказания риска требуется усовершенствование отдельных этапов обработки сейсмоакустических данных [111]. Общее направление развития системы направлено на получение большего объема качественных полезных данных, характеризующих естественные процессы разрушения в породном массиве, с целью повышения надежности прогнозирования опасных проявлений горного давления. Всего было выделено три наиболее критичных направления развития сейсмоакустической системы:

 автоматическая идентификация в потоке регистрируемых сейсмоакустических данных сигналов, характеризующих естественные процессы разрушения, и сигналов техногенного происхождения, инициированных активным ведением горных работ;

 формирование акустически активных зон для обнаружения очагов разрушения с оценкой их формы, взаимного расположения и динамики развития;  прогнозирование опасных динамических проявлений горного давления на основе регистрируемых сейсмоакустических сигналов, событий и зон с применением алгоритмов машинного обучения.

Перечисленные задачи являются взаимосвязанными и требуют последовательного выполнения. Наиболее перспективным подходом для их решения является применение методов интеллектуального анализа и машинного обучения [112]. Поэтому далее приводится анализ современных исследовательских работ, посвященных сейсмоакустическому мониторингу с решением этих конкретных задач.

Большинство рассматриваемых исследований было выполнено для анализа данных, зарегистрированных сейсмостанциями по причине их большей распространенности по сравнению с более чувствительными сейсмоакустическими системами. Соответственно такие сигналы имеют более низкий частотный диапазон по сравнению с сигналами, регистрируемыми высокочастотными системами, к которым относится и рассмотренная система «Prognoz-ADS». Ещё одним отличием выступает возможность анализа непрерывного потока данных из-за их небольшого объема. В случае систем с более высоким частотным диапазоном зачастую имеют дело с небольшими отрезками волновых форм, характеризующих весь выделенный сигнал или его часть. Несмотря на эти особенности в целом методология подходов и используемые алгоритмы могут применяться и для тех, и для других систем.

В настоящее время в системе «Prognoz-ADS» наиболее трудозатратным по времени и требующим внимания оператора является процесс выделения из общего потока данных информации, характеризующей естественные процессы разрушения в породном массиве [113]. Причиной этого является высокий частотный диапазон системы, что, с одной стороны, позволяет регистрировать низкоэнергетические очаги акустической энергии, но, с другой – приводит к улавливанию большого количества техногенных помех, возникающих вследствие активной разработки полезных ископаемых. Основной вклад в формирование техногенных помех вносят буровзрывные работы. Количество таких акустических сигналов, может превышать 90% от всего объема данных, регистрируемых системой «Prognoz-ADS».

Применение алгоритмов машинного обучения для определения типа источника акустических сигналов – это активно развивающаяся область исследований. С помощью методов машинного обучения можно обучить модели распознавать различные типы звуковых сигналов, таких как речь, музыка или шум.

Для этого обычно используются различные алгоритмы классификации, такие как метод опорных векторов (SVM), случайный лес, нейронные сети и другие методы

26

машинного обучения. Важным этапом является подготовка и обработка данных, включающие сбор и разметку акустических сигналов для обучения модели, что в значительной степени влияет на выбор конкретного метода и средств оценки его эффективности. После обучения модели ее можно применять для автоматического определения типа источника акустического сигнала в реальном времени. Такие системы могут быть полезны в различных областях, от распознавания речи до мониторинга окружающей среды.

Рассматриваемая сфера научных изысканий, а именно использование методов машинного обучения для определения типа источника сейсмоакустических сигналов, распространяемых в горных породах, активно дополняется новыми материалами и подходами.

К числу таких исследований относится работа учёных из США [114]. Они разработали и использовали свёрточную нейронную сеть ConvNetQuake для выделения из общего потока регистрируемых сейсмических сигналов землетрясений и определения их местоположения. Для решения данной задачи была разработана сверточная нейронная сеть, принимающая на вход волновые форма сигналов, зарегистрированных трёхканальными сейсмоприемниками (рис. 1.7).



Рисунок 1.7 – Архитектура сверточной нейронной сети ConvNetQuake

Данная нейросетевая модель позволяет классифицировать поступающие сигналы как сейсмический шум или землетрясения, при этом сеть оптимизирована для землетрясений с малой магнитудой. Точность разработанной модели для показанных на рисунке 1.8 кластеров составила 74,6 %.



Рисунок 1.8 – Землетрясения в регионе штата Оклахома (США) с 14 февраля 2014 г. по 16 ноября 2016 г.

Другая работа была проведена исследователями из Австралии. Они выполнили сравнение трёх классических алгоритмов машинного обучения для решения задачи распознавания сейсмических событий и взрывов: классификатор Фишера, наивный байесовский классификатор и логистическая регрессия [115]. Сравнение данных методов проводилось на примере трёх объектов подземной разработки полезных ископаемых. В признаковое пространство моделей вошли такие параметры акустических событий, как разница по времени соседних событий, сейсмический момент, суммарная излучаемая энергия, отношение энергии излучения S-волн к энергии излучения P-волн, угловая частота и падение статического напряжения.

Исследователями было установлено, что наибольшее влияние на классификационную способность моделей оказывал признак разности регистрации событий во времени, что авторы связали с задержками между инициированием отдельных шпуровых зарядов в процессе выполнения массовых проходческих взрывов. Данная закономерность представлена на рисунке 1.9.

По результатам исследований было сделано заключение о неэффективном использовании рассматриваемых моделей для высокоэнергетических событий. Наиболее точных результатов удалось добиться при использовании алгоритма на основе логистической регрессии.



Рисунок 1.9 – Типичные сейсмограммы серии взрывных событий с наблюдаемой повторяемостью сейсмических сигналов, проявляющейся в разности вступлений продольных волн для соседних сейсмических записей

Ученые из Израиля также занимались различением землетрясений и взрывов на основе сейсмических данных, что актуально для регионов, где происходят, как природные сейсмические события, так и техногенные взрывы [116]. Для этого они применяли такие алгоритмы машинного обучения как случайный лес и метод опорных векторов. Особенностью их подхода является использования комплекса моделей, обученных на данных, зарегистрированных тремя сейсмостанциями. Это позволило им компенсировать ошибки одной модели при помощи предсказаний двух других. Другим примером кластеризации на основе глубокой нейронной сети PhaseNet является исследование польского учёного, в котором также применяются пространственно-временные характеристики для выделения сейсмических сигналов [117].

Как правило, в сейсмоакустических системах геомониторинга для фильтрации большей части нежелательных шумов используется STA/LTA детектор, основанный на характере изменения амплитуды сигналов. Однако, значительная часть техногенных шумов и сигналов естественного трещинообразования имеет близкие значения амплитуды и частотное распределение, как показано на рисунке 1.10.



Рисунок 1.10 – Вверху: формы сигналов микросейсмических и шумовых событий, а также рассчитанные значения STA/LTA. Микросейсмические сигналы естественного трещинообразования отображаются красным цветом, шум транспортных средств – синим, шум взрыва – зеленым, шум падения – желтым, шум при ходьбе человека – фиолетовым; черная сплошная линия представляет значения STA/LTA, а красная пунктирная линия представляет собой определяемое пользователем пороговое значение начала сигнала. Внизу: спектрограмма соответствующих микросейсмических и шумовых событий

проблему Исследователи ИЗ Китая решали разделения естественных микросейсмических и шумовых событий, используя для этого метод опорных векторов (SVM) [118]. В качестве особенностей их исследования стоит выделить использование большого числа признаков в количестве 71. Также учеными применялась итеративная контролируемая стратегия обучения, когда при неудовлетворительной точности предсказания класса изменялся состав и порядок использования признаков. Это было реализовано при помощи весовых коэффициентов для каждого признака и метода NCA (анализа компонентов по соседству), основанном на родственной алгоритму К-ближайших соседей концепции, называемой стохастическими ближайшими соседями [119].

В результате оценки моделей, исследователи выбрали 16 признаков и сравнили их точность для различных ядер SVM: линейного, ядра Гаусса, квадратического и кубического. Наибольшей эффективности удалось добиться с использованием Гауссова ядра, к ряду преимуществ которого относится также меньшее время обучения модели.

В Турции было проведено исследование по распознаванию сигналов от взрывных работ и землетрясений в пределах 4 склонных к проявлению удароопасности областей [120]. Для этого учёными сравнивалась эффективность адаптивной нейро-нечёткой системы (ANFIS) [121], нейронной сети с прямой связью (FFNN) [122] и вероятностной нейронной сети (PNN) [123], архитектуры которых представлены на рисунке 1.11.



Рисунок 1.11 – Архитектуры классификационных моделей сверху вниз: ANFIS, FFNN, PNN

В качестве обучающих параметров модели принимали на вход всего два признака сигналов: отношение амплитуд продольной и поперечной волн и энергетическая характеристика, представляющая собой отношение интегралов по амплитуде S и P волн, взятых по выбранным временным окнам (complexity).

В целом все три исследуемые модели показали положительные результаты с точностью обнаружения землетрясений от 93 до 100% в зависимости от используемой модели и анализируемого участка, при этом наилучшие результаты демонстрировала модель нейронной сети с полносвязным слоем FFNN.

Комплексное сравнение различных моделей машинного обучения для определения типа источника сейсмических сигналов было проведено исследователями из Китая [124]. Всего учёными оценивалось 10 моделей: дерево решений, случайный лес, логистическая регрессия, метод опорных векторов, градиентный бустинг на основе деревьев решений, метод К-ближайших соседей, алгоритм AdaBoost, наивный байесовский классификатор, модель бэггинга и нейронная сеть с полносвязным слоем.

В совокупности к большому количеству моделей, авторами проводился подбор гиперпараметров и выбор более эффективного состава признакового пространство индивидуально для каждой модели. Стоит указать на малый размер выборки сигналов, используемой для обучения и тестирования, содержащей в совокупности всего 50 записей. Это даёт повод для сомнений в точности полученных результатов. Но в целом методология исследования представляет интерес и описывает комплексный подход по выбору наиболее эффективного алгоритма машинного обучения.

Процесс разметки данных в таких исследованиях является довольно трудоемким и требует больших затрат времени, что снижает скорость тестирования и внедрения классификационных моделей. Поэтому существует подход, позволяющий классифицировать неразмеченные данные, называемый обучением без учителя, при котором для идентификации классов объектов решается задача кластеризации.

Примерами такого подхода выступают работы учёных из США и Китая [125, 126]. В качестве особенностей обоих исследований можно выделить использование плотной сети датчиков, регистрирующих акустические волны в низкочастотной области, и их сохранение в виде непрерывного потока данных.

Авторы этих исследований выявили закономерности в каждом из выделенных ими 6 кластеров, используя для этого алгоритм К-средних и суммируя спектральные характеристики сигналов. Также интерес в данных работах представляет рассмотрение вопроса пространственного развития различных кластеров с обнаружением закономерностей между эволюцией кластера «землетрясений» и геологическим разломом.

Комплексный подход по определению типа источника сейсмоакустических волн был предложен в исследовании китайских учёных. Они выполнили глубокий анализ признаков сигналов при помощи методов преобразования и декомпозиции признаков (EMD и SVD), что позволило получить индивидуальный набор характеристик для каждого отдельного кластера сигналов [127]. Благодаря использованию целого комплекса математических алгоритмов и разработке на их основе модели машинного обучения с кодированием и декодированием признаков (M-W&E), схема которой представлена на рисунке 1.12, им удалось добиться 92,5 % точности идентификации сейсмических сигналов в отдельных исследуемых группах.

Отдельного внимания заслуживает использованный авторами метод визуализации данных, называемый стохастическим вложением соседей с t-распределением (t-SNE). Данный алгоритм позволяет снизить размерность данных, описываемых большим количеством признаков, и представить их в двухмерном или трехмерном пространстве, как показано на рисунке 1.13.



Рисунок 1.12 – Блок-схема метода слияния признаков (M-W&E)



Рисунок 1.13 – Карта снижения размерности после извлечения различных признаков: (a) - без обработки; (b) – распределение характеристик энергии вейвлет-пакета; (c) – распределение признаков объектов EMD\_SVD; (d) – распределение объектов модели М-W&E

33

В работе французских и американских коллег для кластеризации непрерывных сейсмических данных от землетрясений и шумов применялся метод глубокого обучения [128]. Подход, основанный на сверточных нейронных сетях, позволил им отделить шум от полезных сигналов, идентифицировав потенциально опасные участки. Применяемый метод продемонстрировал высокую точность в различении разных типов сигналов и позволил им создать надежную автоматическую систему раннего обнаружения сейсмической активности на основе выделенных кластеров сейсмических событий (рис. 1.14).



Рисунок 1.14 – Широкополосная сейсмограмма, записанная станцией NUUG, представлена на верхнем графике. Почасовая скорость обнаружения внутри кластера представлена для каждого из 4 кластеров (от А до D). Вставки с правой стороны показывают относительный размер популяции каждого кластера. Наибольшая коррелирующая микросейсмическая энергия была зафиксирована на вершинах кластеров С и D, соответствующих побережью города Нуугастиак в Гренландии и центральной части Северной Атлантики соответственно

В целом, стоит отметить, что существует множество работ, позволяющих автоматизировать определение типа источника сейсмоакустических сигналов. Однако конкретное решение должно выбираться под специфику используемых систем мониторинга и регистрируемые с их помощью данные.

Другая задача, требующая автоматизации в таких системах сейсмоакустического мониторинга как «Prognoz-ADS» – это объединение лоцированных событий в группы,

называемые также акустически активными зонами. Объединение сейсмоакустических событий в группы позволяет наблюдать и анализировать динамику излучения акустической эмиссии, в соответствие с различными этапами эволюции трещинообразования в массиве горных пород [129].

Выделение и развитие акустически активных зон в сейсмологии нередко рассматривается на основе результатов кластерного анализа и, в особенности, с применением алгоритма DBSCAN. По этому направлению интерес представляет работа, где авторы для идентификации и анализа акустически активных зон воспользовались комбинацией методов на основе DBSCAN и вейвлет-преобразований [130].

Другие учёные применили алгоритм DBSCAN для двухэтапной кластеризации [131]. На первом этапе они провели пространственную кластеризацию для сейсмических данных по землетрясениям, выделив микрокластеры. На втором – разделили полученные области по временным характеристикам, получив сейсмические зоны (рис. 1.15).



Рисунок 1.15 – Микрокластеры и глобальные кластеры (сейсмические зоны), выделенные для Калифорнии (a, c) и для глобального каталога землетрясений (b, d)

К работам с применением алгоритма DBSCAN можно также отнести исследования учёных из Хорватии [132] и Египта [133]. В частности, последние выделили 6 кластеров и проанализировали их сейсмические характеристики (рис. 1.16).



Рисунок 1.16 – (а) Картографическое представление различных кластеров, полученных с помощью алгоритма кластеризации DBSCAN с є=0,6 и *n* = 35; (b) Парный график анализируемой сейсмичности с оценкой плотности ядра (KDE) каждой сейсмической характеристики, нанесенной на главную диагональ

В ряде исследований проблемы краткосрочного прогнозирования удароопасности на основе методов машинного обучения разрабатывают модель, целью которой является определение уровня риска [134, 135]. Одной из таких классификаций является предложенная Feng и Chen система уровней, представленная в таблице 1.3 [136, 137].

Уровень риска	Описание					
Нет	Отсутствие явного поверхностного нарушения					
Незначительный	Незначительное выкрашивание или расслаивание; размер фрагмента 10-30 см; слабый звук растрескивания; глубина растрескивания менее 0,5 м; система крепления не повреждена					
Умеренный	Сильное растрескивание; размер выброшенного обломка породы – 30-80 см; треск, похожий на взрыв детонатора; глубина разрушения 0,5-1,0 м; повреждена бетонная обделка между анкерными болтами					
Интенсивный	Большой объём выброшенной горной массы; выброшенный фрагмент породы имеет размер – 80-150 см; свежие плоскости разрушения в зоне разрушения; продолжительный звук, похожий на взрыв с ударной волной; глубина разрушения 1,0-3,0 м; разрушение крепи					

Таблица 1.3 – Классификация уровней риска

Авторы нескольких работ провели масштабное исследование по анализу и оценке эффективности прогнозирования риска с помощью так называемых ансамблевых методов [138, 139]. Суть таких методов состоит в объединении множества других базовых моделей с целью повышения их суммарной производительности. Исходные данные были получены исследователями с использованием системы микросейсмического мониторинга. В качестве
признаков использовались такие показатели, как суммарное количество событий, логарифм их энергии, частота событий, инкубационное время и некоторые другие. Также особенностью их работы является то, что им удалось выявить взаимосвязь между конкретными признаками и наборами данных. Это позволило им в ряде случаев сократить количество входных параметров, повысив производительность моделей.

На рисунке 1.17 представлены результаты этой работы на основе ансамблевых моделей машинного обучения с различными наборами данных для интенсивного уровня проявления горного давления.



Рисунок 1.17 – F-мера классификаторов по разным наборам данных для интенсивного уровня риска

Затем авторы применили разработанные модели для практической задачи, а именно для предсказания риска возникновения горного удара в одном из тоннелей гидроэлектростанции Цзинпинь 2. Основной породой там является мрамор, обладающий высокой прочностью и хрупкостью. Глубина залегания тоннелей составляет в среднем 1700 м, а максимальная достигает 2525 м. До 2015 г в рассматриваемом тоннеле было зафиксировано два сильных горных удара. Исследователи взяли обученные модели для 1го и 4-го наборов данных, так как они показали наилучшие результаты и использовали их для этих двух случаев. Предсказанные вероятности большинства моделей подтвердили высокий и интенсивный уровни риска возникновения явлений техногенной сейсмичности.

Ещё одна работа была также представлена китайскими учёными. Они применили гибридный метод прогнозирования горных ударов на угольных шахтах, который сочетал в себе нейронные сети и элементы нечёткой логики [140]. Для анализа они выбрали 10 параметров, характеризующих угольную шахту. Для группы непрерывных величин они использовали аналитические выражения, с помощью которых определили взаимосвязь между значениями параметров и принадлежностью к определенному уровню риска; для дискретных параметров – степень отнесения к уровню риска, используя метод экспертных оценок.

Далее авторы разработали нейронную сеть, состоящую из четырёх слоев и обученную на признаках 15 случаев горных ударов. Результатом работы нейронной сети являлось значение вероятности для каждого уровня риска, т. е. всего 4 значения. На завершающем этапе исследования учёные применили обученную нейронную сеть к реальным условиям угольной шахты Санхэцзянь. В результате в 8 из 10 случаях нейросетевая модель подтвердила высокий и интенсивный уровни риска.

В целом следует отметить, что большинство работ китайских и индийских учёных по данной проблематике, направлены на прогнозирование удароопасности в угольных шахтах и подземных тоннелей [141-145].

Ряд исследовательских работ направлен на использование сейсмических данных для прогнозирования землетрясений [146, 147]. К таким работам можно отнести исследование международного коллектива авторов по анализу сейсмичности на Кипре с применением модели машинного обучения [148].

Подводя итог, следует отметить, что каждая работа по рассматриваемой тематике обладает особенностями. Можно заключить, отсутствие своими ЧТО единого универсального подхода обусловлено уникальными характеристиками исследуемых объектов и данных, получаемых в процессе мониторинга [149]. Свой вклад в разнообразие применяемых подходов и методов вносит широкий спектр технических средств и алгоритмов обработки данных. Поэтому для решения поставленных задач по совершенствованию сейсмоакустической системы необходимо на основе существующих исследовательских работ выбрать и протестировать собственный набор методов и средств, который позволит учесть особенности конкретного удароопасного объекта, системы геомеханического мониторинга и регистрируемых данных.

### 1.5 Цель и задачи исследования

На протяжении многих лет наблюдается тенденция к увеличению глубины и усложнению горно-геологических условий по отработке месторождений полезных ископаемых. В совокупности с техногенным воздействием, проявляющимся в массовых буровзрывных работах и увеличении объема выработанного пространства, это приводит к повышению горного давления в краевых участках породного массива и росту количества удароопасных явлений.

Рассмотрение современных методов оценки и контроля геомеханического состояния породного массива показал, что одним из основополагающих принципов их развития является совершенствование программно-методических средств по обработке и анализу

38

регистрируемых данных. При этом все большее распространение получают методы интеллектуального анализа, позволяющие в значительной степени автоматизировать и повысить объективность многих этапов мониторинга геомеханического состояния.

К передовым средствам контроля геомеханического состояния относятся сейсмоакустические системы, осуществляющие регистрацию и обработку данных, вызванных деформационными процессами в породном массиве. По результатам анализа современных исследований были выделены основные направления совершенствования сейсмоакустических систем, сформулированы цели и задачи диссертационной работы.

Цель диссертационной работы заключается в разработке интеллектуальной системы программно-методических средств обработки и интерпретации измерительных данных в процессе сейсмоакустического мониторинга удароопасного массива горных пород месторождения Южное.

Идея диссертации состоит в применении методов интеллектуального анализа измерительных сейсмоакустических данных для повышения надёжности выявления закономерностей формирования опасных очагов разрушений и прогноза динамических проявлений горного давления в процессе сейсмоакустического мониторинга разрабатываемого удароопасного месторождения.

Для достижения поставленной цели были определены и решены следующие задачи:

 проанализировать признаковое пространство регистрируемых сейсмоакустических данных для определения характерных параметров сигналов, инициированных естественными геомеханическими процессами и выполнением технологических операций по разработке месторождений;

 обосновать эффективные модели машинного обучения и произвести подбор их гиперпараметров для достоверного выявления сигналов и событий естественного происхождения;

 – разработать методику обнаружения и оценки очагов повышенного горного давления в удароопасном массиве горных пород;

 выполнить расчёт параметров временных рядов и сопоставить их с проявлениями горного давления, зарегистрированными на удароопасном месторождении;

 с применением сейсмоакустических данных разработать эффективные модели машинного обучения для надежного прогнозирования удароопасности.

### 2 РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-МЕТОДИЧЕСКИХ СРЕДСТВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ТИПА ИСТОЧНИКА ДАННЫХ, РЕГИСТРИРУЕМЫХ СЕЙСМОАКУСТИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ КОНТРОЛЯ ГОРНОГО ДАВЛЕНИЯ

2.1 Характеристика объекта исследования и общие сведения об установленной системе сейсмоакустического наблюдения

Объектом исследования в диссертационной работе является геомеханическое состояние породного массива удароопасного полиметаллического месторождения Южное, исследуемое с применением сейсмоакустической системы для мониторинга горного давления. Месторождение Южное, в настоящее время разрабатываемое АО «ГМК «Дальполиметалл» в Восточном Приморье (рис. 2.1), на протяжении длительного времени эксплуатируется в условиях, характеризующихся высокой удароопасностью. Сложные месторождения привели к геомеханические условия множественным случаям динамических проявлений горного давления, что стало причиной его классификации как опасного по горным ударам в 1986 г. с глубины ниже горизонта +760 м (глубина от поверхности – 180 м) [150]. Согласно специальным журналам учёта на этом месторождении за последние 40 лет было зафиксировано свыше 2 тыс. динамических проявлений горного давления.



Рисунок. 2.1 – Схема расположения месторождения Южное

Полиметаллическое месторождение Южное, находящееся в Краснореченском рудном поле Дальнегорского пояса, относится к жильному типу с серебряно-свинцовоцинковой минерализацией. Основным рудным телом месторождения является жила № 4 (рис. 2.2), которая представлена массивными полосчатыми сульфидными и карбонатносульфидными рудами. На текущий момент она отработана до глубины 520 м и характеризуется северо-восточным простиранием (72°) с углом падения 45–60°.

Месторождение находится в зоне сложной тектоники, определяемой региональными сдвиговыми перемещениями. Основными рудоконтролирующими структурами являются северо-восточные разломы, приуроченные к зоне разлома Рудный, а также северо-западные нарушения, связанные с региональными разломами. Рудные тела характеризуются выполнением открытых полостей, без выраженного метасоматоза, и минерализацией, представленной галенитом, сфалеритом, джемсонитом, пирротином, а также жильными минералами, такими как карбонаты, кварц и аксинит.

На месторождении Южное применялись разные системы разработки в зависимости от горнотехнических условий. До 1986 года использовалась система с подэтажным магазинированием руды, при которой оставление целиков и зависание пород кровли приводили к накоплению опорных нагрузок и сильным горным ударам. В результате месторождение на глубинах ниже горизонта 760 м было признано опасным по горным ударам.



Рисунок 2.2 – Схема расположения основных горных выработок и разломной тектоники массива горных пород месторождения «Южное» (в проекции на рудную жилу № 4): цветом выделены: красный ромб – места горных ударов; черный ромб – места толчков и стреляния пород; зеленый круг – расположение датчиков АСКГД «Prognoz-ADS»

41

С 1986 года для снижения удароопасности внедрили систему подэтажных штреков с отработкой сверху вниз и устранением межэтажных целиков, что позволило практически исключить разрушительные удары с 1991 года. Однако рост площади отработанного пространства и отсутствие обрушения пород привели к активизации глубинных толчков.

В последнее время на месторождении складывается сложная геомеханическая ситуация, проявляющаяся в том, что наряду с локальными динамическими проявлениями все большее распространение получают проявления техногенной сейсмичности, в ряде случаев сопровождающиеся разрушениями горных выработок [151]. У выработок, ориентированных по определённым азимутам, наблюдаются деформации кровли, указывающие на преобладание горизонтальных напряжений. Исследования показали, что поле напряжений неоднородно, с преобладанием субгоризонтальных сжимающих напряжений, ориентированных в северо-восточном направлении, которые превышают гравитационную составляющую в 1,6 раза (таблица 2.1). Данные GPS-наблюдений подтверждают движение тектонических блоков со скоростью 3,5-4 см/год в юго-восточном направлении [152, 153].

Таблица 2.1 — Параметры главных напряжений и элементы залегания рудных тел месторождения

Угол падения	Азимут простирания	Параметры главных напряжений (в числителе – азимут направления действия, в знаменателе величина напряжений) *			
рудных тел, град.	рудных тел, град.	$\sigma_{_1}$	$\sigma_{_2}$	$\sigma_{_3}$ (вертикальное)	
30-80	55	$\frac{55^{\circ}}{1,8\gamma H}$	$\frac{162^{\circ}}{\gamma H}$	$\frac{260^{\circ}}{\gamma H}$	

\*  $\gamma$  – вес пород, кг/м<sup>3</sup>; H – глубина от поверхности, м

Месторождение находится в геодинамически активной зоне взаимодействия литосферных плит, что дополнительно усложняет условия ведения работ. Вмещающие породы обладают высокими прочностными характеристиками (таблица 2.2) и способностью к накоплению потенциальной энергии, что повышает риск динамического разрушения. На глубоких горизонтах отмечается высокая изменчивость залегания рудных тел и напряжённое состояние массива, что создаёт условия для возникновения толчков и горных ударов.

С увеличением глубины разработки растёт объём выработанных пространств, что усиливает геомеханические и геодинамические процессы [154-157]. Исследования подтвердили удароопасность нижней части месторождения (+480...+100 м), где состояние массива варьируется от устойчивого до неустойчивого. Перераспределение напряжений при отработке блоков вызывает их локальное увеличение в 1,5–2,5 раза, что требует применения геомеханического мониторинга и специализированных мер по поддержанию выработок.

Литологические наименования руд, вмещающих пород	Плотность γ, т/м <sup>3</sup>	Пористость Р,%	Деформаци Модуль упругости E×104, МПа	онные свойства Коэффициент Пуассона μ	Прочность на сжатие $\sigma_{cm}$ , МПа	Прочность при растяжении $\sigma_p^{}, {\rm M}\Pi{\rm a}$	Коэффициент удароопасност и <i>К<sub>y</sub></i> , %
Песчаники массивные	2,65	1,3	6,0	0,25	129,3	10,2	92
Песчаники с прослоями алевролитов	2,70	1,5	5,9	0,26	80,3	9,0	78
Алевролиты окременелые	2,69	1,2	6,1	0,25	117,3	10,5	85
Кварцевые диориты	2,70	2,5	6,5	0,24	160,5	15,0	87
Массивная сульфидная руда	3,25	3,0	5,3	0,26	147,0	12,0	80
Кварцево- карбонатно- сульфидная руда	3,10	2,8	4,9	0,28	62,8	7,0	75

Таблица 2.2 – Физико-механические свойства руд и вмещающих пород

На рисунке 2.3 отражена статистика случаев динамических проявлений горного давления на месторождении Южное за последние несколько десятков лет. Наиболее многочисленной группой проявлений выступают подземные толчки. Анализ проявлений показал, что выделяются отдельные периоды по преобладанию или отсутствию определенных типов проявлений. Так, например за период с марта 2017 г. по март 2018 г. не регистрировались стреляния в массиве, а с марта 2018 г. по апрель 2018 г. были зафиксированы только заколообразования и стреляния. Такие характерные признаки наблюдаются на отдельных временных периодах. При анализе отдельных типов проявлений за последние несколько лет было замечено, что все стреляния были вызваны природными триггерами, а около трети толчков – взрывными работами.

Исследование мест возникновения динамических событий в 2021 и 2022 гг. 2.4): наибольшее показывает следующую закономерность (рис. количество зафиксированных случаев отмечено на глубинах 477 м и 471 м, в основном на пересечении Рудный. Минимальное горных выработок с разломом количество событий зарегистрировано на уровне 450 м. При этом наблюдается тенденция к увеличению количества случаев по мере углубления, начиная с отметки 450 м и до 477 м.



Рисунок 2.3 – Распределение количества динамических проявлений на месторождении Южное за 1997-2023 гг.



Рисунок 2.4 – Распределение зарегистрированных толчков на месторождении Южное в 2021-2022 гг. по глубине проявлений

Наблюдение за разломом Рудный (рис. 2.5) проводилось с применение реперных станций. Было установлено ускорение развития полости вдоль разлома на горизонте +480 м с 2017 по 2020 годы. Это указывает на усиление деформационных процессов, что связано с ростом купола обрушения и углублением горных работ. Также были обнаружены различия в колебаниях блоков пород правого и левого берегов разлома, что указывает на неоднородность напряжений в массиве. Для правого берега характерны синфазные колебания, а для левого – противофазные.

Таким образом, к настоящему времени на месторождении Южное наблюдаются сложные горно-геологические условия, обусловленные понижением глубины отработки и

накоплением значительного объема непогашенного выработанного пространства, учет которого имеет большое значение в общей оценке геомеханических условий разработки глубоких горизонтов рудника. Безопасность и эффективность горных работ в подобных условиях во многом зависят от своевременного прогноза зон опасных концентраций напряжений, а также от точной оценки степени влияния ряда природных и техногенных факторов на изменение напряженно-деформированного состояния (НДС) конструктивных элементов применяемой системы разработки.



Рисунок 2.5 – Формирование полости вдоль разлома «Рудный» на гор. +480 м в 2017 г. (верхние фото) и в 2020 г. (нижние)

Практика горных работ показала, что заблаговременно выделить потенциально удароопасные участки в рудничном поле и разработать эффективные рекомендации по управлению горным давлением возможно в результате применения геомеханической системы или целого комплекса региональных и локальных методов оценки и контроля геомеханического состояния массива горных пород [158, 159]. При этом важным условием является длительность и бесперебойность осуществления мониторинга такими системами, с целью получения достаточного объема фактических данных о геомеханическом состоянии породного массива [160].

Сейсмоакустическая система «Prognoz-ADS» была установлена на участке «Южный» рудника «2й Советский», отрабатывающего месторождение Южное, в декабре 2022 г. [161]. Она включает подземные и поверхностные элементы, и состоит из сети 16 датчиков (модель 1V421TA) и цифровых приемных преобразователей (ЦПП RADCi40). Подключение всех компонентов осуществляется через коммутационный узел, расположенный в подземной аппаратной, а контроль и обработка данных проводятся в центре управления на поверхности (рис. 2.6). Технические характеристики АСКГД на месторождении Южное представлены в таблице 2.3.



Рисунок 2.6 – Общая структурная схема АСКГД «Prognoz-ADS» на месторождении Южное (рудник «2й Советский», участок «Южный»)

Характеристика	Значение
Число каналов приема акустических сигналов	4
Количество приемных преобразователей 1V421TA	16
Чувствительность приемных преобразователей 1V421TA, V/g	10
Рабочий диапазон частот 1V421TA, кГц	от 0,2 до 12
Дистанция между смежными датчиками в антенне, м	$60 \le 120$
Мощность потребления RADCi40, Вт	$\leq 3$
Напряжение питания RADCi40, В	~24
Динамический диапазон по входному напряжению, дБ	100
Диапазон энергии регистрируемых источников, Дж	≤10E5
Скорость передачи данных, Кбит/с	≤230,4
Дистанция передачи данных через модем, м	$\leq$ 3500
Точность определения координат источника АЭ сигнала, м	$\leq 10$
Период опроса RADCi40, с	10
Мощность потребления АСКГД подземной части, кВт	≤1,5
Время автономной работы подземной части АСКГД, ч	$\leq 12$

Таблица 2.3 – Технические характеристики АСКГД «Prognoz-ADS», установленной на месторождении Южное

Одним из основных элементов системы является коммутационный шкаф, оснащенный источниками питания ЦПП PSUt1 с синхронизатором времени, ПК с платой промышленного цифрового интерфейса RS-485 (8 портов). Электропитание основного блока обеспечивается системой бесперебойного питания, состоящей из трансформатора, стабилизатора, аккумуляторных батарей, блоков питания постоянного тока на 12 В и 24 В (рис. 2.7). Оператор системы отслеживает данные и управляет элементами мониторинга через АРМ, расположенный в административном здании рудника.



Рисунок 2.7 – Основные блоки АСКГД «Prognoz-ADS» в подземной аппаратной Южного месторождения

Система включает 4 канала передачи данных, содержащих по 4 датчика. Эти датчики установлены на разных горизонтах рудника на глубинах 465 м, 440 м, 427 м и 395 м. Таким образом текущая конфигурация приёмной антенны для условий месторождения Южное состоит из 16 разнесенных в пространстве датчиков, представленных на рисунке 2.8, что позволяет с западной стороны от тектонически активного разлома «Эльдорадо» уверенно контролировать отработку блоков 1 и 2, а также часть блока 3 в этаже гор. 480 и 387 м, в том числе весь транспортный съезд с горизонта 480 до 387 м.



Рисунок 2.8 – Наблюдательная сеть «Prognoz-ADS» на месторождении Южное

Методы и алгоритмы, рассмотренные в диссертации разработаны и апробированы с применением данных, зарегистрированных на месторождении Южное за период с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г. Несмотря на индивидуальные особенности отдельных удароопасных объектов, приведенная методология, подходы и разработанные для месторождения Южное средства могут быть адаптированы для условий других месторождений, склонных и опасных по горным ударам.

## 2.2 Анализ признакового пространства сейсмоакустических импульсов, регистрируемых в условиях активного ведения горных работ

В результате ведения горных работ в массиве горных пород распространяются акустические волны, которые регистрируются при помощи сети датчиков (приемных преобразователей). Одной из основных характеристик датчиков является рабочий частотный диапазон регистрируемых акустических волн. При более низком частотном диапазоне датчики регистрируют более высокоэнергетические волны, распространяемые

на большее расстояние. С другой стороны, использование высокого частотного диапазона позволяет осуществлять регистрацию и наблюдение за процессом формирования и развития источников слабого акустического излучения.

Важным аспектом при анализе акустических сигналов является идентификация типа излучателя, т. е. источника, вызвавшего распространение волны по массиву горных пород. Все регистрируемые сигналы могут быть подразделены на две основные группы: естественные (полезные) сигналы, излученные в результате естественных процессов трещинообразования из-за перераспределения напряжений в породном массиве, и техногенные сигналы, вызванные различными технологическими операциями, сопровождающими ведение горных работ.

Научную и практическую значимость в большей степени представляют именно естественные акустические сигналы, позволяющие анализировать происходящие в горных породах геомеханические процессы. Основная цель таких исследований заключается в прогнозировании опасных проявлений горного давления для обеспечения безопасности людей и оборудования.

Как упоминалось ранее, чем более высокий частотный диапазон имеют датчики, тем более низкоэнергетические акустические сигналы они позволяют регистрировать. Фактически это проявляется в регистрации большого количества техногенных шумов, виды источников которых зависят от специфики конкретного объекта мониторинга. В качестве основных источников таких сигналов выделяются: буровые работы, взрывные работы, системы вентиляции, колесный, железнодорожный и конвейерный транспорт, насосное оборудование, рудоспуски.

Объём регистрируемых техногенных сигналов (шумов) варьируется в зависимости от объекта мониторинга и, в подавляющем числе случаев, превышает количество полезных сигналов. Как правило, на подземных горных объектах, где используется подобный класс сейсмоакустических систем, большую часть шумов составляют сигналы от буровых и взрывных работ [162]. Поэтому основной задачей при фильтрации шумов выступает идентификация именно этих двух видов техногенных помех.

Особенностью использования высокочастотных датчиков является большое количество регистрируемых данных, что не позволяет осуществлять непрерывную запись акустических волн из-за аппаратных ограничений оборудования. По этой причине в таких системах сейсмоакустического мониторинга сохраняются только отдельные отрезки записи, характеризующие сигналы, которые могут иметь постоянную или переменную длину, в зависимости от применяемых алгоритмов. Такие отрезки записи называют сигналограммой или волновой формой сигналов или импульсов, представляющих собой

последовательный ряд значений амплитуд. Графически сигналограмма представлена на рисунке 2.9.



Рисунок 2.9 – Сигналограмма акустического импульса

Другим способом представления сигнала является его перевод в частотную область с использованием быстрого преобразования Фурье (БПФ). Такой анализ позволяет определять характерные частоты отдельных сигналов, в том числе с целью определения типа источника. Пример частотного разложения акустического сигнала представлен на рисунке 2.10.



Рисунок 2.10 – Частотное представление сигнала на основе БП $\Phi$ 

Акустический сигнал может быть представлен в виде спектрограммы (тепловой карты), как показано на рисунке 2.11.



Рассмотренные формы представления сигналов в совокупности с макропараметрами, рассматриваемыми далее, используются операторами систем

сейсмоакустического мониторинга для анализа регистрируемых данных и определения типа излучателя. Такая ручная обработка данных требует наличия экспертных знаний и является одним из самых трудоемких процессов обработки сейсмоакустических данных. Поэтому закономерным этапом развития таких систем выступает автоматизация процесса определения типа источника.

Общая информация по эксплуатации системы на месторождении Южное [163] представлена в таблице 2.4, а количественные параметры зарегистрированных импульсов по отдельным датчикам и от разных источников приведены в таблице 2.5.

Таблица 2.4 – Общая информация по системе «Prognoz-ADS», установленной на месторождении Южное

Характеристика	Значение
Начало эксплуатации системы	03.12.2022 г.
Количество датчиков	16
Количество динамических явлений с 03.12.2022 г. по 09.02.2024 г.	21
Количество зарегистрированных сигналов с 03.12.2022 г. по 09.02.2024 г.	2 435 183
Количество сформированных событий с 03.12.2022 г. по 09.02.2024 г.	10 821

Таблица 2.5 – Количественные показатели зарегистрированных сигналов по датчикам и типам источников, зарегистрированных на месторождении Южное с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г.

Латник	Количество импульсов по типам источников						
(серия- номер)	Естественная акустическая эмиссия (%)	Шум (%)	Взрывные работы (%)	Буровые работы (%)	Без типа (%)	Bce	
009-001	1016 (0,28)	227 (0,06)	1874 (0,52)	111 (0,03)	356402 (99,10)	359630	
009-002	1229 (0,30)	352 (0,09)	1935 (0,47)	164 (0,04)	404338 (99,10)	408018	
009-003	2899 (2,62)	892 (0,81)	2205 (1,99)	465 (0,42)	104186 (94,16)	110647	
009-004	1455 (5,62)	606 (2,34)	1496 (5,77)	344 (1,33)	22006 (84,94)	25907	
009-005	817 (0,37)	787 (0,36)	1084 (0,50)	139 (0,06)	215716 (98,71)	218543	
009-006	2428 (3,61)	768 (1,14)	1906 (2,83)	432 (0,64)	61710 (91,77)	67244	
009-007	985 (1,79)	381 (0,69)	1927 (3,50)	293 (0,53)	51529 (93,49)	55115	
009-009	2089 (1,08)	626 (0,32)	2148 (1,11)	202 (0,10)	188475 (97,38)	193540	
009-010	2429 (0,66)	816 (0,22)	2161 (0,59)	262 (0,07)	361070 (98,45)	366738	
009-011	1645 (1,00)	655 (0,40)	1855 (1,13)	382 (0,23)	159971 (97,24)	164508	
009-012	1318 (4,00)	428 (1,30)	1873 (5,68)	209 (0,63)	29124 (88,38)	32952	
009-013	0 (0)	0 (0)	0 (0)	0 (0)	2827 (100)	2827	
009-014	3 (0,14)	0 (0)	0 (0)	18 (0,84)	2131 (99,02)	2152	
009-015	4 (2,67)	0 (0)	0 (0)	9 (6,00)	137 (91,33)	150	
009-016	4 (2,67)	0 (0)	3 (2)	15 (10,00)	128 (85,33)	150	
009-017	2521 (0,59)	787 (0,18)	2152 (0,50)	237 (0,06)	421365 (98,67)	427062	
Всего	20842 (0,86)	7325 (0,30)	22619 (0,93)	3282 (0,13)	2381115 (97,78)	2435183	

Тип источника акустического излучения для данных, представленных в таблице 2.5, изначально определялся экспертным методом для событий, а затем был применён к сигналам, из которого состоит то или иное событие [164]. Как можно заметить часть таких импульсов с известным типом довольно незначительна и составляла всего 2,22 % от общего количества зарегистрированных акустических сигналов. Как ранее неоднократно подчеркивалось, это связано со сложностью и трудоёмкостью ручной обработки данных операторами системы. При этом теряется большая часть полезной информации о геомеханическом состоянии породных массивов, что приводит к необходимости разработки алгоритмов и средств, повышающих автоматизацию и эффективность процесса типизации.

По части датчиков, а именно по 009-013, 009-014, 009-015 и 009-016, находящихся в настоящее время в нерабочем состоянии, данных было зарегистрировано незначительное количество, и они не использовались в рамках представленных исследований. Совокупное количество датчиков составило 12 единиц с общим количеством зарегистрированных сигналов около 2,4 млн (рис. 2.12).



Рисунок 2.12 – Диаграмма распределения сигналов по датчикам на месторождении Южное с декабря 2022 г. до 9 февраля 2024 г.

При анализе сигналов используются параметры, которые могут быть разделены на две группы: временные и энергетические. Часть из них рассчитывается на этапе регистрации, а остальные на этапе постобработки. Основные параметры сигналов и их краткая характеристика представлены в таблице 2.6. Все представленные в таблице 2.6 параметры рассчитываются в вещественных числах.

Таблица 2.6 – Характеристика параметров сигналов системы контроля горного давления «Prognoz-ADS»

Наименование	Тип	Этап расчёта	Определение
Амплитуда	Энергетический	Регистрация	Максимальное значение амплитуды в течение всей продолжительности регистрации сигнала
Длительность, мс	Временной	Регистрация	Продолжительность сигнала
Длительность фронта, мс	Временной	Регистрация	Интервал времени от момента начала сигнала до момента регистрации максимальной амплитуды
Порог регистрации	Энергетический	Регистрация	Предел обнаружения (адаптивный порог на основе STA/LTA)
Площадь	Энергетический	Регистрация	Сумма модулей амплитуд в течении всей продолжительности регистрации сигнала
MARSE	Энергетический	Регистрация	Сумма квадратов амплитуд в течении всей продолжительности регистрации сигнала
Количество переходов через 0 (ZCR)	Временной	Постобработка	Число изменений знака сигнала, пересекающего нулевой уровень, за определённый интервал времени
Время до ближайшего сигнала, мс	Временной	Постобработка	Интервал времени, равный наименьшему значению с момента окончания предыдущего сигнала до момента начала текущего, либо с момента окончания текущего до момента начала следующего, зарегистрированных одним датчиком
Время суток, мс	Временной	Постобработка	Интервал времени от начала суток до момента вступления сигнала

Последние два параметрам в таблице 2.6, были выделены в ходе проведённых исследований, так как их анализ хорошо зарекомендовал себя при идентификации сигналов от буровых (время до ближайшего сигнала) и взрывных (время суток) работ. Примеры концентрации параметров сигналов от буровых и взрывных работ представлены на рисунках 2.13 и 2.14 соответственно.



Рисунок 2.13 – Характерный график распределения времени между сигналами от буровых работ на месторождении Южное, зарегистрированных датчиком 009-010 8 февраля 2024 г.



Рисунок 2.14 – Характерный график распределения параметра времени суток для сигналов от взрывных работ по всем датчикам на месторождении Южное

При совместном анализе параметров сигналов, относящихся к разным типам, удобно воспользоваться попарным распределением этих характеристик, представленным на рисунке 2.15.



Рисунок 2.15 – Попарное распределение параметров сигналов, типизированных на основе экспертного метода

Из представленных графиков следует, что диапазоны изменения значений параметров довольно широкие и взаимно пересекаются. Можно отметить некоторые характерные черты отдельных типов, так, например более высокая скорость перехода через 0 естественных акустических сигналов или более высокая длительность сигналов от взрывных работ.

Другим подтверждением сложного характера распределения параметров акустических сигналов могут служить графики, полученные при помощи алгоритмов понижения размерности, например таких, как t-SNE и UMAP [165]. Они позволяют свернуть рассматриваемое признаковое пространство до двух- или трехмерного, а также расположить более «похожие» по характеристикам данные ближе друг к другу [166].

T-SNE является методом нелинейного снижения размерности [167]. Он преобразует данные из высокой размерности в низкоразмерное пространство (обычно 2-х или 3-х мерное) таким образом, чтобы сохранить локальную структуру данных.

Алгоритм использования t-SNE заключается в ряде последовательных этапов:

55

 Инициализация координат точек в низкоразмерном пространстве случайным образом;

2. Определение парных вероятностей в высокоразмерном пространстве:

для каждой *i*-й точки рассчитываются вероятности *p*<sub>j|i</sub>, которые отражают
 вероятность того, что j-я точка выбрана в качестве соседней *i*-й точки;

– эти вероятности определяются по гауссовскому распределению с центрированием относительно i-й точки и шириной, определяемой параметром  $\sigma_i$ :

$$p_{j|i} = \frac{\exp\left(-\frac{\|x_{i} - x_{j}\|^{2}}{2\sigma_{i}^{2}}\right)}{\sum_{k \neq i} \exp\left(-\frac{\|x_{i} - x_{k}\|^{2}}{2\sigma_{i}^{2}}\right)},$$
(2.1)

где  $x_i$ ,  $x_j$ ,  $x_j$ - координаты точек данных с набором характеристик в высокоразмерном пространстве;

 $\|x_i - x_j\|$ ,  $\|x_i - x_k\|$ , – евклидово расстояние между точками  $x_i$ ,  $x_j$ ,  $x_k$  в исходном высокоразмерном пространстве,

$$\|x_i - x_k\| = \sqrt{\sum_{d=1}^{D} (x_{id} - x_{jd})^2}, \qquad (2.2)$$

D – размерность векторов  $x_i$  и  $x_j$ ;

симметричные вероятности *p<sub>ij</sub>* определяются как

$$p_{ij} = \frac{p_{j|i} + p_{i|j}}{2N},$$
(2.3)

где *N* – количество точек;

3. Определение парных вероятностей в низкоразмерном пространстве:

в низкоразмерном пространстве используется t-распределение с одной степенью свободы (Стьюдента), чтобы вычислить вероятности q<sub>ij</sub>:

$$q_{ij} = \frac{\left(1 + \left\|y_i - y_j\right\|^2\right)^{-1}}{\sum_{k \neq l} \left(1 + \left\|y_k - y_l\right\|^2\right)^{-1}},$$
(2.4)

где  $y_i, y_j, y_k, y_l$  – координаты точек в низкоразмерном пространстве;

 $\|y_i - y_j\|, \|y_k - y_l\|$  – евклидово расстояние между точками  $y_i, y_j, y_k, y_l$  в низкоразмерном пространстве;

4. Минимизация дивергенции Кульбака-Лейблера:

– цель t-SNE – минимизация дивергенции Кульбака-Лейблера между распределениями *P* и *Q* :

$$KL(P \parallel Q) = \sum_{i \neq j} p_{ij} \log \frac{p_{ij}}{q_{ij}}; \qquad (2.5)$$

 – минимизация этой функции потерь осуществляется при помощи градиентного спуска, градиент функции потерь по координатам точки у, определяется как

$$\frac{\partial KL(P || Q)}{\partial y_i} = 4 \sum_{j} (p_{ij} - q_{ij}) (1 + || y_i - y_j ||^2)^{-1} (y_i - y_j); \qquad (2.6)$$

5. Повтор 3 и 4 этапов до сходимости или достижения заданного количества итераций алгоритма.

UMAP – это алгоритм снижения размерности, который используется для визуализации и кластеризации данных [168, 169]. Он основан на топологических и геометрических принципах и зачастую дает лучшие результаты по сравнения с t-SNE, особенно на больших наборах данных.

Выполнение алгоритма UMAP включает следующие шаги:

1. Построение графа в высокоразмерном пространстве:

— вычисление для каждой точки в исходном пространстве  $x_i$  расстояний до её kближайших соседей  $d(x_i, x_j)$ ;

– вычисление для каждой точки в исходном пространстве  $x_i$  радиуса размытия  $\sigma_i$ , чтобы сбалансировать локальную плотность соседей:

$$\sum_{j} \exp\left(-\frac{d\left(x_{i}, x_{j}\right) - p_{i}}{\sigma_{i}}\right) = \log_{2}\left(k\right), \qquad (2.7)$$

где  $p_i$  – минимальное расстояние до ближайшего соседа с условием положительного значения экспоненты;

- определение вероятностей  $p_{ii}$  на основе радиуса размытия:

$$p_{ij} = \exp\left(-\frac{d\left(x_i, x_j\right) - p_i}{\sigma_i}\right);$$
(2.8)

- при этом осуществляется симметризация графа:

$$p_{ij} = p_{ji} = \frac{\exp\left(-\frac{d\left(x_{i}, x_{j}\right) - p_{i}}{\sigma_{i}}\right) + \exp\left(-\frac{d\left(x_{j}, x_{i}\right) - p_{j}}{\sigma_{j}}\right)}{2}; \qquad (2.9)$$

2. Оптимизация графа в низкоразмерном пространстве:

 использование метода градиентного спуска для оптимизации координат точек в низкоразмерном пространстве;

оптимизация функции потерь, отражающей несоответствие между
 высокоразмерным и низкоразмерным графами:

$$C = \sum_{i \neq j} \left( -p_{ij} \log q_{ij} - \left(1 - p_{ij}\right) \log \left(1 - q_{ij}\right) \right),$$
(2.10)

где  $q_{ij}$  – вероятность в низкоразмерном пространстве, определенная с использованием функции Михаловского:

$$q_{ij} = \left(1 + a \left\|y_i - y_j\right\|^{2b}\right)^{-1}, \qquad (2.11)$$

где параметры *a* и *b* обычно выбираются автоматически для соответствия кривой выбранной метрике расстояния.

Свертка параметров сигналов, размеченных ручным способом, при помощи алгоритма t-SNE представлена на рисунке 2.16.

При более детальном рассмотрении группы буровых сигналов с анализом времени между соседними импульсами было установлено, что она в полной мере не отвечает выявленным закономерностям и поэтому является недостоверной. В группу сигналов с типом «Шум» могут попадать сигналы от буровых и взрывных работ, поэтому ввиду отсутствия характерных черт сигналов группы «Шум», они также не могут быть использованы как достоверные данные. В связи с этими заключениями было принято решение отказаться от использования этих двух групп сигналов в изначальном виде при разработке классификационной модели, а они в свою очередь интерпретировались как сигналы без типа. С другой стороны, количество сигналов в этих двух группах является незначительным по отношению к группам естественных акустических сигналов и сигналов от взрывных работ, размеченных экспертным методом.

Ранее указывалось, что основную часть техногенных шумов составляют сигналы от взрывных и буровых работ, поэтому без этих групп разработка полноценной классификационной модели, обладающей научной и практической значимостью, не представляется возможной. Таким образом возникла проблема выделения из всех зарегистрированных данных части сигналов, источником излучения которых являются буровые работы.



Рисунок 2.16 – Свертка параметров акустических сигналов, размеченных при помощи экспертного анализа, по алгоритму t-SNE. Признаки: амплитуда, длительность, длительность фронта, площадь, MARSE, ZCR; параметр перплексии – 30

Для решения данной проблемы был использован кластерный анализ, а именно разработан алгоритм, позволяющий выделить некоторое количество буровых сигналов на основе параметров амплитуды, времени между соседними сигналами и времени регистрации [170]. Данный алгоритм является модификацией метода кластеризации DBSCAN, подробнее рассматриваемого в главе 3. Алгоритм оптимизирован для решения поставленной задачи и к его основным особенностям относятся:

- разделение входных данных на две группы – целевую и шум;

 кэширование данных по расчёту евклидовых расстояний, позволяющее производить кластеризацию в режиме реального времени;

- возможность введения весовых коэффициентов для параметров.

Схематически алгоритм представлен на рисунке 2.17.



Рисунок 2.17 – Упрощённая схема работы алгоритма «Плотность» в программе «GeoFiltration»

Данный алгоритм позволяет в значительной мере упростить выделение буровых сигналов из акустических данных, но для случая большого количества информации, как например, для месторождения Южное, где количество сигналов достигает 2 млн, его использование не представляется возможным ввиду значительных временных затрат необходимых на подбор параметров кластеризации. Также его использование осложняется некоторым количеством ложно кластеризованных сигналов, что требует их ручной обработки с целью исключения из категории буровых сигналов. Поэтому было принято решение выбрать период регистрации, на котором сигналы от буровых работ обладают характерными чертами, т. е. значения параметров амплитуды и частоты их регистрации концентрируются В ограниченном интервале значений. Например, такими характеристиками обладает период времени с 26 января по 9 февраля 2024 г. для датчика 009-017. На рисунке 2.18 представлены эти данные.

После использования данного алгоритма и ручной корректировки данных по каждому датчику были выделены сигналы, относящиеся к буровым работам, что отражено на рисунке 2.19 для датчика 009-017.



Рисунок 2.18 – График времени между соседними сигналами, зарегистрированных за период с 26 января по 9 февраля 2024 г. на месторождении Южное по датчику 009-017



Рисунок 2.19– График времени между соседними сигналами с выделенными сигналами от буровых работ, зарегистрированных за период с 26 января по 9 февраля 2024 г. на месторождении Южное по датчику 009-017

В результате применения такого подхода было получено достаточное количество акустических сигналов от разных источников. Итоговое количество сигналов разных типов, зарегистрированных отдельными датчиками, приведено в таблице 2.7.

Потник	Количество импульсов по типам источников							
дагчик (серия- номер)	Естественная акустическая эмиссия (%)	Взрывные работы (%)	Буровые работы (%)	Без типа (%)	Все типы			
009-001	1016 (0,28)	1874 (0,52)	9552 (2,66)	347188 (96,54)	359630			
009-002	1229 (0,30)	1935 (0,47)	14780 (3,62)	390074 (95,60)	408018			
009-003	2899 (2,62)	2205 (1,99)	1149 (1,04)	104394 (94,35)	110647			
009-004	1455 (5,62)	1496 (5,77)	5782 (22,32)	17174 (66,29)	25907			
009-005	817 (0,37)	1084 (0,50)	9803 (4,49)	206839 (94,64)	218543			
009-006	2428 (3,61)	1906 (2,83)	691 (1,03)	62219 (92,53)	67244			
009-007	985 (1,79)	1927 (3,50)	687 (1,25)	51516 (93,47)	55115			
009-009	2089 (1,08)	2148 (1,11)	5743 (2,97)	183560 (94,84)	193540			
009-010	2429 (0,66)	2161 (0,59)	26717 (7,29)	335431 (91,46)	366738			
009-011	1645 (1,00)	1855 (1,13)	4532 (2,75)	156476 (95,12)	164508			
009-012	1318 (4,00)	1873 (5,68)	7423 (22,53)	22338 (67,79)	32952			
009-017	2521 (0,59)	2152 (0,50)	126438 (29,61)	295951 (69,30)	427062			
Всего	20842 (0,86)	22619 (0,93)	213297 (8,78)	2173160 (89,43)	2429904			

Таблица 2.7 – Количество зарегистрированных сигналов по датчикам и типам источников, зарегистрированных на месторождении Южное с 03.12.2022 г. по 09.02.2024 г.

Повторно рассмотрим графики попарного распределения признаков сигналов, типизированных с использованием разработанного алгоритма кластерного анализа. Они представлены на рисунке 2.20.

На представленных графиках более чётко проявляются особенности сигналов различных типов. Например, заметны различия между сигналами естественного трещинообразования и сигналами от взрывных работ на графике зависимости амплитуды от количества переходов через 0. Также выделяется повышенная концентрация сигналов от взрывных работ на графиках с временем суток, что связано с периодичностью данного вида работ.

Дополнительным подтверждением достоверности размеченных сигналов выступает демонстрация их параметров при помощи алгоритмов понижения размерности. На рисунках 2.21 и 2.22 видно, что границы между сигналами разных типов стали более четкими, их гораздо проще провести. Но использовать для типизации данный метод не рекомендуется ввиду их высокой чувствительности к добавлению новых данных, что потребует трудоемкого подбора параметров и затратных вычислений. В условиях непрерывной регистрации акустических данных – это является трудновыполнимой задачей.



Рисунок 2.20 – Попарное распределение признаков сигналов, типизированных на основе экспертного и кластерного анализа



Рисунок 2.21 – Свертка параметров сигналов, размеченных при помощи экспертного и кластерного анализа, по алгоритму UMAP. Признаки: амплитуда, длительность, длительность фронта, площадь, MARSE, время между; параметр минимального расстояния между точками в пространстве – 55; метрика расстояния – correlation

63



Рисунок 2.22 – Свертка параметров акустических сигналов, размеченных при помощи экспертного и кластерного анализа, по алгоритму t-SNE. Признаки: амплитуда, длительность фронта, площадь, MARSE, ZCR; параметр перплексии – 45

# 2.3 Проектирование архитектуры нейросетевой модели, подготовка обучающих и тестовых наборов данных

При детальном рассмотрении сигналов и тестировании различных подходов был сделан вывод о нецелесообразности разработки универсальной модели для всех данных. Модели, основанные на этом принципе, оказывались малоэффективными с низкой точностью предсказаний.

С другой стороны, более высокое качество предсказаний демонстрировали модели, обученные на сигналах, зарегистрированных одним датчиком [171]. Это допущение вполне логично объясняется средой распространения акустических волн на пути сигнала от источника до приемника. Наиболее наглядно это можно наблюдать при свертке параметров сигналов, зарегистрированных разными датчиками, как показано на рисунке 2.23.

Другая выдвинутая гипотеза заключалась в наличии уникальных характеристик у сигналов различной природы происхождения, что можно наблюдать на рассмотренных ранее графиках (рис. 2.20).

Таким образом эти предположения привели к разработке целого ансамбля бинарных классификационных моделей, обученных определять конкретный целевой тип источника сигналов для отдельного датчика. Для базы данных сигналов месторождения Южное совокупное количество моделей в ансамбле составило 36 единиц: по 3 модели на каждый из 12 датчиков.



Рисунок 2.23 – Двумерное представление признаков сигналов на основе алгоритма t-SNE, зарегистрированных различными датчиками: а) 009-003; б) 009-004; в) 009-005; г) 009-009

В качестве дополнительных преимуществ такого подхода выступает возможность индивидуальной настройки гиперпараметров для каждой модели и их более быстрое обучение, связанное с использованием бинарной классификации и простой архитектуры.

Архитектура модели нейронной сети в ансамбле включала всего 2 скрытых слоя – полносвязный и слой регуляризации. Схематичное представление модели приведено на рисунке 2.24.

Выходы с последнего полносвязного слоя нейронной сети сглаживались при помощи функции логистического сигмоида с целью получения вероятности отнесения сигнала к целевому классу:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$
(2.12)

где *е* – основание натурального логарифма;

*х* – значение выходного слоя модели для сигнала.



Рисунок 2.24 – Схема нейронной сети с диапазонами подбираемых гиперпараметров

Алгоритм подготовки обучающих и тестовых датасетов (наборов данных) заключался в выборе сигналов от одного приёмника и редактировании метки типа таким образом, что целевой тип помечался 1, а два других типа – 0. Размер обучающих и тестовых датасетов составил соответственно 85 и 15%. Неотъемлемой частью подготовки данных выступала минимально-максимальная нормализация (min-max scaling), определяемая следующей формулой:

$$x_{ni} = \frac{x_i - \min[X]}{\max[X] - \min[X]},$$
(2.13)

где  $x_i$  – исходное значение признака из столбца X *i* -го сигнала,  $x_i \in X$ ;

 $\min[X]$  – минимальное значение признака;

 $\max[X]$  – максимальное значение признака.

В результате нормализации область значений признакового пространства была сжата в пределах интервала [0; 1], что позволило уравновесить влияние каждого признака на классификационную способность разрабатываемой модели.

Количество сигналов от различных источников в итоговых датасетах было сбалансировано с целью их более равномерного представления во всех группах: естественная акустическая эмиссия (ЕАЭ), взрывы и бурение. Итоговый состав обучающих и тестовых датасетов представлен в таблице 2.8.

66

Датчик	Тип источника	Обучающий датасет	Тестовый датасет	Всего
	Bce	4046	714	4760
000 001	ЕАЭ	864	152	1016
009-001	Взрыв	1591	281	1872
	Бурение	1591	281	1872
	Bce	4332	765	5097
000.000	ЕАЭ	1044	185	1229
009-002	Взрыв	1644	290	1934
	Бурение	1644	290	1934
	Bce	5298	935	6233
	ЕАЭ	2464	435	2899
009-003	Взрыв	1874	331	2205
	Бурение	960	169	1129
	Bce	3552	627	4179
	ЕАЭ	1188	210	1398
009-004	Взрыв	1176	208	1384
	Бурение	1188	209	1397
	Bce	2533	447	2980
	ЕАЭ	693	123	816
009-005	Взрыв	920	162	1082
	Бурение	920	162	1082
	Bce	4261	752	5013
	EAG	2064	364	2428
009-006	Взпыв	1620	286	1906
	Бурение	577	102	679
	Bce	3049	539	3588
	FAG	837	148	985
009-007	Взпыв	1636	289	1925
-	Бурение	576	102	678
	Bce	5409	955	6364
	FAG	1771	313	2084
009-009	Взпыв	1819	321	2140
	Бурение	1819	321	2140
	Bce	5944	1050	6994
	FAG	2059	364	2423
009-010	Взпыв	1826	322	2423
	Бурение	2059	364	2423
	Bce	4544	803	5347
	EA A	1398	247	1645
009-011	Взпыв	1573	278	1851
	Бурение	1573	278	1851
	Bce	4146	732	4878
	FAA	1090	192	1282
009-012	Bantip	1528	270	1708
	Бурецие	1528	270	1798
	Все	6101	1077	7178
	FAG	2138	378	2516
009-017	Bantip	187/	370	2310
	Бурение	2139	377	2140
	Dyponne	4137	511	4010

Таблица 2.8 – Количественный состав обучающих и тестовых датасетов

### 2.4 Обучение моделей нейронных сетей с подбором гиперпараметров

Обучение моделей осуществлялось по стандартному подходу, предполагающему подбор весовых коэффициентов нейронов. Данные по группе сигналов в количестве, задаваемом параметром batch size (размер подвыборки), проходили через сеть, где каждый нейрон обрабатывал их, применяя свои веса и функцию активации. На выходе нейронной сети предсказанные значения сравнивались с реальными (целевыми) значениями и вычислялась ошибка предсказания по функции бинарной кросс-энтропии:

$$L(y, y) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[ y_i \log(y_i) + (1 - y_i) \log(1 - y_i) \right], \qquad (2.14)$$

где *N* – количество сигналов, подаваемое на вход модели;

 $y_i$  – истинное значение метки (0 или 1) *i* -го сигнала;

 $y_i$  – предсказанное значение вероятности для *i* -го образца (от 0 до 1).

Далее при помощи механизма обратного распространения ошибки и используемого алгоритма оптимизации корректировались веса модели. После оптимизации весовых коэффициентов на всех входных данных, что называется эпохой обучения, оценивалась эффективность модели на кросс-валидационном наборе данных, составляющем 10 % от обучающего набора.

Оценка модели производилась с использование матрицы ошибок для бинарной классификации, представленной на рисунке 2.25.



Рисунок 2.25 – Матрица ошибок бинарной классификации

В качестве оценочных метрик анализировались следующие характеристики:

– **ROC AUC** – площадь под ROC кривой, показатель способности модели различать два класса:

$$AUC = \sum_{i=1}^{n-1} \frac{(FPR_{i+1} - FPR_i)(TPR_{i+1} - TPR_i)}{2}, \qquad (2.15)$$

где *n* – количество точек на ROC кривой;

69

TPR – true positive rate (recall),  $TPR = \frac{TP}{TP + FN}$ ;

*FPR*- false positive rate,  $FPR = \frac{FP}{FP + TN}$ ;

- ассигасу – доля правильных предсказаний среди всех предсказаний:

$$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN};$$
(2.16)

 – precision – доля правильных положительных предсказаний среди всех положительных предсказаний или точность предсказания целевого класса:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP}; \qquad (2.17)$$

recall (полнота) – доля правильно предсказанных положительных примеров среди
 всех истинных положительных примеров:

$$recall = \frac{TP}{TP + FN};$$
(2.18)

- **F1-Score** (F-мера) – гармоническое среднее между precision и recall:

$$F1score = 2 \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}.$$
(2.19)

Техника использования кросс-валидации заключалась в разбиении обучающего датасета на 10 частей (подвыборок). Затем поочередно 9 из 10 частей использовались для обучения модели, а одна часть для оценки.

Применение кросс-валидации для промежуточной оценки качества обучаемой модели обусловлено необходимостью достижения следующих целей:

 оценка стабильности модели – кросс-валидация помогла оценить устойчивость модели к изменениям в обучающем наборе данных, обеспечивая, что она не переобучена для конкретного набора данных;

– выбор модели и гиперпараметров – кросс-валидация применялась для тестирования различных конфигураций модели и выбора лучших гиперпараметров;

 – оценка обобщающей способности – кросс-валидация позволила оценить, насколько хорошо модель будет работать на новых данных, путем проверки её эффективности на разных подмножествах данных;

 предотвращение утечки данных – кросс-валидация гарантировала, что модель обучается исключительно на обучающих данных без утечки информации из тестовых датасетов. На рисунке 2.26 представлены графики обучения с применением кросс-валидации и оценкой метрики ROC AUC для сигналов от двух датчиков.



Рисунок 2.26 – Графики изменения ROC AUC во времени обучения для идентификации сигналов от буровых работ для датчиков 009-007 (сверху) и 009-010 (снизу)

Определение стабильности модели при кросс-валидации зависит от множества факторов, включая размер данных, сложность модели, вариативность данных и конкретную задачу. Все обученные модели в полной мере отвечали общим признакам стабильности при использовании кросс-валидации:

стандартное отклонение метрик между подвыборками менее 1-2% от средней метрики;

 – разница между максимальным и минимальным значением метрики на разных подвыборках не превышает 5-10%;

 отношение стандартного отклонения к среднему значению метрики (коэффициент вариации) менее 10%.

Для получения более эффективной классификационной модели производился поиск оптимальных гиперпараметров, характеризующих непосредственно структуру самих моделей и процесс их обучения. В процессе подбора гиперпараметров варьировались такие характеристики, как количество нейронов полносвязного слоя (8-512), величина входного количества сигналов (batch size) (8-512), функция активации (relu, tanh, sigmoid), оптимизатор настройки весов (rmsprop, adam, sgd), коэффициент dropout-слоя (0,1-0,5), количество эпох обучения (5-50) и перечень признаков. Эффективность моделей анализировалась с использованием тепловых карт, примеры которых представлены на рисунке 2.27. Выбор предпочтительной модели для идентификации конкретного типа источника сигналов, принятых отдельными датчиками, производился путем совокупной оценки всех метрик, при этом предпочтение отдавалось метрикам ROC AUC и precision.





В результате подбора гиперпараметров лучшие результаты на всех моделях показали функция активации relu и алгоритм оптимизации rmsprop. Вариация остальных параметров оказалась невысокой, так входное количество сигналов составило 128 или 256, коэффициент dropout – 0,2 или 0,3, количество эпох – 30, 35 или 40, количество нейронов в полносвязном слое составило для одной модели 128, а для всех остальных – 256. Гиперпараметры наиболее эффективных моделей приведены в таблице 2.9, а их оценочные метрики на тестовых датасетах сведены в таблице 2.10.

		сb					
Латчик	Тип	Функция	Размер	Dropout	Количество	Количество	Алгоритма
Дат тик	источника	активации	пакета	Diopout	эпох	нейронов	оптимизации
009-001	ЕАЭ	relu	128	0,2	30	256	rmsprop
009-001	Взрывы	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-001	Бурение	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-002	ЕАЭ	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-002	Взрывы	relu	128	0,2	35	256	rmsprop
009-002	Бурение	relu	128	0,2	40	256	rmsprop
009-003	ЕАЭ	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-003	Взрывы	relu	256	0,2	35	256	rmsprop
009-003	Бурение	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-004	ЕАЭ	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-004	Взрывы	relu	128	0,3	30	256	rmsprop
009-004	Бурение	relu	128	0,2	35	256	rmsprop
009-005	ЕАЭ	relu	128	0,2	30	256	rmsprop
009-005	Взрывы	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-005	Бурение	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-006	ЕАЭ	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-006	Взрывы	relu	128	0,2	35	256	rmsprop
009-006	Бурение	relu	128	0,3	35	256	rmsprop
009-007	ЕАЭ	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-007	Взрывы	relu	256	0,2	30	256	rmsprop
009-007	Бурение	relu	256	0,3	40	256	rmsprop
009-009	ЕАЭ	relu	128	0,2	40	256	rmsprop
009-009	Взрывы	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-009	Бурение	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-010	ЕАЭ	relu	128	0,2	30	256	rmsprop
009-010	Взрывы	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-010	Бурение	relu	128	0,2	40	256	rmsprop
009-011	ЕАЭ	relu	128	0,2	30	256	rmsprop
009-011	Взрывы	relu	256	0,3	30	256	rmsprop
009-011	Бурение	relu	128	0,2	35	256	rmsprop
009-012	ЕАЭ	relu	128	0,2	40	256	rmsprop
009-012	Взрывы	relu	128	0,2	30	256	rmsprop
009-012	Бурение	relu	256	0,2	40	256	rmsprop
009-017	ЕАЭ	relu	256	0,2	35	256	rmsprop
009-017	Взрывы	relu	256	0,2	30	128	rmsprop
009-017	Бурение	relu	256	0,2	30	256	rmsprop

Таблица 2.9 – Гиперпараметры нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустических сигналов
Датчик	Тип источника	ROC AUC	Accuracy	Precision	Recall	F1 score
009-001	ЕАЭ	0,9896	0,9636	0,8938	0,9408	0,9167
009-001	Взрывы	0,9972	0,9832	0,9891	0,9680	0,9784
009-001	Бурение	0,9995	0,9916	0,9825	0,9964	0,9894
009-002	ЕАЭ	0,9892	0,9699	0,9451	0,9297	0,9373
009-002	Взрывы	0,9966	0,9791	0,9824	0,9621	0,9721
009-002	Бурение	0,9986	0,9922	0,9931	0,9862	0,9896
009-003	ЕАЭ	0,9673	0,9102	0,8962	0,9126	0,9043
009-003	Взрывы	0,9852	0,9572	0,9343	0,9456	0,9399
009-003	Бурение	0,9843	0,9529	0,9195	0,8107	0,8616
009-004	ЕАЭ	0,9809	0,9522	0,9286	0,9286	0,9286
009-004	Взрывы	0,9903	0,9585	0,9417	0,9327	0,9372
009-004	Бурение	0,9977	0,9825	0,9760	0,9713	0,9736
009-005	ЕАЭ	0,9700	0,9530	0,9554	0,8699	0,9106
009-005	Взрывы	0,9897	0,9597	0,9500	0,9383	0,9441
009-005	Бурение	0,9941	0,9799	0,9636	0,9815	0,9725
009-006	ЕАЭ	0,9740	0,9322	0,9173	0,9451	0,9310
009-006	Взрывы	0,9776	0,9309	0,9209	0,8951	0,9078
009-006	Бурение	0,9890	0,9867	0,9792	0,9216	0,9495
009-007	ЕАЭ	0,9898	0,9555	0,9079	0,9324	0,9200
009-007	Взрывы	0,9941	0,9685	0,9789	0,9619	0,9703
009-007	Бурение	0,9999	0,9963	0,9902	0,9902	0,9902
009-009	ЕАЭ	0,9889	0,9550	0,9193	0,9457	0,9323
009-009	Взрывы	0,9948	0,9686	0,9561	0,9502	0,9531
009-009	Бурение	0,9971	0,9780	0,9808	0,9533	0,9668
009-010	ЕАЭ	0,9797	0,9276	0,9211	0,8654	0,8924
009-010	Взрывы	0,9870	0,9533	0,9200	0,9286	0,9243
009-010	Бурение	0,9968	0,9829	0,9651	0,9863	0,9755
009-011	ЕАЭ	0,9804	0,9390	0,8867	0,9190	0,9026
009-011	Взрывы	0,9862	0,9589	0,9520	0,9281	0,9399
009-011	Бурение	0,9913	0,9539	0,9288	0,9388	0,9338
009-012	ЕАЭ	0,9725	0,9249	0,8549	0,8594	0,8571
009-012	Взрывы	0,9827	0,9440	0,9354	0,9111	0,9231
009-012	Бурение	0,9916	0,9590	0,9478	0,9407	0,9442
009-017	ЕАЭ	0,9947	0,9731	0,9653	0,9577	0,9615
009-017	Взрывы	0,9954	0,9731	0,9592	0,9503	0,9548
009-017	Бурение	0,9998	0,9991	0,9974	1,0000	0,9987

Таблица 2.10 – Оценочные метрики нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустических сигналов

Подтверждением высокой классификационной способности разработанных и обученных моделей служат ROC-кривые, представленные на рисунке 2.28. Такие графики используются для оценки качества бинарного классификатора и показывают соотношение между истинно положительными и ложными положительными предсказаниями с различными пороговыми значениями. Как можно наблюдать, метрика ROC AUC по





Рисунок 2.28 – Графики метрики ROC AUC на тестовых датасетах по 12 датчикам

С помощью представленных ROC-кривых можно выбрать оптимальные пороговые значения для каждой из моделей. Приведенные в таблице 2.10 результирующие метрики рассчитывались при пороговом значении вероятности 0,5. Это означает, что при значении выше 0,5 в выходном слое нейронной сети сигнал будет отнесен к целевому классу (естественной акустике, взрывам или бурению в зависимости от модели). Правильность выбора такого порогового значения подтверждается представленными графиками.

Так как для определения вероятности отнесения сигнала к каждому из 3-х типов источников, используется отдельная модель, то итоговый тип сигнала определяется по наибольшей из 3 вероятностей, как показано на примере части сигналов в таблице 2.11.

ID импульса	Датчик	ЕАЭ	Взрыв	Бурение	Предсказанный тип	Оригинальный тип
363573	009-010	0,121	0,000	0,912	Бурение	ЕАЭ
634541	009-003	0,983	0,001	0,001	ЕАЭ	ЕАЭ
705400	009-001	0,000	0,999	0,000	Взрыв	Взрыв
726273	009-017	0,000	1,000	0,000	Взрыв	Взрыв
1421789	009-010	0,000	1,000	0,000	Взрыв	Взрыв
1450944	009-003	0,006	0,991	0,000	Взрыв	Взрыв
1569736	009-017	0,981	0,000	0,001	ЕАЭ	ЕАЭ
1616727	009-017	0,002	0,000	1,000	Бурение	Бурение
2462232	009-010	0,002	0,000	0,999	Бурение	Бурение
2476731	009-010	0,013	0,000	0,996	Бурение	Бурение

Таблица 2.11 – Пример предсказаний типа источника для выборки из 10 сигналов

Как упоминалось ранее, все сигналы естественного происхождения и сигналы от взрывных работ, используемые для обучения моделей, входят в сформированные акустические события. Поэтому в качестве дополнительной оценки обученных нейронных сетей, возможно осуществить проверку их классификационной способности для предсказания типа источника сейсмоакустических событий, относящихся к этим двум группам. На рисунке 2.29 представлены параметры матрицы ошибок в зависимости от задаваемого порогового значения вероятности при определении типа источника акустических событий.

Таким образом при пороге вероятности 0,5, количество событий целевого типа (ЕАЭ или взрывы), которые были верно идентифицированы составило 94,84 %, а ложно отнесены к целевому типу были 2,6 % событий. Параметры TN и FN в данном случае означают, что моделям не хватило классификационной способности, чтобы верно или неверно идентифицировать события. Также для 1,68 % событий не удалось определить тип источника, в таком случае сигналы, входящие в события, были отнесены моделями к нескольким типам в равном количественном составе.



Определено — TP — TN — FN — FP — Unknown Рисунок 2.29 – Параметры матрицы ошибок в зависимости от порога вероятности для классификации акустических событий.

2.5 Применение и апробация разработанной нейросетевой модели для определения типа источника неразмеченных данных сейсмоакустической системы мониторинга

После подтверждения высокой эффективности обученных моделей на тестовых датасетах они были дообучены на датасетах, используемых ранее для тестирования. Затем нейросетевые модели были внедрены в программу «GeoFiltration» [170] в качестве нейросетевого алгоритма типизации акустических сигналов. Реализованный алгоритм позволил типизировать сигналы, используя обученные нейронные сети и устанавливаемые пользователем пороговые значения вероятностей для отнесения импульса к определенному типу источника. Таким образом у пользователей появилась возможность устанавливать достоверность определения источника излучения сигнала, регулируя порог вероятности для бинарной классификационной модели, идентифицирующей целевой тип. При недостаточном значении предсказания всех трёх моделей тип сигнала не будет изменён, а при превышении нескольких пороговых значений тип будет определяться по наибольшей вероятности. Также присутствует возможность отключения того или иного типа, удаление из выборки сигналов, которые уже обладают типом источника или тип которых был вручную задан пользователем. Интерфейс программного средства отражен на рисунке 2.30.

С использованием разработанных моделей и алгоритмов кластеризации были размечены не имеющие типа сейсмоакустические сигналы месторождения Южное, составляющие согласно таблице 2.7 около 90 % от всех данных.



Рисунок 2.30 – Интерфейс программы «GeoFiltration» с алгоритмом на базе обученных нейронных сетей

Подготовка неразмеченных данных осуществлялась аналогичным способом, рассмотренным в предыдущем подразделе: проверялись пустые значения признаков и нормализовались характеристики сигналов с использованием минимальных и максимальных значений по признакам обучающих датасетов.

При типизации сигналов настраивались пороговые значения вероятностей в отдельности для сигналов, зарегистрированных одним датчиком, и проверялась корректность типизации по характерным признакам сигналов от каждого источника. В общем итоге при использовании данного подхода было сделано заключение об эффективной типизации сигналов, в особенности при идентификации сигналов естественной акустической эмиссии. По некоторым датчикам результаты оказались выше и легко заметны на графиках, как, например, для датчиков 009-001, 009-005 и 009-010. С другой стороны, для датчиков 009-003 и 009-017 имеются хорошо заметные сигналы от буровых работ, ошибочно классифицированные моделями, как естественная акустическая эмиссия и взрывы. Остальные датчики показали промежуточный результат, на них наблюдались незначительные ошибки типизации.

Если рассмотреть графики с «хорошей» типизацией, например, для датчика 009-005, представленные на рисунке 2.31, то можно заметить характерную повышенную частоту

регистрации буровых сигналов и более высокую среднюю амплитуду сигналов от взрывных работ. Экспертный анализ волновых форм отдельных сигналов также подтверждает правильность большинства предсказаний, полученных при помощи ансамблевой модели.



Рисунок 2.31. Графики зависимости времени между соседними сигналами (сверху) и амплитуды (снизу) от времени регистрации для датчика 009-005 за период с 1 октября 2023 г. до 1 января 2024 г.

При анализе менее эффективной типизации, например сигналов, зарегистрированных датчиком 009-003, как показано на рисунке 2.32, можно наблюдать более разреженное распределение параметра времени между соседями для сигналов от буровых работ и наличие пустых областей и характерных для бурения скоплений сигналов естественной акустической эмиссии и взрывов.



Рисунок 2.32 – Графики зависимости времени между соседними сигналами для буровых сигналов (сверху) и ЕАЭ и взрывов (снизу) от времени регистрации для датчика 009-003 за период с 1 октября 2023 г. до 1 января 2024 г.

Несмотря на ошибки типизации для большинства сигналов тип источника был определён верно, а ошибки типизации ввиду их небольшого количества были скорректированы ручным способом в программе «GeoFiltration».

Согласно полученным данным количество сигналов естественной акустической эмиссии увеличилось в 15,35 раз, сигналов от взрывных работ в 3,43 раза, а группа сигналов, источником которых выступают буровые работы – в 9,06 раз. Общее абсолютное и относительное количество типизированных сигналов представлено в таблице 2.12 и на рисунке 2.33.

Датчик	Естественная АЭ	Взрывы	Бурение	Без типа
009-001	40877	4241	307824	6688
009-002	25723	4197	374293	3805
009-003	34731	4181	66195	5540
009-004	7706	3875	10022	2304
009-005	22472	5847	210611	5520
009-006	20220	7181	33071	6772
009-007	6086	4765	42149	2115
009-009	36081	4769	141899	10791
009-010	39999	2923	315897	7919
009-011	13012	4637	141244	5615
009-012	9330	4337	18327	958
009-017	63665	26611	271007	65779
Всего (%)	319902 (13,04)	77564 (3,16)	1932539 (78,76)	123806 (5,05)
Прирост данных по типам (раз)	299060 (15,35)	54945 (3,43)	1719242 (9,06)	-2049354 (0,06)

Таблица 2.12 – Количество типизированных импульсов с применением разработанных моделей на месторождении Южное



Рисунок 2.33 – Диаграммы количества сейсмоакустических сигналов месторождения Южное по типам источника до (слева) и после (справа) классификации нейронными сетями

#### Выводы по главе 2

1. По результатам анализа признакового пространства сейсмоакустических сигналов с использованием алгоритмов понижения размерности установлены характерные особенности сигналов техногенного происхождения, проявляющиеся во времени между соседними сигналами, инициированными ведением буровых работ и регистрируемыми одним датчиком, и в суточной цикличности сигналов, вызванных взрывными работами.

2. Сформированы наборы сейсмоакустических сигналов, достаточные для обучения классификационных нейросетевых моделей на основе выявленных закономерностей, проявляющихся в амплитудно-частотных характеристиках сигналов, имеющих различную природу происхождения, и разработанного алгоритма кластеризации.

3. Использование нормализации признаков, балансировка количественного состава групп сигналов, применение ансамбля моделей машинного обучения с бинарными классификаторами составили основу для разработки средства определения типа источника сейсмоакустических сигналов.

4. Составлена методическая основа для разработки средств определения типа источника сейсмоакустических сигналов с использованием нормализации признаков, балансировки количественного состава групп сигналов и ансамбля моделей машинного обучения с бинарными классификаторами.

5. Для повышения эффективности предсказания типа источника акустических сигналов выполнен подбор гиперпараметров нейросетевых моделей с анализом таких оценочных метрик, как ROC-AUC и precision, средние значения которых по всем моделям в ансамбле составили 0,99 % и 0,95 % соответственно.

6. Применение обученных моделей на неразмеченных данных месторождения Южное позволило эффективно выявлять сейсмоакустические сигналы, имеющие техногенную природу происхождения; так в регистрируемых данных количество идентифицированных сигналов от буровых работ увеличилось в 9,06 раз, а от взрывных работ – в 3,43 раза.

7. Разработаны программно-методические средства, позволившие автоматизировать процесс обработки сейсмоакустических данных в области определения типа источника, что повышает объективность такого анализа и снижает требования к наличию экспертных знаний у обслуживающего систему сейсмоакустического мониторинга персонала.

8. Полученные результаты и разработанные средства дали возможность получить дополнительную информацию о геомеханических процессах, протекающих в массиве горных пород и проявляющихся в регистрируемых сейсмоакустических сигналах естественного происхождения, число которых в условиях месторождения Южное было увеличено на 299060 сигналов или в 15,35 раз.

### З ИССЛЕДОВАНИЕ ОЧАГОВ АКУСТИЧЕСКОЙ ЭМИССИИ В УДАРООПАСНОМ МАССИВЕ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

## 3.1 Особенности пространственной концентрации источников акустических событий

Как показывает практика сейсмоакустического мониторинга с использованием многоканальных систем, деформационные процессы В массиве горных пород сопровождаются формированием очагов разрушения [172-174]. Это обусловлено постепенным прорастанием или объединением (кластеризацией) трещин [175]. В свою трещинообразование сопровождается излучением акустических очередь волн, регистрируемых датчиками, что позволяет осуществлять локацию источников излучения и при низких отклонениях пространственно-временных параметров группировать их в одну очаговую зону, называемую также акустически активной зоной (ААЗ) [176, 177].

В рамках рассматриваемой теории прочности геоматериалов, разрушение массивов горных пород происходит в несколько стадий [178]. На первой стадии нагружения в геоматериале происходит случайное накопление дефектов (микротрещин), сопровождаемое излучением упругих импульсов, распространяющихся по всему объему твердого тела. На следующих стадиях происходит формирование и слияние кластеров близко расположенных трещин, что приводит к образованию более крупных разрывов. Переход разрушения в стадию очага характеризуется ускоренным накоплением дефектов и потерей стационарного состояния. Последняя стадия разрушения представляет собой трещинообразования, интенсивный («лавинообразный») процесс завершающийся разупрочнением материала и преобразованием его потенциальной энергии в кинетическую (разлет осколков, выброс горной массы, подвижка породных блоков).

За период мониторинга с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г. на удароопасном месторождении Южное системой «Prognoz-ADS» было зарегистрировано 9551 сейсмоакустическое событие. Далее на основе типизированных сигналов при помощи разработанного ансамбля нейросетевых моделей, рассмотренного в предыдущей главе, был определен тип источника событий. Типизация событий осуществлялась по наиболее представленному типу сигналов, из которых оно состоит. Таким образом за указанный период мониторинга было выделено 5275 событий, относящихся к естественному трещинообразованию.

На рисунке 3.1 представлены графики изменения с течением времени суммарного количества и медианного значения энергетической характеристики сейсмоакустических событий, излученных в процессе естественного трещинообразования.



Рисунок 3.1 – Среднее количество событий и энергетическая характеристика событий, зарегистрированных на месторождении Южное за период мониторинга, рассчитанные с интервалом за 7 дней

При построении карт распределения всех зарегистрированных сейсмоакустических событий (рис. 3.2) на горизонтальную плоскость или на вертикальный разрез разрабатываемого рудника наблюдается повышенная концентрация событий в отдельных участках породного массива. Концентрация в отмеченной зоне 1 связана с регистрацией техногенных помех в области рудоспуска. Остальные скопления событий в зонах 2-4 частично также вызваны техногенными помехами вследствие добычных и проходческих работ, а частично являются следствием деформационных процессов, происходящих в непосредственной близости от разломных структур.



Рисунок 3.2 – Карты распределения сейсмоакустических событий месторождения Южное в проекциях на горизонтальную плоскость (сверху) и вертикальный разрез (снизу): синими точками – события, ромбы – подземные толчки, пунктирные линии – разломные структуры

Выявленные концентрации сейсмоакустических событий указывают на наличие в данных участках породного массива активных процессов трещинообразования с формированием акустически активных зон, что также подтверждается экспериментальными исследованиями и натурными наблюдениями. В свою очередь, акустически активные зоны, характеризуются рядом параметров, по характеру и величине изменения которых можно судить об особенностях геомеханических процессов с целью прогнозирования динамических проявлений горного давления.

## 3.2 Обоснование применения метода кластерного анализа для решения задачи выделения акустически активных зон

Существует множество алгоритмов объединения объектов в группы по количественным и качественным характеристикам. Но наиболее подходящим и отвечающим природе исследуемых процессов трещинообразования является кластерный анализ, основной особенностью которого является отсутствие известного состава отдельных кластеров, а в некоторых алгоритмах и их количества [179]. В общем случае использование кластерного анализа предполагает итерацию расчёта метрики «похожести» объектов по ряду выбранных признаков и оценку результатов с целью получения наиболее четких границ между кластерами объектов.

В настоящее время в мировой практике существует достаточно большое количество алгоритмов кластеризации, применяемых для различных типов данных. Наиболее распространенными являются метод k-средних (k-means) [180-182] и алгоритм DBSCAN (Density-based spatial clustering of applications with noise) [183-186].

Метод k-средних основан на том, что он стремится минимизировать суммарное квадратичное отклонение точек кластеров от центров этих кластеров. На рисунке 3.3 представлен пример результата работы алгоритма на тестовой выборке, где, как можно заметить, в результате применения алгоритма на выборке с четко локализованными точками алгоритм ведет себя корректно.



Рисунок 3.3 – Результат работы алгоритма k-means на тестовой выборке

Однако алгоритм k-means обладает рядом недостатков. Во-первых, алгоритм предполагает, что для анализа выборки необходимо иметь априорную информацию о количестве кластеров в выборке, что не применимо при анализе параметров сейсмоакустических событий, зарегистрированных системой «Prognoz-ADS». Во-вторых, алгоритм предполагает отнесение анализируемых точек к определенному кластеру, т. е. не предполагает наличие шума вследствие регистрации случайных событий, регистрации техногенных помех или ошибки определения локации. Третьим недостатком является то,

что алгоритм недостаточно хорошо справляется с кластеризацией данных, имеющих специфическое распределение как в случае сложной формы поверхности трещинообразования.

На рисунке 3.4 представлены случаи некорректной работы алгоритма k-means на специфических тестовых выборках.



Рисунок 3.4 – Результат работы алгоритма k-means на выборках со специфическим распределением точек

Указанных выше недостатков алгоритма k-means лишен алгоритм DBSCAN. DBSCAN – это алгоритм кластеризации, позволяющий выделять кластеры произвольной формы в многомерных данных. Алгоритм DBSCAN использует концепции плотности и близости для идентификации кластеров.

На рисунке 3.5 представлена работа алгоритма DBSCAN на выборках со специфическим распределением точек.



Рисунок 3.5 – Результат работы алгоритма DBSCAN на выборках со специфическим распределением точек

К основным параметрам алгоритма относится радиус окрестности  $\varepsilon$  и минимальное количество точек  $n_p$ .  $\varepsilon$  – это максимальное расстояние между двумя объектами для того, чтобы один считался находящимся в окрестности другого, а  $n_p$  – число точек, необходимое для формирования плотного региона (кластера).

Всего в алгоритме DBSCAN выделяется три типа точек. К первому типу относятся точки ядра (Core Points). Точка p является точкой ядра, если в её окрестности с радиусом  $\varepsilon$  содержится не менее  $n_p$  точек, включая саму точку p, что описывается следующим условием

$$\left|N_{\varepsilon}(p)\right| \ge n_{p}.\tag{3.1}$$

Окрестность точки  $N_{\varepsilon}(p)$  описывается выражением

$$N_{\varepsilon}(p) = \left\{ q \in D \,|\, d(p,q) \le \varepsilon \right\},\tag{3.2}$$

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.

Вторым типом точек являются граничные точки (Border Points). К этому типу относятся такие точки, которые сами не являются базовыми точками, но находятся в окрестности других ядерных точек. И к третьему типу относятся точки, не относящиеся ни к базовым, ни к граничным точкам, и называемые шумовыми точками (Noise Points).

Схематически процесс работы алгоритма DBSCAN представлен на рисунке 3.6. Он состоит из следующих последовательных этапов:

1. Посещение каждой точки в наборе и определение количества точек в их окрестностях радиуса  $\varepsilon$ ;

2. Проверка принадлежности к кластеру:

- если точка является ядром, она становится начальной точкой нового кластера;

- все точки в её *є*-окрестности добавляются в этот кластер;

 – для каждой из этих новых точек, являющихся точками ядра, добавляем в кластер точки в их *є* -окрестности;

3. Продолжение роста кластера, пока возможно добавление новых ядерных точек;

4. Переход к следующей точке после завершения формирования текущего кластера.

Результатом выполнения алгоритма DBSCAN являются кластеры точек, имеющие высокую плотность и точки, относящиеся к шуму, не принадлежащие ни одному кластеру.



Рисунок 3.6 – Процесс выполнения алгоритма DBSCAN. Представлено минимальное количество точек, равное 4. Точка А и другие красные точки являются основными точками, поскольку область с радиусом є, окружающая эти точки, содержит по меньшей мере 4 точки (включая саму точку). Поскольку все они достижимы друг из друга, точки образуют один кластер. Точки В и С основными не являются, но достижимы из А (через другие основные точки), и также принадлежат кластеру. Точка N является шумовой, так как она не является ни основной точкой, ни достижимой

На рисунке 3.7 представлен практический пример кластеризации с применением алгоритма DBSCAN. Продемонстрированы также отмеченные серым цветом шумовые

точки, не попавшие ни в один кластер. Кроме того, показано, что точки на краях кластера также помечаются отдельно, что позволяет оценивать форму характерных отдельных кластеров сейсмоакустических событий, а также возможность более точного подбора параметров кластеризации.



Рисунок 3.7 – Пример кластеризации алгоритмом DBSCAN

# 3.3 Кластеризация сейсмоакустических событий на удароопасном месторождении с использованием алгоритма DBSCAN

Как рассматривалось ранее кластеризация с использованием алгоритма DBSCAN предполагает выбор двух основных параметров – метрики расстояния и минимального количества точек в окрестности базовой точки.

В качестве точки отсчёта для поиска оптимального расстояния рекомендовано строить график средних расстояний между соседними точками. Для сейсмоакустических событий такой график показан на рисунке 3.8. Далее следует выбрать интервал значений в месте изгиба. В приведенном случае выберем интервал от 5 до 20 м.



Рисунок 3.8 – График распределения среднего расстояния между событиями

Подбор и оценка качества кластеризации может быть трудоемким процессом особенно форме кластеров, которой, при сложной в частности, обладают сейсмоакустические очаги. Выбор оптимальных параметров для кластеризации событий будем производить по матрице значений расстояния и минимального количества точек в окрестности, итерационно кластеризуя события и оценивая полученные кластеры. В качестве оценочной характеристики воспользуемся такой метрикой внутрикластерного расстояния как индекс Дэвиса-Болдина (Davies-Bouldin Index) [187-189]. 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:

 Для каждого кластера C<sub>i</sub> определяется центроид, т. е. среднее значение всех точек в кластере:

$$\mu_i = \frac{1}{|C_i|} \sum_{x \in C_i} x, \qquad (3.3)$$

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:

$$S_{i} = \frac{1}{|C_{i}|} \sum_{x \in C_{i}} ||x - \mu_{i}||; \qquad (3.4)$$

3. Вычисление межкластерных расстояний как расстояний между центроидами:

$$M_{ij} = \|\mu_i - \mu_j\|;$$
(3.5)

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

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{M_{ij}};$$
(3.6)

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

$$R_i = \max_{i \neq i} R_{ij}; \tag{3.7}$$

Расчёт индекса Дэвиса-Болдина, как среднего значения коэффициента сходства
 *R<sub>i</sub>* по всем кластерам:

$$DB = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} R_i , \qquad (3.8)$$

где *N* – общее количество кластеров.

В результате для оптимизации параметров алгоритма DBSCAN была рассчитана матрица значений индекса Дэвиса-Болдина, варьирующихся в диапазоне от 0,37, до 0,97. Матрица представлена в форме тепловой карты на рисунке 3.9.



Рисунок 3.9 – Матрица значений индекса Дэвиса-Болдина, рассчитанных для кластеров, определённых с использованием параметров расстояния между событиями и количеством событий в окрестности

Анализ полученных значений индекса и графического представления кластеров позволил сделать следующие выводы:

– использование параметров, при которых получаются более высокие значения индекса, приводит к перекластеризации, когда множество событий образует один кластер;

 при более низких значениях индекса, как правило, наблюдается потеря большого количества событий, помечаемых алгоритмом как шум;  наиболее достоверными являются параметры кластеризации при значениях индекса от 0,5 до 0,55, когда наблюдается выраженная кластерная структура и не формируется большое количество мелких очагов.

В результате анализа кластерной структуры были выбраны параметры расстояния между событиями в кластере и количество событий в окрестности равные соответственно 7 м и 13, при этом значение индекса составило 0,5. Всего по пространственному признаку было выделено 20 кластеров.

Далее кластеры были проанализированы по параметру времени регистрации, чтобы отсутствовали долгосрочные разрывы в данных с целью более точного определения времени начала и окончания акустически активной зоны. Стоит отметить, что часть разрывов в данных, как например с 23 по 28 февраля 2023 г. или с 1 по 27 января 2024 г. обусловлена временными техническими неполадками работы оборудования, а не характером регистрируемых данных. Так для ряда ААЗ, представленных на рисунке 3.10, часть событий с более поздним временем регистрации заметно выделяется на фоне общей динамики регистрации событий. Это может быть связано либо с остаточными процессами разгрузки, либо с ошибочным определением локации, поэтому их можно исключить из состава кластера. Из рассматриваемых 8 кластеров всего было удалено 30 событий.



Рисунок 3.10 – Количество событий для ряда кластеров, где наблюдаются разрывы в регистрации данных

В динамике формирования AA3 можно наблюдать фазы менее и более активного увеличения количества событий, как показано на ряде кластеров, представленных на рисунке 3.11.



Рисунок 3.11 – Динамика формирования ряда кластеров с менее и более активными фазами (выделены активные фазы)

Графически полученные кластеры событий представлены на рисунке 3.12. На рисунке 3.13 показаны события, отнесенные к шуму, в распределении которых визуально отсутствуют крупные области концентрации, что является дополнительным подтверждением качественной кластеризации данных.



Рисунок 3.12 – Пространственное расположение ААЗ, выделенных в условиях месторождения Южное



Рисунок 3.13 – Пространственное представление событий, не вошедших ни в одну ААЗ

Развитие акустически активной зоны характеризуется совокупностью параметров сейсмоакустических событий, из которых она состоит. Для обобщения этих параметров использовалось понятие центроида или геометрического центра облака точек. Траектории изменения таких центров для ряда ААЗ представлены на рисунке 3.14. Вычисление перемещений центроида осуществлялось при помощи разделения данных на временные ряды, при этом каждый последующий набор событий включает предыдущие наборы. Далее выполнялся расчёт средних координат событий с определением расстояний между текущими и предыдущими центроидами. Траектории перемещения центров масс для некоторых кластеров представлены на рисунке 3.14.

Дополнительной модификацией данного параметра может выступать расчёт взвешенного центроида относительно энергетической характеристики событий по формулам

$$x_c = \frac{\sum E_i \cdot x_i}{\sum E_i}, \quad y_c = \frac{\sum E_i \cdot y_i}{\sum E_i}, \quad z_c = \frac{\sum E_i \cdot z_i}{\sum E_i}, \quad (3.9)$$

где  $x_i$ ,  $y_i$ ,  $z_i$  и  $E_i$  координаты и энергетическая характеристика событий.



Рисунок 3.14 – Траектории перемещения центроидов 1, 2, 3 и 8 кластеров

Развитие процессов трещинообразования в массиве горных пород также можно охарактеризовать увеличением объема ААЗ за единицу времени. В качестве такого параметра использовался объем минимального выпуклого многогранника, включающего все точки (события). Объемы таких многогранников представлены на рисунке 3.15.



Рисунок 3.15 – Пространственное представление формы AA3, сформированных на месторождении Южное по алгоритму DBSCAN

Оценить концентрацию регистрируемых событий позволяет анализ среднего расстояния между ближайшими регистрируемыми событиями, рассчитываемого по формуле

$$d_{cp} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} d(p_i), \qquad (3.10)$$

где *n*-количество событий в ААЗ;

 $d(p_i)$ - среднее расстояние до ближайших соседей для i-й точки, вычисляемое по формуле

$$d(p_i) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^{m} \sqrt{\left(x_i - x_j\right)^2 + \left(y_i - y_j\right)^2 + \left(z_i - z_j\right)^2}, \qquad (3.11)$$

где *x*, *y*, *z*-координаты событий;

m- количество ближайших соседей, примем m = 10.

Статистические параметры по выделенным акустически активным зонам приведены в таблице 3.1.

Табли	ща 3.	1 –	- Сводная	таблица	пара	метров	акустич	аески	активны	х зон	на	момент
после	последнего зарегистрированного в них события											
í I	Π											

	Дата регистрации		1/	Суммарная	Объём	Среднее расстояние	
N⁰	первого	последнего	событий	энергетическая	выпуклой	между соседними	
	события события		COOBITAIN	характеристика	поверхности, м <sup>3</sup>	событиями, м	
1	15.12.2022	28.12.2023	82	15308,82	4707,40	4,47	
2	03.12.2022	08.02.2024	679	20013,77	74762,28	4,17	
3	04.12.2022	08.02.2024	1232	20343,52	22615,91	1,75	
4	03.12.2022	15.02.2023	48	25492,72	1330,30	3,50	
5	03.12.2022	03.05.2023	102	2536,91	6240,33	4,46	
6	07.12.2022	14.02.2023	88	2381,63	5174,85	4,72	
7	07.12.2022	07.09.2023	17	3291,98	196,14	4,18	
8	11.12.2022	08.02.2024	164	3634,81	13006,42	4,43	
9	14.12.2022	30.11.2023	28	139,03	481,86	3,76	
10	08.12.2022	18.01.2023	28	342,45	1204,70	5,33	
11	17.12.2022	01.02.2023	32	277,49	404,74	3,57	
12	12.12.2022	30.05.2023	16	410,49	439,16	6,16	
13	20.12.2022	16.05.2023	31	308,41	279,05	3,13	
14	04.12.2022	30.01.2024	14	131,56	214,36	5,27	
15	03.01.2023	22.05.2023	47	6261,09	2151,19	4,72	
16	08.12.2022	15.08.2023	25	701,69	804,38	5,42	
17	17.12.2022	25.12.2023	15	134,20	242,32	4,96	
18	03.12.2022	13.08.2023	18	938,83	396,22	5,21	
19	19.12.2022	08.12.2023	17	117,45	331,22	5,41	
20	20.12.2022	11.10.2023	14	563,60	185,70	4,90	

Из анализа времени последнего события в акустически активных зонах можно сделать вывод, что условно действующими на момент 9 февраля 2024 г. являются 4 зоны с номерами 1, 2, 3 и 14. Остальные находятся в неактивной фазе. Выявленные ААЗ требуют более пристального наблюдения при осуществлении геомеханического мониторинга с анализом количества регистрируемых в них сейсмоакустических событий в единицу времени.

Графически изменение количественных параметров акустически активных зон, рассчитанные с частотой в 3 дня, представлены на рисунке 3.16 на примере 2 и 3 акустически активных зон, включающих 679 и 1232 события соответственно.



Рисунок 3.16 – Графики изменения количества и геометрических параметров сейсмоакустических событий 2 и 3 кластеров, рассчитанные с периодичностью 3 дня

Большего понимания происходящих процессов можно добиться, воспользовавшись относительными показателями, представляющими собой отношение числа регистрируемых

событий к изменению оцениваемой меры длины или объема. Данные характеристики позволят производить анализ стадии развития трещинообразования в массиве горных пород, проявляющегося во включении новых областей с появлением новых поверхностей разрушения или с эволюцией существующих трещин.

Для удобства восприятия и переходу к относительным величинам, характеризующим периодичное изменение параметров ААЗ была выполнена их нормализация с приведением значений к диапазону от 0 до 1. Значения параметров рассчитаны с частотой временного ряда, равной 3 дня, и представлены на рисунке 3.17.



Рисунок 3.17 – Графики относительного изменения параметров 2 и 3 ААЗ, характеризующие процессы включения в процесс трещинообразования новых областей и повышение концентрации регистрируемых событий, рассчитанные с периодичностью 3 дня

#### Выводы по главе 3

1. По результатам анализа сейсмоакустических событий месторождения Южное выявлены акустически активные зоны, являющиеся следствием процессов трещинообразования в массиве горных пород, что проявляется в повышенной концентрации источников акустического излучения.

2. Для определения пространственных характеристик очагов разрушения породного массива использован алгоритм DBSCAN, при этом выполнен подбор его параметров на основе индекса Дэвиса-Болдина, к которым относится радиус окрестности события в кластере, равный 7 м, и количество ближайших соседей, равное 13.

3. На основе кластерного анализа сейсмоакустических данных по пространственным и временным характеристикам с подобранными параметрами в массиве месторождения Южное выявлено 20 акустически активных зон.

4. Для выявленных акустически активных зон на основе временных рядов, геометрического центра облака точек с использованием энергетической характеристики в качестве веса и среднего расстояния между соседними сигналами рассчитаны статистические параметры, характеризующие процессы развития очагов активного перераспределения напряжений.

5. Разработанные программно-методические средства кластеризации и оценки групп событий, выделенные с их помощью и рассчитанные характеристики акустически активных зон позволяют локализовать очаги повышенного горного давления и исследовать динамику их развития.

6. В процессе геомеханического мониторинга выявленные участки повышенной удароопасности должны находиться под пристальным наблюдением с оценкой абсолютных и относительных параметров регистрируемых сейсмоакустических данных для определения закономерностей возникновения и прогнозирования опасных динамических проявлений горного давления.

### 4 РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНО-МЕТОДИЧЕСКИХ СРЕДСТВ ДЛЯ ОЦЕНКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ГЕОМЕХАНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПОРОДНОГО МАССИВА

## 4.1 Анализ проявлений горного давления на объекте сейсмоакустического мониторинга

На удароопасном месторождении Южное за весь период эксплуатации было зарегистрировано свыше 2 тыс. динамических проявлений горного давлений. За исследуемый период с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г. зафиксировано 21 проявление, часть из которых является сериями динамических событий, следующих друг за другом. Информация по проявлениям горного давления взята из специальных журналов службы прогноза и предотвращения горных ударов и приведена в таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Проявления горного давления, зарегистрированные на месторождении Южное за период мониторинга с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г.

	1 1 1	- 71		1 -
N⁰	Дата	Время	Тип проявления	Расположение
2091	13.12.2022	1:27	толчок	гор. 440, блок 1-440
2092	13.12.2022	1:27	толчок	гор. 440, блок 1-440
2093	13.12.2022	1:27	толчок	гор. 440, блок 1-440
2094	23.12.2022	5:18	толчок	гор. 455, блок 1-440
2095	23.12.2022	5:18	толчок	гор. 455, блок 1-440
2096	23.12.2022	5:18	толчок	гор. 455, блок 1-440
2097	23.12.2022	_	заколообразование	гор. 437, разведочный штрек
2098	23.01.2023	16:15	толчок	гор. 440, блок 1-440
2099	26.01.2023	14:00	щелчок	гор. 427, блок 8-411
2100	02.02.2023	18:36	толчок	гор. 482
2101	05.02.2023	18:05	толчок	гор. 426
2102	15.02.2023	2:11	щелчок	блок 1-480
2103	16.02.2023	18:19	толчок	блок 6-480
2104	18.02.2023	14:20	толчок	гор. 463, блок. 6-7-440
2105	18.02.2023	14:20	толчок	гор. 483, блок 6-480
2106	19.02.2023	11:00	шелушение	гор.427, блок 8-411
2107	27.03.2023	5:22	щелчок	блок 8-411
2108	28.09.2023	_	заколообразование	гор. 480, вентиляционный уклон
2109	29.10.2023	_	заколообразование	гор. 411, блок 7
2110	17.04.2023	_	вывал	нет информации
2111	12.12.2023	_	вывал	блок 6-411

Часть зафиксированных проявлений была соотнесена по времени и расположению с сейсмоакустическими событиями, зарегистрированными системой «Prognoz-ADS». Обнаружено 14 таких проявлений, при этом точное время для некоторых из них не отражено в журнале. Поэтому события для таких проявлений выбирались по ряду характерных признаков, основным из которых являлась последовательная регистрация за короткий промежуток времени событий одной приемной антенной. В таблице 4.2 представлена информация по событиям, вызванных проявлениями горного давления.

№ проявления	Дата	Время	Количество событий	Суммарная энергетическая характеристика событий, Дж	Среднее расстояние между событиями, м	Среднее время между событиями, мс
2094	23.12.2022	5:18	1	6624	_	_
2095	23.12.2022	5:18	1	1147	_	-
2096	23.12.2022	5:18	1	952	_	-
2100	02.02.2023	18:36	9	682	18	350
2101	05.02.2023	18:05	1	5511	_	-
2102	15.02.2023	2:11	1	944	_	-
2103	16.02.2023	18:19	5	2396	19	408
2104	18.02.2023	14:20	2	14213	4	4
2105	18.02.2023	14:20	3	9775	30	103
2107	27.03.2023	5:22	2	18	13	299
2108*	28.09.2023	14:38	2	2	1	281
2109*	29.10.2023	22:26	3	23	8	406
2110*	17.04.2023	11:24	1	15	_	_
2111*	12.12.2023	11:15	9	56	10	281

Таблица 4.2 – Проявления горного давления, соотнесенные с сейсмоакустическими событиями, зарегистрированными системой «Prognoz-ADS»

\*Отмечены проявления, для которых не указано время, и оно подбиралось по событиям

По оставшимся 7 проявлениям локационных событий выявить не удалось, что связано с их расположением вне зоны контроля системы. Это не позволяет сформировать события из-за недостаточного количества зарегистрированных геофонами сигналов. Однако можно предположить, что отдельные сигналы, излученные этими проявлениями, также регистрировались.

Если проанализировать пространственное расположение лоцированных проявлений и акустически активных зон, выявленных в предыдущей главе, то можно заметить, что только 4 из 14 проявлений находятся внутри AA3 (2107 в 1 кластере, 2108 во 2 кластере, 2109 в 3 кластере) или в их непосредственной близости (2111 в близости от 1 кластера). Графически их взаимное расположение показано на рисунке 4.1. Следует отметить, что все выделенные акустически активные зоны находятся в области покрытия сети датчиков. Таким образом, можно сделать вывод, что большая часть зарегистрированных горнодинамических проявлений находится вне зоны контроля системы геомеханического мониторинга, по крайней мере в рассматриваемый период времени. Однако, несмотря на регистрацию сейсмоакустических событий, инициированных проявлениями горного давления, вне ААЗ, сейсмоакустическая система зарегистрировала некоторое количество данных (сигналов и событий), в этих областях.



Рисунок 4.1 – Пространственное расположение горнодинамических проявлений (ромбы, линии), акустически активных зон (точки, многогранники) и датчиков (перекрестия)

### 4.2 Расчёт временных рядов, характеризующих сейсмоакустическую активность

Данные, регистрируемые системой «Prognoz-ADS», можно представить в виде регулярных временных рядов, т. е. отсчётов времени с рассчитанными характеристиками в каждый момент времени с заданной периодичностью [190-193].

Для построения временных рядов и анализа сейсмоакустической активности был произведен расчёт параметров для следующих групп сигналов и событий, источник которых был классифицирован во 2 главе как естественное трещинообразование, и акустически активных зон, обнаруженных в главе 3:

- все сейсмоакустические события;
- события, входящие в отдельные акустически активные зоны;
- сигналы, входящие в отдельные акустически активные зоны.

В качестве расчётных параметров данных категорий выступали различные статистические параметры, вычисленные по характеристикам сигналов, событий и ААЗ. Расчётные параметры обобщены в таблице 4.3.

Категория ланных	Параметры	Статистические оценки		
Zambix	Амплитула	Количество		
	Длительность			
C	Длительность фронта	Стандартное отклонение		
Сигналы по	Порог регистрации	Минимальное значение		
Датчикам	Площадь	25-й перцентиль		
Сигналы ААЗ	MARSE	50-й перцентиль (медиана)		
	Время между соседними сигналами	75-й перцентиль		
	Количество переходов через 0	Максимальное значение		
	Скорость Р-волны сигналов события	Размах данных		
Все события	Координаты х, у, z	Среднеквадратичное отклонение Стандартная ошибка среднего		
События ААЗ	Энергетическая характеристика			
	Погрешность времени прихода сигналов	значения		
	Геометрический центр (центроид)	Смещение центроида		
	Варешенный геометрицеский центр	Отношение количества к		
	Взвешенный геометрический центр	смещению центроида		
		Увеличение объёма		
События ААЗ	Объем оболочки	Отношение количества к		
		увеличению объема		
		Среднее расстояние		
	Расстояние между событиями в ААЗ	Отношение среднего расстояния к		
		количеству		

Таблица 4.3 – Параметры временных рядов сейсмоакустических данных

Дополнительно вычислялись разности параметров, т. е. значение такой характеристики равнялось разности значения параметра на текущем и предыдущем отсчётах временного ряда. Общее количество оцениваемых параметров по сигналам составило 180, по событиям – 134, по событиям в ААЗ – 150.

Пример 10 рассчитанных параметров по сигналам, зарегистрированных датчиком 009-017 в период возникновения проявления 2093, с выполненным z-преобразованием представлен на рисунке 4.2.

Пример рассчитанных параметров сейсмоакустических сигналов и событий 2-го кластера, зарегистрированных в период возникновения проявления 2109, с выполненным z-преобразованием представлен на рисунке 4.3.



Рисунок 4.2 – График изменения z-нормализованных параметров сигналов с течением времени до и после подземного толчка 2093, произошедшего 13 декабря 2022 г. на месторождении Южное



Рисунок 4.3 – График изменения z-нормализованных параметров сигналов (сверху) и событий (снизу) 2-го кластера с течением времени до и после заколообразования 2109, произошедшего 29 октября 2023 г. на месторождении Южное

Важно отметить, что значения параметров для каждого временного отсчёта вычислялись на основе прошлых данных. Например, для временного ряда с интервалом 1 день значения определяются за предыдущий день – на основе известных данных. Эта особенность учитывает прогностическое назначение разрабатываемых моделей.

Расчёт временных рядов выполнялся с различными интервалами от 15 мин до 1 месяца для анализа разномасштабных данных с целью определения зависимостей между признаками и проявлениями горного давления.

Большое количество параметров, рассчитанных для временных рядов разной периодичности, не позволили произвести их ручной анализ с целью выбора наиболее предпочтительных признаков и определения зависимостей для предсказания удароопасности. Поэтому решение поставленных задач осуществлялось с применением методов машинного обучения, что будет рассмотрено далее.

### 4.3 Особенности применения методов машинного обучения для предсказания редких проявлений горного давления

Перед использованием алгоритмов машинного обучения, каждый отсчёт временного ряда помечался бинарной меткой 0 или 1. Все отсчёты, в которые произошло проявление горного давления, помечался 1, остальные – 0. Далее все метки сдвигались на один отсчёт назад по временному ряду для оценки значений признаков, предшествующих проявлениям.

Как отмечалось ранее, большое количество рассчитанных временных рядов и параметров сейсмоакустических данных не позволяют осуществлять ручную обработку данных и поиск надёжных закономерностей для раннего предупреждения удароопасности. Поэтому для сокращения количества анализируемых данных потребовалось определить параметры, в наибольшей степени коррелирующие с зафиксированными проявлениями горного давления.

Для этого применялся алгоритм случайного леса [194]. Он относится к ансамблевым методам машинного обучения и предназначен для решения классификационной или регрессионной задачи. Алгоритм случайного леса основан на использовании множества решающих деревьев, которые последовательно разбивают данные на подгруппы с учетом значений входных признаков.

Одним из преимуществ данного алгоритма является возможность оценки значимости признаков [195] на основе одного из двух подходов: на основе уменьшения критерия разбиения (Gini Importance или Mean Decrease Impurity) или перестановок (Permutation Importance). При оценке важности признаков сейсмоакустических данных использовался первый подход на основе критерия Джини, предполагающий, что важность признака оценивается как среднее снижение критерия по всем деревьям леса. Критерий Джини вычисляется по формуле

$$G = 1 - \sum_{i=1}^{k} p_i^2, \qquad (4.1)$$

где  $p_i$  – вероятность того, что объект из данного узла дерева принадлежит классу i;

*k* – количество узлов.

При разбиении узла на основе признака *j*, уменьшение критерия Джини вычисляется как разница между значением критерия Джини до и после разбиения:

$$\Delta G_j = G_{parent} - \left(\frac{n_{left}}{n}G_{left} + \frac{n_{right}}{n}G_{right}\right),\tag{4.2}$$

где *n* – количество объектов в родительском узле;

 $n_{left}$ ,  $n_{right}$  – количество объектов в левом и правом дочерних узлах, соответственно;

 $G_{parent}$ ,  $G_{left}$ ,  $G_{right}$  – значения критерия Джини для родительского и дочерних узлов.

Благодаря использованию данного подхода, для каждого временного ряда была произведена сортировка признаков по их важности на основе критерия разбиения. Порядок признаков для каждого временного ряда был уникален и строгих закономерностей в преобладании одних признаков над другими выявить не удалось. Таким образом, в признаковое пространство моделей, представленных в следующих разделах, вошли по 20 параметров сейсмоакустических данных для каждого временного ряда, которые в наибольшей степени помогают моделям случайного леса разделять временные отсчеты с проявлениями и без.

Другим алгоритмом машинного обучения, используемым для решения задачи классификации, являлся градиентный бустинг, который также предполагает ансамблевый подход с применением множества слабых моделей [196]. Такими моделями могут являться деревья решений. Но в отличие от случайного леса, где деревья строятся и обучаются независимо, в градиентном бустинге новая модель учится на ошибках предыдущих моделей. Итоговая модель градиентного бустинга – это ансамбль последовательно построенных слабых моделей, работающих совместно.

Важной особенностью решаемой задачи является малое количество объектов (отсчётов времени) с целевой меткой 1. Такой вид задач называется прогнозированием редких событий, при котором наблюдается существенный дисбаланс классов объектов. Поэтому для компенсации дисбаланса при обучении моделей случайного леса и градиентного бустинга использовалось взвешивание объектов двух классов отсчетов временных рядов, при этом веса вычислялись индивидуально для каждого временного ряда.

При взвешивании каждому классу временных отсчётов с проявлениями и без присваивается вес. Нормализованные веса для классов определялись согласно формуле

$$w_k = \frac{N}{KN_k},\tag{4.3}$$

где K – количество классов, при бинарной классификации K = 2;

 $N_k$  – общее количество объектов в обучающей выборке класса k,  $k \in \{0,1\}$ ;

 $N_k$  – количество объектов более частого класса ( $N_0$ ) или более редкого класса ( $N_1$ ).

Применительно к нашей задаче веса классов варьировались в широких пределах, т. к. в случае временного ряда с интервалом 1 месяц количество отсчётов может составлять десятки, а в случае 15-ти минутного интервала – десятки тысяч за рассматриваемый период наблюдений.

Рассчитанные веса применялись в функции потерь дерева решений, чтобы сделать ошибки на редком классе более значимыми для модели – ошибка на объекте редкого класса умножалась на больший вес, чем на объекте частого класса. Модифицированная функция потерь дерева решений с весами классов в случайном лесе вычислялась по формуле

$$L_{tr} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} w_{ki} \cdot \left( y_i - y_i \right)^2, \qquad (4.4)$$

где *y<sub>i</sub>* – истинная метка *i* -го объекта;

*у<sub>i</sub>* – предсказание для *i* -го объекта;

*w*<sub>*ki*</sub> – вес *k* -го класса объекта.

В случае обучения моделей бинарной классификации на основе градиентного бустинга модифицированная функция потерь с весовыми коэффициентами вычислялась по формуле

$$L_{gb} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left( w_1 y_i \log\left(p_i\right) + w_0 \left(1 - y_i\right) \log\left(1 - p_i\right) \right), \tag{4.5}$$

где *w*<sub>1</sub>, *w*<sub>0</sub> – веса класса 1 и 0 соответственно;

 $p_i$  – предсказанная моделью вероятность отнесения *i* -го объекта к целевому классу 1.

Для предсказания редких проявлений горного давления на основе временных рядов широко применяются рекуррентные нейронные сети (RNN). RNN и их подвид LSTM (Long Short-Term Memory) используются для анализа последовательных данных, к которым, в частности, относятся временные ряды [197, 198]. Основной особенностью LSTM сетей является способность сохранять информацию о предыдущих состояниях через большие промежутки времени.

В обученных LSTM сетях для компенсации дисбаланса объектов редкого класса применялась фокальная функция потерь [199, 200], модифицирующая стандартную бинарную функцию кросс-энтропии:

$$L_{focal} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left( \alpha y_i \left( 1 - p_i \right)^{\gamma} \log \left( p_i \right) + \left( 1 - y_i \right) p_i^{\gamma} \log \left( 1 - p_i \right) \right), \quad (4.6)$$

где *α* – весовой коэффициент, управляющий балансом между точностью и полнотой предсказания объектов и увеличивающий штраф за ошибки выделения целевого объектов класса;

*γ* – фокусирующий параметр, определяющий насколько более достоверные прогнозы
вносят вклад в общие потери.

Рассмотренные модифицированные функции потерь будут использоваться для обучения всех рассматриваемых далее моделей машинного обучения.

Для возможности совместного анализа вероятностей проявлений, предсказываемых для временных рядов с разной периодичностью, проводилось их усреднение. Это упрощение может привести к ложным срабатываниям модели. Однако такое решение обусловлено тем, что возникающие признаки удароопасности на краткосрочном периоде могут привести к более серьезным последствиям в более долгосрочной перспективе.

На представленных в следующих разделах графиках распределения вероятностей часть малых значений вероятностей ниже 10<sup>-3</sup> удалена для удобства восприятия.

## 4.4 Предсказание динамических проявлений горного давления с обучением на всех данных

В качестве первой задачи, которая решалась с применением прогностических моделей машинного обучения, выступала оценка возникновения проявлений горного давления при обучении моделей на всем периоде наблюдений. Такой подход позволяет в целом оценить прогностическую способность моделей машинного обучения. Для этого было выполнено обучение моделей градиентного бустинга и случайного леса на всех данных по каждому временному ряду. Затем предсказывались значения для каждого отсчёта времени. Полученные результаты представлены на рисунке 4.4.

Такой метод предсказания на исторических данных может применяться для обнаружения интервалов времени с повышенной удароопасностью с целью их более детального исследования или использования в качестве целевых объектов класса для обучения моделей. Также повышенная вероятность предсказания может говорить о наличии незафиксированных проявлений горного давления. Для условий месторождения Южное было выявлено всего 2 незначительных превышения вероятностей 15 января и 9 апреля 2023 г., что отражено на рисунке 4.5. В целом можно заключить, что такие модели хорошо предсказывают удароопасность на обучающей выборке, но достоверность их обобщения на новые данные должна быть проверена в будущих исследованиях.



Рисунок 4.4 – Вероятность возникновения проявлений горного давления, предсказанными моделями случайного леса и градиентного бустинга, обученными на всем периоде наблюдений


Рисунок 4.5 – Усредненные значения вероятностей возникновения проявлений горного давления на месторождении Южное, предсказанные моделями случайного леса и градиентного бустинга

109

# 4.5 Предсказание динамических проявлений горного давления с применением тестовой выборки

Чтобы удостовериться, что модели, обученные на данных временных рядов способны выявлять признаки, предшествующие удароопасному состоянию, использовался классический подход машинного обучения, предполагающий разделение данных на обучающие и тестовые датасеты в количестве 70% и 30%. При этом выполнялось стратифицированное разделение таким образом, чтобы в отчёты с проявлениями горного давления попадали одни и те же явления. Это позволило получить независимые выборки и данные с целевой меткой 1. Благодаря этому, параметры из тестовых выборок, зарегистрированные за один отсчёт до произошедших проявлений, не участвовали в обучении моделей. В тестовые выборки всех моделей, обученных на разных временных рядах, попали проявления 2094, 2095, 2096, 2098, 2106, 2108, 2110 (табл. 4.1).

При таком подходе в качестве моделей использовались алгоритмы случайного леса и градиентного бустинга. Применение рекуррентных нейронных сетей в таком случае ограничено из-за предпочтительного использования последовательных данных для их обучения.

В общем итоге было обучено по 727 моделей случайного леса и градиентного бустинга по сейсмоакустическим сигналам и событиям, зарегистрированных разными датчиками и входящими в разные кластеры соответственно. Далее осуществлялся прогноз вероятности опасных динамических проявлений для данных в обучающих и тестовых выборках. Все полученные результаты были объединены и усреднены по отсчетам временных рядов, если их было несколько, а часть результатов с низкими значениями вероятностей – отфильтрованы.

На рисунке 4.6 представлены итоговые результаты прогнозирования для нескольких отрезков времени, включающих проявления горного давления из тестовых выборок. Для комплексной оценки полученных результатов и удобства восприятия все полученные вероятности были усреднены со скользящим окном равным 2 часа.

По полученным результатам были сделаны следующие выводы:

 прогнозные значения, полученные при помощи моделей случайного леса и градиентного бустинга близки по значению и отличаются не более, чем на 15% по отдельным отсчётам времени;

 наличие нескольких пиков перед проявлением возникает по причине разных интервалов, используемых для расчёта временных рядов; – если выбрать пороговое значение вероятности равное 0,2, то точность прогнозных оценок по проявлениям горного давления составит 84%: комплекс обученных моделей успешно идентифицирует все 21 проявление удароопасности и ошибочно детектирует ещё 4 события, при этом стоит учитывать, что данные проявления могли остаться незамеченными и не были внесены в журнал геодинамических явлений.



Рисунок 4.6 – Вероятности возникновения проявлений горного давления, предсказанные моделями случайного леса и градиентного бустинга для периодов времени, включающих проявления из тестовых датасетов

## 4.6 Предсказание динамических проявлений горного давления со скользящим окном

Недостатком рассмотренного в предыдущем разделе подхода, предусматривающего случайное разделение на обучающую и тестовую выборку, является то, что он не соответствует фактическому процессу осуществления мониторинга с использованием сейсмоакустических систем в непрерывном режиме реального времени. При эксплуатации таких систем возникает задача оценивать вероятность возникновения проявлений горного давления в текущий момент времени, основываясь на зарегистрированных ранее данных.

Поэтому более полезным и естественным, отвечающим динамическому характеру временных рядов является метод пошагового (инкрементального) обучения моделей на основе новых поступающих данных. Такой подход к обучению возможен в случае применения нейронных сетей, но в стандартных реализациях градиентного бустинга и случайного леса является не применимым. По этой причине для этих ансамблевых алгоритмов проводилось переобучение моделей на каждом шаге, что также отвечает поставленной задаче – предсказание удароопасности в режиме реального времени.

Для варианта нейронных рекуррентных сетей подход пошагового обучения заключался в том, что для каждого временного ряда в качестве начального обучающего датасета выбирался участок до возникновения 1-го проявления. Это соответствует периоду времени с даты начала регистрации первых сигналов системой «Prognoz-ADS» – 3 декабря 2022 г. до момента возникновения проявлений 2091, 2092 и 2093, произошедших примерно в одно время – 13 декабря 2022 г. Далее каждая нейронная сеть обучалась на данных этого периода, и выполнялся прогноз наличия проявления для одного следующего отсчёта времени. Затем модель дообучалась данными этого отсчёта и предсказание выполнялось уже для следующего отсчета и так далее, пока не был достигнут последний отсчёт временного ряда.

Стоит отметить, что точность итоговых моделей при таком обучении, когда делается предсказание для каждого последующего шага, оказалась меньше, чем при подходе, основанном на обучающей и тестовой выборках. С другой стороны, получаемые с их помощью результаты обладают гораздо большей практической значимостью, а их точность должна увеличиваться с увеличением количества динамических проявлений горного давления, которые они будут «учиться» выделять из общего потока данных.

На рисунке 4.7 представлены примеры результатов предсказаний моделей рекуррентных сетей, обученных таким способом.

112



Рисунок 4.7 – Графики вероятностей возникновения горнодинамических проявлений для части моделей рекуррентных сетей

В итоге было установлено, что полученные рекуррентные сети обладают гораздо большей чувствительностью, чем рассмотренные ранее ансамблевые модели. Это приводит к множеству ложных срабатываний на всем периоде наблюдений. Поэтому в текущей реализации их прогнозные значения будут использоваться в качестве дополнительного признака удароопасности. С целью минимизации ошибок каждая такая модель исследовалась отдельно и определялись пороговые значения вероятностей, при которых она способна детектировать каждое из проявлений. По всем моделям и проявлениям были определены максимальные значения вероятности за несколько отсчетов перед каждым проявлением. Затем эти значения были обобщены при помощи вычисления минимального, максимального, среднего и медианного значений. Эти расчеты определяются следующим выражением:

$$f(p) = f\left(\max_{i=S_{1}-n}^{S_{1}-1} p(t_{i}), \dots, \max_{i=S_{m}-n}^{S_{m}-1} p(t_{i})\right),$$
(4.7)

где f(p) – функция вычисления минимума, максимума, среднего или медианного значений,

*t<sub>i</sub>* – отсчёт временного ряда, используемого для обучения и прогнозирования рекуррентной сети,

113

S<sub>1</sub>, ..., S<sub>m</sub> – порядковые номера отсчётов времени, в которые произошли проявления,

т – количество проявлений горного давления,

*n* – размер скользящего окна, используемый при обучении рекуррентной сети.

Часть полученных значений приведена в таблице 4.4.

Таблица	4.4	_	Статистические	параметры	предсказанных	вероятностей	моделей
рекуррен	тных	сет	ей				

Элемент	Интервал	Минимум	Максимум	Среднее	Медиана
009-002	4ч	0,71	0,87	0,79	0,79
009-002	8ч	0,72	0,82	0,77	0,77
009-003	8ч	0,25	0,64	0,445	0,45
009-006	8ч	0,71	0,71	0,71	0,71
009-001	12 ч	0,27	0,95	0,51	0,32
009-002	12 ч	0,34	0,46	0,4	0,40
009-002	18 ч	0,97	0,97	0,97	0,97
009-002	1 день	0,22	0,70	0,45	0,44
009-003	1 день	0,40	0,99	0,64	0,53
009-002	2 дня	0,25	0,76	0,49	0,50
	15 мин	0,32	0,98	0,66	0,68
	30 мин	0,30	0,70	0,50	0,50
	1ч	0,73	0,89	0,81	0,81
	4 ч	0,37	0,97	0,73	0,86
C	8ч	0,32	0,52	0,45	0,48
Сигналы	12 ч	0,64	0,64	0,64	0,64
2 кластера	18 ч	0,66	0,66	0,66	0,66
	1 день	0,63	0,84	0,74	0,74
	2 дня	0,27	0,68	0,49	0,50
	3 дня	0,39	0,70	0,55	0,55
	1 неделя	0,50	0,80	0,65	0,65
	1ч	0,32	0,64	0,47	0,44
	8ч	0,27	0,90	0,59	0,59
Cofermun	12 ч	0,25	0,79	0,52	0,52
2 кнастеро	18 ч	0,44	0,74	0,59	0,59
5 кластера	1 день	0,77	0,77	0,77	0,77
	3 дня	0,53	0,75	0,64	0,64
	1неделя	0,75	0,75	0,75	0,75
Bce	12 ч	0,36	0,87	0,68	0,80
акустические	18 ч	0,38	0,54	0,46	0,45
события	3 дня	0,57	0,86	0,74	0,78

После тестирования статистических параметров в качестве граничного значения вероятности было выбрано медианное значение, как показывающее наилучшие результаты. Т. е. при оценке удароопасности при помощи рекуррентных сетей не учитывались прогнозные вероятности меньше установленного медианного значения по конкретному временному ряду.

Дополнительно производилось поэтапное обучение моделей случайного леса и градиентного бустинга с предсказанием вероятности возникновения горнодинамического проявления для каждого последующего временного отсчёта. Это позволило получить графики прогнозирования удароопасности, представленные на рисунке 4.8.



Рисунок 4.8 – Усредненные вероятности возникновения проявлений горного давления, полученные при помощи последовательных предсказаний моделями случайного леса, градиентного бустинга и рекуррентных сетей

Как и предполагалось, точность таких моделей оказалась ниже, чем при случайном разбиении на обучающую и тестовую выборки с большим количеством ложных срабатываний. Несмотря на это повысить точность прогнозных оценок при таком подходе позволяет следование следующим рекомендациям:

 при оценке опасности возникновения динамических проявлений горного давления, следует учитывать предыдущие значения вероятностей и брать во внимание локальные максимумы;

 следует комплексно оценивать предсказания моделей различных типов, потому что суммарная вероятность возникновения проявлений оказывается более достоверной;

– на интервалах времени, где наблюдается частая или наоборот редкая регистрация проявлений, более чувствительные модели рекуррентных сетей срабатывают лучшим образом, поэтому в таких случаях следует в большей степени ориентироваться на них.

#### Выводы по главе 4

1. За период мониторинга на месторождении Южное с 3 декабря 2022 г. по 9 февраля 2024 г. зарегистрировано 21 проявление горного давления. Из них 14 зарегистрированы в качестве сейсмоакустических событий системой «Prognoz-ADS», остальные 7 находятся вне зоны контроля и их локализовать не удалось.

2. Большое количество рассчитанных статистических параметров сейсмоакустических сигналов, событий и акустически активных зон для различных временных рядов не позволяет использовать для обучения моделей машинного обучения ручной выбор признаков, наиболее коррелирующих с проявлениями горного давления. Поэтому индивидуально для каждого временного ряда и, соответственно, модели осуществлялся выбор 20 наиболее информативных признаков с применением алгоритма случайного леса.

3. Из-за редкости проявлений горного давления при обучении в значительной степени проявлялся дисбаланс классов, который компенсировался взвешиванием объектов для моделей случайного леса и градиентного бустинга и применением фокальной функции для моделей рекуррентных нейронных сетей.

4. При использовании подхода на основе обучающей и тестовой выборки для моделей случайного леса и градиентного бустинга удалось добиться хорошей прогностической способности. При выборе порогового значения вероятности равным 0,2 на выходе моделей точность их прогнозных оценок составит 84% на совокупном объеме обучающих и тестовых данных.

5. Чтобы учесть динамический характер временных рядов и оценить возможность использования моделей в режиме реального времени, проводилось инкрементное обучение рекуррентных нейронных сетей и переобучение ансамблевых моделей на основе деревьев. Это позволило последовательно прогнозировать вероятность возникновения геодинамических явлений «шаг за шагом». При таком подходе следует комплексно анализировать предсказания моделей разных типов, оценивать их вероятности относительно предыдущих значений и учитывать их способность к прогнозированию в зависимости от частоты возникновения проявлений.

6. Обучение моделей машинного обучения на всех зарегистрированных данных позволяет достоверно прогнозировать проявления удароопасности, а также определять на исторических данных моменты времени с повышенной вероятностью возникновения геодинамических явлений, которые могли быть не зафиксированы на объекте мониторинга.

7. Для повышения эффективности и безопасности горных работ на месторождении Южное рекомендуется внедрение разработанных средств прогнозирования динамических проявлений горного давления в производственный процесс с целью проверки надежности их предсказаний, разработки методики оценки удароопасного состояния с их применением и возможного дальнейшего совершенствования на основе новых получаемых знаний о напряженно-деформированном состоянии породного массива.

#### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе дано решение научно-технической задачи по прогнозированию опасных динамических проявлений горного давления с применением сейсмоакустического метода и разработанных алгоритмов искусственного интеллекта, что имеет существенное научно-практическое значение для управления горным давлением и для повышения эффективности и безопасности отработки удароопасного месторождения Южное.

Основные научные и практические результаты диссертационной работы заключаются в следующем:

1. В процессе сейсмоакустического мониторинга отработки месторождения Южное установлены отделяемые разработанными алгоритмами характерные особенности помеховых сигналов техногенного происхождения, проявляющиеся в повторяющихся временных интервалах между соседними буровыми сигналами, регистрируемыми одним датчиком, а также проявляющиеся в суточных циклах активности взрывных работ. Отделение их от функциональных сигналов разрушения массива горных пород рекомендуется по результатам анализа признакового пространства сейсмоакустических сигналов с использованием алгоритмов понижения размерности.

2. Подготовлены наборы сейсмоакустических сигналов, необходимые и достаточные для реализации интеллектуальной системы обучения классификационных нейросетевых моделей, обеспечивающих использование выявленных закономерностей в амплитудночастотных характеристиках сигналов различных типов и разработанного алгоритма их кластеризации.

3. На основе нормализации признакового пространства и балансировки количественного состава групп сигналов, применения ансамблевого подхода и подбора гиперпараметров разработан и обучен комплекс вероятностных нейросетевых бинарных классификаторов для эффективного автоматического определения типа источника регистрируемых сигналов и сейсмоакустических событий. Данный метод применен в акустической системе контроля горного давления «Prognoz-ADS» на уровне разработанных программных средств.

4. Применение для сейсмоакустического мониторинга на удароопасном месторождении Южное разработанных моделей машинного обучения для классификации регистрируемых сейсмоакустических данных позволило добиться точности определения типа источника на тестовой выборке, равной 95 %, и привело к увеличению более, чем в 15 раз количества полезных сигналов естественного происхождения, что способствует

повышению достоверности выявления акустически активных зон и надежности средств прогнозирования удароопасности.

5. Надежность выделения акустически активных зон обеспечивается также разработанными программно-методическими средствами (с использованием алгоритма DBSCAN и индекса Дэвиса-Болдина), благодаря которым для условий месторождения Южное установлены оптимальные параметры кластеризации серий акустических сигналов с количеством ближайших событий в кластере – 13 и радиусом окрестности, равным 7 м. Таким образом на отрабатываемом месторождении определены 20 участков в массиве горных пород, характеризующихся повышенным риском удароопасности.

6. В целях начального решения проблемы предсказания редких проявлений горного давления разработан и предложен комплексный метод интеллектуального анализа данных, включающий применение фокальной функции и весовых коэффициентов для настройки обучающих алгоритмов, а также использование ансамблевого подхода, основанного на множестве вероятностных моделей, обученных на разномасштабных временных рядах с обобщением их результатов. На этой научной основе ожидается в перспективе повышение точности прогнозирования удароопасности, благодаря использованию большого объема данных, регистрируемых в процессе сейсмоакустического мониторинга, для обучения моделей машинного обучения.

7. Разработаны модели интеллектуального анализа измерительных данных на основе алгоритмов случайного леса и градиентного бустинга; при выборе порогового значения вероятности 0,2 и усреднении прогнозных оценок использование моделей в процессе мониторинга отработки месторождения Южное позволило определить с 84 % точностью параметры риска возникновения опасных динамических проявлений горного давления, что способствует повышению эффективности и безопасности ведения горных работ.

8. Для эффективного прогнозирования удароопасности в режиме реального времени выполнено обоснование и предложен методический подход на основе инкрементного обучения и переобучения моделей искусственного интеллекта, а также разработаны рекомендации по оперативной оценке результатов их применения, заключающиеся в комплексном анализе предсказаний алгоритмов разных типов с учетом прошлых значений вероятностей и чувствительности отдельных моделей в зависимости от частоты регистрации проявлений. Данный подход является развитием сейсмоакустического мониторинга и может быть реализован в дальнейшем, особенно с возможным усложнением геомеханической обстановки на месторождении Южное и на аналогичных ему объектах горных работ.

119

### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Watson, B. P. Investigation of stress in potholes in the Bushveld Complex: A case study / B. P. Watson, D. Hoffmann, D. P. Roberts // Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy. – 2021. – Vol. 121, no. 1. – P. 47–56.

2. Creep Damage Model for Rockburst at Mufulira Mine in Zambia / P. Sinkala, M. Nishihara, Y. Nakayama [et al.] // Mining, Metallurgy & Exploration. – 2022. – Vol. 39. – P. 1983–2000. – DOI 10.1007/s42461-022-00668-z.

3. Villalobos, F. Evaluation of rockburst energy capacity for the design of rock support systems for different tunnel geometries at El Teniente copper mine / F. Villalobos, S. A. Villalobos, L. E. Aguilera // Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy. – 2022. – Vol. 122. – P. 1–11. – DOI 10.17159/2411-9717/1249/2022.

4. He M. Rock dynamics in deep mining / M. He, Q. Wang // International Journal of Mining Science and Technology. – 2023. – Vol. 33, no. 9. – P. 1065–1082. – DOI 10.1016/j.ijmst.2023.07.006.

5. Прогноз и предупреждение удароопасности при ведении горных работ : тезисы докладов Всероссийской научно-технической конференции с участием иностранных специалистов, Апатиты, 27-30 сентября 2022 г. – Апатиты : Изд-во ФИЦ КНЦ РАН, 2022. – 57 с. – DOI 10.37614/978.5.91137.468.6.

Mechanism and monitoring and early warning technology for rockburst in coal mines /
 X. He, C. Zhou, D. Song [et al.] // International Journal of Minerals, Metallurgy and Materials. –
 2021. – Vol. 28. – P. 1097–1111. – DOI 10.1007/s12613-021-2267-5.

7. Bao, T. A Bayesian Approach for In-Situ Stress Prediction and Uncertainty Quantification for Subsurface Engineering / T. Bao, J. Burghardt // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2022. – Vol. 55. – P. 4531–4548. – DOI 10.1007/s00603-022-02857-0.

8. Авершин, С. Г. Горные удары / С. Г. Авершин. – Москва : Углетехиздат, 1955. – 235 с.

9. Еременко, В. А. Природные и техногенные факторы возникновения горных ударов при разработке железорудных месторождений / В. А. Еременко // Горный информационноаналитический бюллетень. – 2012. – № 10. – С. 50-59.

10. Новые формы проявления геодинамической опасности на горных предприятиях / А. С. Батугин, И. М. Ватутина, И. В. Головко [и др.] // Горный информационноаналитический бюллетень. – 2015. – № S1. – C. 234-246.

11. Батугина, И. М. Каталог горных ударов на зарубежных месторождениях. Деп. рукопись. – 1978. Турчанинов, И. А. Основы механики горных пород / И. А. Турчанинов, М. А. Иофис, Э. В. Каспарьян. – Л. : Недра, 1989. – 488 с.

13. Натурный эксперимент по моделированию плитных движений / В. Ю. Тимофеев, Д. Г. Ардюков, П. Ю. Горнов [и др.] // Проблемы сейсмичности и современной геодинамики Дальнего Востока и Восточной Сибири : доклады научного симпозиума, Хабаровск, 1-4 июня 2010 г. – Хабаровск : ИТиГ, 2010. – С. 61–64.

14. Исследование энергии системы горных ударов при подземной глубокой разработке на угольной шахте / Т. Лань, Х. Чжан, И. М. Батугина [и др.] // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2015. – № 6. – С. 287–293.

Coalbursts in China: Theory, practice and management / P. Yishan, S. Yimin, H. Luo,
 X. Yonghui // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. – 2024. – Vol. 16, no.
 I. – P. 1–25. – DOI 10.1016/j.jrmge.2023.11.003.

16. Петухов, И. М. Механика горных ударов и выбросов / И. М. Петухов, А. М. Линьков. – Москва : Недра, 1983. – 280 с.

17. Ловчиков, А. В. Современное состояние проблемы регистрации, прогноза и предупреждения горно-тектонических ударов в рудниках / А. В. Ловчиков // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2008. – № 1. – С. 173–183.

18. Ловчиков, А. В. Техногенное сейсмическое событие как критерий геодинамической опасности месторождения / А. В. Ловчиков // Геодинамика и напряженное состояние недр Земли : тр. Всерос. конф. с участием иностранных ученых. – Новосибирск : ИГД СО РАН, 2010. – С. 410-414.

19. Инструкция по безопасному ведению горных работ на рудных и нерудных месторождениях, объектах строительства подземных сооружений, склонных и опасных по горным ударам. РД 06-329-99. – Москва : ГП НТЦ по безопасности в промышленности Госгортехнадзора России, 2000. – 66 с. – (Нормативные документы по безопасности, надзорной и разрешительной деятельности в горнорудной промышленности ; Вып. 1).

20. Приказ Ростехнадзора от 08.12.2020 № 505 утвердил Федеральные нормы и правила в области промышленной безопасности "Правила безопасности при ведении горных работ и переработке твердых полезных ископаемых". Приказ зарегистрирован Минюстом России 21.12.2020, рег. № 61651, опубликован на Официальном интернет-портале правовой информации www.pravo.gov.ru, № опубл. 0001202012220071, и действует с 01.01.2021 до 01.01.2027.

21. Еременко, А. А. О горно-тектоническом ударе на Таштагольском месторождении / А. А. Еременко, Б. В. Шрепп, Н. И. Скляр [и др.] // Геодинамика и напряженное состояние недр Земли : материалы конф., Новосибирск, 2-4 октября 2001 г. – Новосибирск : ИГД СО

PAH, 2001. - C. 293-296.

22. Опыт отработки разрезного блока на Восточном участке Таштагольского месторождения / В. А. Еременко, В. М. Серяков, А. В. Пестерев [и др.] // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2005. – № 5. – С. 196-199.

23. Ловчиков, А. В. Сильнейший горно-тектонический удар на подземных рудниках и в шахтах России: рудник «Умбозеро», 17 августа 1999 года (магнитуда m = 5, энергетический класс k = 11,8): монография / А. В. Ловчиков. – Апатиты : КНЦ, 2022. – 127 с.

24. Рассказов, И. Ю. Контроль и управление горным давлением на рудниках Дальневосточного региона / И. Ю. Рассказов. – Москва : Горная книга, 2008. – 329 с.

25. Comprehensive Analysis of Rock Brittleness: Exploring the Impact of Surrounding Excavations in Hard Rocks / J. Wu, S. Wang, D. Xu, W. Zhang // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2024. – Vol. 57, no. 3. – P. 1–17.

26. Rock brittleness indices and their applications to different fields of rock engineering: A review / J. Qiao, Y. Hu, T. Wang, H. Wang // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. – 2019. – Vol. 11, no. 4. – P. 687–698.

27. Огаджанов, В. А. Физико-геологические характеристики платформенной части Европейско-Африканского сквозного тектонического пояса / В. А. Огаджанов, А. В. Огаджанов // Геофизика. – 2014. – № 4. – С. 33-39.

28. Małkowski, P. A comprehensive geomechanical method for the assessment of rockburst hazards in underground mining / P. Małkowski, Z. Niedbalski // International Journal of Mining Science and Technology. – 2020. – Vol. 30, no. 3. – P. 345–355. – DOI 10.1016/j.ijmst.2020.04.009.

29. К оценке степени геодинамической опасности в горнопромышленном районе / С. С. Шерматова, З. Бамбясурэн, С. В. Шевчук [и др.] // Горный информационноаналитический бюллетень. – 2022. – № 12. – С. 175-184. – DOI 10.25018/0236\_1493\_2022\_12\_0\_175.

30. Research of the formation of zones of stress concentration and dynamic manifestations based on seismoacoustic monitoring data in the fields of the Kola Peninsula / M. Rasskazov, A. Tereshkin, D. Tsoi [et al.] // E3S Web of Conferences. – 2020. – Vol. 192. – P. 01009. – DOI 10.1051/e3sconf/202019201009.

31. The research of burst hazard of the rocks massif of Rasvumchorr mineral deposit according to seismoacoustic monitoring / M. Rasskazov, A. Gladyr, A. Tereshkin [et al.] // E3S Web of Conferences. 2019. – Vol. 129. – P. 01022. – DOI 10.1051/e3sconf/201912901022.

32. Изменение сейсмоактивности и удароопасности при ведении очистных работ на

Кальинском месторождении АО «СУБР» / Т. Р. Уразбаев, А. А. Аксенов, С. Н. Мулев, Р. Г. Минзарипов // Горный журнал. – 2022. – № 12. – С. 21-26. – DOI 10.17580/gzh.2022.12.04.

33. Журавлева, О. Г. Итоги Всероссийской научно-технической конференции «Прогноз и предупреждение удароопасности при ведении горных работ» / О. Г. Журавлева // Горный журнал. – 2022. – № 11. – С. 106.

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

35. Корнаушенко, А. П. Анализ данных системы управления безопасностью работ для выявления природно-техногенных угроз при камерно-столбовой системе разработки на глубинах более 1000 м / А. П. Корнаушенко // Рациональное освоение недр. – 2022. – № 3(65). – С. 56-64. – DOI 10.26121/RON.2022.27.17.006.

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

37. Геодинамический полигон Дальнегорского рудного поля / М. И. Рассказов, И. Ю. Рассказов, Д. И. Цой [и др.] // Физика геосфер : материалы докладов, Владивосток, 11–15 сентября 2023 года. – Владивосток: Тихоокеанский океанологический институт им. В.И. Ильичева ДВО РАН, 2023. – С. 373-377. – DOI 10.34906/9785604968383.373.

38. Gladyr, A. V. Software and Hardware Improvement for the Streltsov Ore Field Geodynamic Testing Area / A. V. Gladyr, V. I. Miroshnikov, A. V. Konstantinov // E3S Web of Conferences. – 2017. – Vol. 56. – P. 02012. – DOI 10.1051/e3sconf/20185602012.

39. Diulin, D. Analysis of the stress-strain state of problematic sections of the shaft of the mine using computer simulation / D. Diulin, V. Prushak, M. Gegedesh // Doklady of the National Academy of Sciences of Belarus. – 2023. – Vol. 67. – P. 322–330. – DOI 10.29235/1561-8323-2023-67-4-322-330.

40. UDEC Modelling on Dynamic Response of Rock Masses with Joint Stiffness Weakening Attributed to Particle Crushing of Granular Fillings / J. Du, X. Huang, G. Yang [et al.] // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2023. – Vol. 56. – P. 1823–1841. – DOI 10.1007/s00603-022-03181-3.

41. DFN: An Emerging Tool for Stochastic Modelling and Geomechanical Design / P. Kolapo, N. O. Ogunsola, P. Munemo [et al.] // Eng–Advances in Engineering. – 2023. – Vol. 4. – P. 174–205. – DOI 10.3390/eng4010011.

42. Using several monitoring techniques to measure the rock mass deformation in the Montserrat Massif / M. Janeras, J. Jara, F. López [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2015. – Vol. 26. – P. 012030. – DOI 10.1088/1755-1315/26/1/012030.

43. Jóźków, G. Monitoring terrain deformations caused by underground mining using UAV data / G. Jóźków, A. Walicka, A. Borkowski // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2021. – Vol. XLIII-B2-2021. – P. 737–744. – DOI 10.5194/isprs-archives-XLIII-B2-2021-737-2021.

44. Application of laser scanning for rock mass characterization and discrete fracture network generation in an underground limestone mine / J. J. Monsalve, J. Baggett, R. Bishop, N. Ripepi // International Journal of Mining Science and Technology. – 2019. – Vol. 29, no. 1. – P. 131–137. – DOI 10.1016/j.ijmst.2018.11.009.

45. Макеев, С. М. Структурно-геодинамический контроль кимберлитовых трубок Якутской алмазоносной провинции по данным гравиструктурного анализа / С. М. Макеев // Геодинамика и тектонофизика. – 2021. – Т. 12, № 4. – С. 992–1008. – DOI 10.5800/GT-2021-12-4-0567.

46. Морозов, К. В. Многокомпонентные датчики деформаций для оценки напряженно-деформированного состояния массива горных пород / К. В. Морозов, Д. Н. Демехин, Е. В. Бахтин // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2022. – № 6-2. – С. 80–97. – DOI 10.25018/0236\_1493\_2022\_62\_0\_80.

47. Three-dimensional slope stability analysis using laser scanning and numerical simulation / M. Wang, K. Liu, G. Yang, J. Xie // Geomatics, Natural Hazards and Risk. – 2017. – Vol. 8. – P. 1–15. – DOI 10.1080/19475705.2017.1290696.

48. Stability analysis of surrounding rock mass in underground powerhouse considering damage effect of microfractures / P. Xiao, H. Mao, B. Qian [et al.] // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. – 2022. – Vol. 14, no. 4. – P. 1115–1130. – DOI 10.1016/j.jrmge.2022.01.007.

49. Ezersky, M. Geophysical Monitoring of Underground Constructions and its Theoretical Basis / M. Ezersky, L. Eppelbaum // International Journal of Georesources and Environment. – 2017. – Vol. 3. – P. 56–72. – DOI 10.15273/ijge.2017.03.007.

50. Шевченко, М. Д. Исследование геомеханического состояния массива горных пород на территории строительства шахтного эксплуатационного копра с использованием геофизических методов / М. Д. Шевченко, В. В. Мельник // Проблемы недропользования. – 2024. – № 4 (39). – С. 51–56. – DOI 10.25635/2313-1586.2023.04.051.

51. Обоснование критериев локального прогноза удароопасности методом регистрации естественного электромагнитного излучения на шахтах Кузбасса / С. М.

Простов, Е. Е. Разумов, С. Н. Мулев, Е. А. Шабанов // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2022. – Т. 333, № 12. – С. 99–110. – DOI 10.18799/24131830/2022/12/3831.

52. Microseismic monitoring, analysis and early warning of rockburst / T. Ma, C. Tang, F. Liu, S. Zhang, Z. Feng // Geomatics, Natural Hazards and Risk. – 2021. – Vol. 12. – P. 2956–2983. – DOI 10.1080/19475705.2021.1968961.

53. Stress Redistribution in a Longwall Yield Pillar – a Comparison between Active Seismic Tomography and Theory / E. C. Westman, J. M. Wempen, D. J. Coons [et al.] // Mining, Metallurgy & Exploration. – 2022. – Vol. 39. – P. 1017–1026. – DOI 10.1007/s42461-022-00579z.

54. Использование поверхностных волн для мониторинга состояния пород вокруг горных выработок и сооружений / М. В. Курленя, В. В. Сказка, А. В. Азаров [и др.] // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. – 2022. – № 6. – С. 3–14. – DOI 10.15372/FTPRPI20220601.

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

56. Microseismicity-based method for the dynamic estimation of the potential rockburst scale during tunnel excavation / G. F. Liu, Q. Jiang, G. L. Feng [et al.] // Bulletin of Engineering Geology and the Environment. – 2021. – Vol. 80. – P. 3605–3628. – DOI 10.1007/s10064-021-02173-x.

57. Rockburst prediction and prevention in underground space excavation / J. Zhou, Y. Zhang, C. Li [et al.] // Underground Space. – 2024. – Vol. 14. – P. 70–98. – DOI 10.1016/j.undsp.2023.05.009.

58. Integration of Seismic Refraction and Fracture-Induced Electromagnetic Radiation Methods to Assess the Stability of the Roof in Mine-Workings / S. Daniliev, N. Danilieva, S. Mulev, V. Frid // Minerals. – 2022. – Vol. 12, no. 609. – DOI 10.3390/min12050609.

59. Di, Y. Identification method for microseismic, acoustic emission and electromagnetic radiation interference signals of rock burst based on deep neural networks / Y. Di, E. Wang, T. Huang // International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. – 2023. – Vol. 170, no. 105541. – DOI 10.1016/j.ijrmms.2023.105541.

60. Multi-Source Information Monitoring Test of Fractured Rock Mass Destruction Characteristics and Sensitivity Analysis of Precursor Phenomena / Q. Zhang, T. Zheng, X. Wang, Z. Fang // Energies. – 2022. – Vol. 15, no. 538. – DOI 10.3390/en15020538. 61. Multisource monitoring and early warning system of rock burst in the Gaoloushan deep-buried tunnel / X. Sun, Y. Liu, Z. Wu [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2021. – Vol. 861. – P. 042028. – DOI 10.1088/1755-1315/861/4/042028.

62. Multi-Index Geophysical Monitoring and Early Warning for Rockburst in Coalmine: A Case Study / X. Liu, S. Zhang, E. Wang [et al.] // International Journal of Environmental Research and Public Health. – 2022. – Vol. 20, no. 1. – P. 392.

63. Rahimdel, M. J. Fuzzy FMEA for the safety risk analysis of underground coal mining (a case study in Iran) / M. J. Rahimdel, A. Aryafar // Mining Technology, Transactions of the Institutions of Mining and Metallurgy. – 2022. – Vol. 131, no. 1. – P. 104–114. – DOI 10.1080/25726668.2022.2051273.

64. Wojtecki, Ł. An attempt to use machine learning algorithms to predict strong tremors during longwall mining of a coal seam / Ł. Wojtecki, S. Iwaszenko, D. Apel // Journal of Applied Geophysics. – 2023. – Vol. 218, no. 105210. – DOI 10.1016/j.jappgeo.2023.105210.

65. Papadopoulos, D. Enhancing Machine Learning Algorithms to Assess Rock Burst Phenomena / D. Papadopoulos, A. Benardos // Geotechnical and Geological Engineering. – 2021. – Vol. 39. – P. 5787–5809. – DOI 10.1007/s10706-021-01867-z.

66. Roof Pressure Prediction in Coal Mine Based on Grey Neural Network / K. Wang, X. Zhuang, X. Zhao [et al.] // IEEE Access. – 2020. – Vol. 8. – P. 117051–117061. – DOI 10.1109/ACCESS.2020.3001762.

67. Prediction of the First Weighting from the Working Face Roof in a Coal Mine Based on a GA-BP Neural Network / T. Tan, Z. Yang, F. Chang, K. Zhao // Applied Sciences. – 2019. – Vol. 9, no. 4159. – DOI 10.3390/app9194159.

68. Rockburst prediction using artificial intelligence techniques: A review / Y. Zhang, K. Fang, M. He [et al.] // Rock Mechanics Bulletin. – 2024. – Vol. 3, no. 3. – P. 100129. – DOI 10.1016/j.rockmb.2024.100129.

69. Pu, Y. Machine Learning Approaches for Long-Term Rock Burst Prediction: Diss. Doctor of Philosophy / Yuanyuan Pu ; University of Alberta, 2019. – 236 p. – DOI 10.7939/r3-7dwn-5c22.

70. Ломов, М. А. Анализ результатов сейсмического мониторинга Кукисвумчоррского месторождения / М. А. Ломов, А. В. Константинов // Проблемы недропользования. – 2022. – № 1(32). – С. 38–44. – DOI 10.25635/2313-1586.2022.01.038.

71. Implications for rock instability precursors and principal stress direction from rock acoustic experiments / L. Dong, Y. Chen, D. Sun, Y. Zhang // International Journal of Mining Science and Technology. – 2021. – Vol. 31, no. 5. – P. 789–798. – DOI

10.1016/j.ijmst.2021.06.006.

72. Кейлис-Борок, В. И. К вопросу об исследовании источников, эквивалентных очагам землетрясений / В. И. Кейлис-Борок // Труды Геофизического института АН СССР. – 1950. – № 9. – С. 20–42.

73. Шамина, О. Г. Упругие импульсы при разрушении образцов горных пород / О. Г. Шамина // Известия АН СССР. Серия геофизическая. – 1956. – № 5. – С. 513–518.

74. Кочарян Г. Г. Геомеханика разломов / Г. Г. Кочарян. – Москва : ГЕОС, 2016. – 424 с.

75. Куринной, В. П. Теоретические основы взрывного разрушения горных пород: монография / В. П. Куринной. – Днепр, 2018. – 280 с.

76. Оценка геомеханического состояния горнорудного массива по данным сейсмоакустического мониторинга на удароопасных месторождениях / М. И. Рассказов, А. А. Терешкин, Д. И. Цой [и др.] // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2021. – № 12-1. – С. 167-182. – DOI 10.25018/0236\_1493\_2021\_121\_0\_167.

77. Wang, C. Experimental investigation on synergetic prediction of rockburst using the dominant-frequency entropy of acoustic emission / C. Wang, C. Cao, Y. Liu [et al.] // Natural Hazards. – 2021. – Vol. 108, no. 3. – P. 3253–3270. – DOI 10.1007/s11069-021-04822-6.

78. Precursor of microseismic energy and stress evolution induced by rockburst in coal mining: a case study from Xiashijie, Shannxi, China / K. Ma, H. Wang, Z. Liao [et al.] // Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources. – 2022. – Vol. 8, no. 134. – DOI 10.1007/s40948-022-00435-w.

79. Application of Modern Acoustic Technology and Acoustic Emission Equipment in Rock Mechanics / C. Zhao, Z. Zhou, Y. Huang, C. Liu // Journal of Physics: Conference Series. – 2022. – Vol. 2242, no. 012024. – DOI 10.1088/1742-6596/2242/1/012024.

80. Совершенствование технических и программно-методических средств геоакустического мониторинга удароопасного массива горных пород / И. Ю. Рассказов, Г. А. Калинов, Д. С. Мигунов [и др.] // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2007. – № 6. – С. 119–125.

81. Konstantinov, A. Development of multi-channel portable impact control device for local assessment of the state of the edge parts of the rock massif / A. Konstantinov // Problems of Complex Development of Georesources : electronic resource, Khabarovsk, September 25–27, 2018. – Khabarovsk: EDP Sciences, 2018. – P. 02024. – DOI 10.1051/e3sconf/20185602024.

82. Константинов, А. В. Проектирование универсальной измерительноаналитической платформы для исследования состояния породного массива / А. В. Константинов, А. В. Гладырь // Известия вузов. Горный журнал. – 2019. – № 4. – С. 24–32. – DOI 10.21440/0536-1028-2019-4-24-32.

83. Денисова, Е. В. О результатах испытаний многоканального комплекса для контроля геомеханических процессов / Е. В. Денисова, И. В. Тищенко, А. И. Конурин // Вестник КузГТУ. – 2012. – № 6(94). – С. 16–19.

84. Патент на промышленный образец № 129484 Российская Федерация. Автоматизированная система контроля горного давления "Prognoz-ADS" : № 2021500068 : заявл. 02.03.2021 : опубл. 25.01.2022 / И. Ю. Рассказов, Г. А. Калинов, П. А. Аникин, Д. С. Мигунов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский Федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

85. Акустический измерительно-вычислительный комплекс для геомеханического мониторинга массива пород при ведении горных работ / Г. А. Калинов, И. Ю. Рассказов, А. Ю. Искра [и др.] // Сборник трудов XVI сессии Российского акустического общества, Москва, 14–18 ноября 2005 года. – Москва : ГЕОС, 2005. – Т. 1. – С. 351-354.

86. Сравнительный анализ результатов тестирования геофонов системы «Prognoz ADS» в шахтных условиях / А. В. Гладырь, А. В. Сидляр, А. В. Константинов, М. А. Ломов // Известия вузов. Горный журнал. – 2019. – № 8. – С. 38–46. – DOI 10.21440/0536-1028-2019-8-38-46.

87. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2021622135 Российская Федерация. База данных Nik-Dalpolimetall системы геомеханического мониторинга Prognoz-ADS : № 2021621807 : заявл. 01.09.2021 : опубл. 13.10.2021 / П. А. Аникин, А. А. Терешкин, А. В. Сидляр [и др.] ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

88. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020613068 Российская Федерация. Geoacoustics3DView : № 2020610487 : заявл. 23.01.2020 : опубл. 10.03.2020 / А. В. Гладырь, М. А. Ломов, А. В. Константинов [и др.] ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

89. Ma, J. Moment tensor inversion with three-dimensional sensor configuration of mining-induced seismicity / J. Ma, S. Dineva, S. Cesca // Geophysical Journal International. – 2018. – Vol. 213, no. 3. – P. 2147–2160. – DOI 10.1093/gji/ggy112.

90. Константинов, А. В. Математические и программные средства оценки распределенной сети геофонов системы геомеханического мониторинга Prognoz-ADS / А.

В. Константинов, М. И. Рассказов, Д. И. Цой // Известия вузов. Горный журнал. – 2021. –
№ 2. – С. 26–33. – DOI 10.21440/0536-1028-2021-2-26-33.

91. Гладырь, А. В. Разработка алгоритма оптимальной конфигурации наблюдательной сети системы геомеханического мониторинга / А. В. Гладырь, А. В. Константинов // Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук. – 2019. – Т. 6, № 1. – С. 71–77. – DOI 10.15372/FPVGN2019060112.

92. Исследование конфигураций приёмных антенн наблюдательной сети геофонов системы «Prognoz-ADS» / А. В. Константинов, М. А. Ломов, А. А. Терёшкин [и др.] // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2021. – № 5-2. – С. 93–102. – DOI 10.25018/0236\_1493\_2021\_52\_0\_93.

93. Gladyr, A. V. The calculation parameters for the effective seismic sensors placements to monitor burst-hazard rock massif / A. V. Gladyr, I. Yu. Rasskazov, A. V. Konstantinov // CEUR Workshop Proceedings : ITHPC 2019 - Short Paper Proceedings of the 5th International Conference on Information Technologies and High-Performance Computing, Khabarovsk, September 16–19, 2019. – Khabarovsk, 2019. – Vol. 2426. – P. 90-96.

94. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019617829 Российская Федерация. SensorSensitivity : № 2019616530 : заявл. 11.06.2019 : опубл. 20.06.2019 / А. В. Гладырь, А. В. Константинов, М. А. Ломов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук.

95. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021664641 Российская Федерация. AntennaCalc : № 2021663673 : заявл. 01.09.2021 : опубл. 10.09.2021 / А. В. Сидляр, П. А. Аникин, М. А. Ломов, А. В. Константинов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

96. Dong, L. Velocity-free source location method for improving seismic event accuracy in underground mining / L. Dong, H. Wang, J. Ma // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. – 2020. – Vol. 12, no. 4. – P. 735–745. – DOI 10.1016/j.jrmge.2019.12.003.

97. Development of Mathematical Algorithm for Seismoacoustic Signals Identification Using Local Geomechanical Control Means / A. Gladyr, A. Konstantinov, A. Tereshkin, V. Miroshnikov // E3S Web of Conferences. – 2019. – Vol. 129. – P. 01014. – DOI 10.1051/e3sconf/201912901014.

98. Константинов, А. В. Разработка алгоритма автоматической идентификации сейсмоакустических сигналов средствами локального мониторинга / А. В. Константинов, А. В. Гладырь, М. А. Ломов // Проблемы недропользования. – 2019. – № 2. – С. 43–51. –

DOI 10.25635/2313-1586.2019.02.043.

99. Свидетельство о государственной регистрации программы № 2022680765 Российская Федерация. OnsetTimeCorrection : № 2022665799: заявл. 25.08.2022 : опубл. 07.11.2022 / А. П. Грунин, А. В. Констанитнов, А. В. Сидляр ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

100. Опытное исследование точности локации автоматизированной системы геомеханического мониторинга в условиях анизотропии горных пород / А. В. Гладырь, М. И. Рассказов, А. А. Терёшкин, А. В. Константинов // Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук. – 2019. – Т. 6. – № 1. – С. 78–83. – DOI 10.15372/FPVGN2019060113.

101. Konstantinov, A. Designing an improved geoacoustic event location algorithm in the
"Prognoz-ADS" system / A. Konstantinov, A. Gladyr, M. Rasskazov // E3S Web of Conferences.
2020. – Vol. 192. – P. 04013. – DOI 10.1051/e3sconf/202019204013.

102. Рассказов, И. Ю. Алгоритмы и программное обеспечение для локации источников акустической эмиссии в системе геомеханического мониторинга / И. Ю. Рассказов, А. Ю. Искра, К. А. Кянно // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2007. – № \$15. – С. 130–142.

103. Влияние скоростной анизотропии массива горных пород со сложной структурой на точность локации акустической эмиссии / В. И. Мирошников, И. Ю. Рассказов, Б. Г. Саксин, П. А. Аникин // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2010. – № S4. – С. 125–135.

104. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018665942 Российская Федерация. AcousticEventGroups : № 2018662769 : заявл. 14.11.2018 : опубл. 11.12.2018 / А. В. Сидляр, А. В. Константинов, А. В. Гладырь ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук.

105. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018665941 Российская Федерация. AcousticGroupsVisualization : № 2018662768 : заявл. 14.11.2018 : опубл. 11.12.2018 / А. В. Константинов, А. В. Гладырь, А. В. Сидляр ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт горного дела Дальневосточного отделения Российской академии наук.

106. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023686152 Российская Федерация. ActiveZonesClustering : № 2023684655 : заявл. 17.11.2023 : опубл. 04.12.2023 / А. П. Грунин, А. В. Сидляр, А. В. Константинов, М. И. Потапчук ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

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

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

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

110. Ломов, А. В. Перспективные методы оценки и контроля геомеханического состояния массивов пород / А. В. Ломов, А. В. Константинов, А. А. Терёшкин // Проблемы недропользования. – 2019. – № 4 (23). – С. 83–90. – DOI 10.25635/2313-1586.2019.04.083.

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

112. Константинов, А. В. Методы машинного обучения для прогнозирования опасных динамических проявлений горного давления / А. В. Константинов // Актуальные проблемы освоения георесурсов : материалы I Всероссийской научной конференции молодых ученых и аспирантов, Хабаровск, 18–19 мая 2022 года. – Хабаровск: Институт горного дела ДВО РАН, 2022. – С. 83-87.

113. Совершенствование программно-аналитических средств системы сейсмоакустического мониторинга удароопасности «PROGNOZ-ADS» / А. В. Константинов, А. П. Грунин, А. В. Сидляр, М. А. Ломов // Цифровые технологии в горном деле : тезисы докладов Всероссийской научно-технической конференции, Апатиты, 13–16 июня 2023 года. – Апатиты: Кольский научный центр Российской академии наук, 2023. – С. 26.

114. Perol, T. Convolutional Neural Network for Earthquake Detection and Location / T. Perol, M. Gharbi, M. Denolle // Science Advances. – 2017. – Vol. 4, no. 2 – P. 1700578. – DOI 10.1126/sciadv.1700578.

115. Discrimination of Mine Seismic Events and Blasts Using the Fisher Classifier, Naive Bayesian Classifier and Logistic Regression / L. Dong, J. Wesseloo, Y. Potvin, X. Li // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2016. – No. 49. – P. 183–211.

116. Machine Learning Based Earthquakes-Explosion Discrimination for Sea of Galilee Seismic Events of July 2018 / Y. Bregman, Y. Radzyner, Y. Ben Horin [et al.] // Pure and Applied Geophysics. – 2023. – Vol. 180. – P. 1273–1286. – DOI 10.1007/s00024-022-03129-2.

117. Lurka, A. Combining deep neural network and spatio-temporal clustering to automatically assess rockburst and seismic hazard – Case study from Marcel coal mine in Upper Silesian Basin, Poland / A. Lurka // Computers and Geosciences. – 2024. – Vol. 192. – P. 105709. – DOI 10.1016/j.cageo.2024.105709.

118. Zhao Z. Using Supervised Machine Learning to Distinguish Microseismic from Noise Events / Z. Zhao, L. Gross // Conference: SEG Houston 2017 Annual Meeting At: Houston, TX, USA. – 2017. – P. 2918-2923. – DOI 10.1190/segam2017-17727697.1.

Neighbourhood Components Analysis / J. Goldberger, G. Hinton, S. Roweis, R.
 Salakhutdinov // Neural Information Processing Systems. – 2005. – No. 17. – P. 513–520.

120. Discrimination of quarry blasts and earthquakes in the vicinity of Istanbul using soft computing techniques / E. Yildirim, A. Gülbag, G. Horasan, E. Dogan // Computers and Geosciences. – 2011. – Vol. 37, no. 9. – P. 1209-1217. – DOI 10.1016/j.cageo.2010.09.005.

121. Jang, J-S. ANFIS: an adaptive-network-based fuzzy inference system / J. S. R. Jang // Institute of Electrical and Electronics Engineering Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. – 1993. – Vol. 23, no. 3. – P. 665–685. – DOI 10.1109/21.256541.

122. Haykin, S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation / S. Haykin. – 2nd ed.
– Prentice-Hall, NJ, USA, 1999. – 842 pp.

123. Specht, D. F. Probabilistic neural networks / D. F. Specht // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3, no. 1. – P. 109–118. – DOI 10.1016/0893-6080(90)90049-Q.

124. Machine Learning Based Identification of Microseismic Signals Using Characteristic Parameters / K. Peng, Z. Tang, L. Dong, D. Sun // Sensors. – 2021. – No. 21. – P. 6967. – DOI 10.3390/s21216967.

125. Identifying different classes of seismic noise signals using unsupervised learning /
C. W. Johnson, Y. Ben-Zion, H. Meng, F. Vernon // Geophysical Research Letters. – 2020. – Vol.
47, no. 15. – DOI 10.1029/2020GL088353.

126. Yang, Y. Using unsupervised machine learning for clustering seismic noise: A case study of a dense seismic array at the Weifang segment of the Tanlu Fault / Y. Yang, F. Niu // Chinese Journal of Geophysics. – 2022. – Vol. 65, no. 7. – P. 2573–2594. – DOI 10.6038/cjg2022P0946.

127. Liu, R. Research on Feature Fusion Method of Mine Microseismic Signal Based on Unsupervised Learning / R. Liu // Shock and Vibration. – 2021. – Vol. 2021, no. 1. – P. 1–12. –

DOI 10.1155/2021/9544997;

128. Clustering earthquake signals and background noises in continuous seismic data with unsupervised deep learning / L. Seydoux, R. Balestriero, P. Poli [et al.] // Nature Communications. – 2020. – Vol. 11. – P. 3972. – DOI 10.1038/s41467-020-17841-x.

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

130. Ali, A. Integration of Density-Based Spatial Clustering with Noise and Continuous Wavelet Transform for Feature Extraction from Seismic Data / A. Ali, C. Sheng-Chang, S. H. Ali // Pure and Applied Geophysics. – 2022. – Vol. 179. – P. 1183–1195. – DOI 10.1007/s00024-022-02980-7.

131. Sharma, A. Density-Based Spatio-Temporal Clustering Model for Earthquake Analysis and Seismo-Tectonic Zoning / A. Sharma, S. Vyas, A. Nayyar // Advances in Data Science and Computing Technologies. ADSC 2022: Lecture Notes in Electrical Engineering. – B. Chakraborty, A. Biswas, A. Chakrabarti (eds). – Springer, Singapore, 2023. – Vol. 1056. – P. 55. – DOI 10.1007/978-981-99-3656-4\_55.

132. Scitovski, S. A density-based clustering algorithm for earthquake zoning / S. Scitovski // Computers and Geosciences. – 2017. – Vol. 110. – P. 90–95. – DOI 10.1016/j.cageo.2017.08.014.

133. Fault structure and earthquake clustering in Aswan region (Egypt) revealed by highprecision earthquake location from 35 years of recorded natural and induced seismicity / T. A. Stabile, E. R. Fat-Helbary, V. Serlenga [et al.] // Earth and Planetary Science Letters. – 2024. – Vol. 642. – P. 118881. – DOI 10.1016/j.epsl.2024.118881.

134. Basnet, P. M. S. Applying machine learning approach in predicting short-term rockburst risks using microseismic information: A comparison of parametric and non-parametric models / P. M. S. Basnet, A. Jin, S. Mahtab // Natural Hazards. – 2024.

135. Deep Learning in Rockburst Intensity Level Prediction: Performance Evaluation and Comparison of the NGO-CNN-BiGRU-Attention Model / H. Liu, T. Ma, Y. Lin [et al.] // Applied Sciences. – 2024. – Vol. 14. – P. 5719. – DOI 10.3390/app14135719.

136. Feng, X.-T. Rockburst: Mechanisms, Monitoring, Warning, and Mitigation / X.-T.Feng. – Elsevier, 2018. – 571 pp.

137. Feng, G. L. A microseismic method for dynamic warning of rockburst development processes in tunnels / G. L. Feng, X. T. Feng, B. R. Chen [et al.] // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2015. – Vol. 48, no. 5. – P. 2061–2076. – DOI 10.1007/s00603-014-0689-3.

138. Short-term rockburst risk prediction using ensemble learning methods / W. Z.

Liang, Y. A. Sari, G. Y. Zhao [et al.] // Natural Hazards. – 2020. – Vol. 104. – P. 1923–1946. – DOI 10.1007/s11069-020-04255-7.

139. Probability Estimates of Short-Term Rockburst Risk with Ensemble Classifiers /
W. Z. Liang, Y. A. Sari, G. Y. Zhao [et al.] // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2021. –
Vol. 54. – P. 1799–1814. – DOI 10.1007/s00603-021-02369-3.

Application of fuzzy neural network in predicting the risk of rock burst / J. Sun, L.
G. Wang, H. Zhang, Y. F. Shen // Procedia Earth and Planetary Science. – 2009. – Vol. 1, no. 1. –
P. 536–543. – DOI 10.1016/j.proeps.2009.09.085.

141. Prediction of rock burst intensity based on multi-source evidence weight and erroreliminating theory / S. Wu, Q. Yan, S. Tian [et al.] // Environmental Science and Pollution Research. – 2023. – Vol. 30. – P. 74398–74408. – DOI 10.1007/s11356-023-27609-7.

142. Cheng, X. Исследование методов глубокого обучения для прогнозирования риска выброса угля на основе количественной оценки сейсмичности, вызванной горнодобычей / X. Cheng, W. Qiao, H. He // Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources. – 2023. – Vol. 9. – P. 145. – DOI 10.1007/s40948-023-00684-3.

143. Sharma, M. Review on Machine Learning-Based Underground Coal Mines Gas Hazard Identification and Estimation Techniques / M. Sharma, T. Maity // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2024. – Vol. 31. – P. 371–388. – DOI 10.1007/s11831-023-09982-1.

144. Обзор состояния развития системы предотвращения горных ударов в Китае / S. Wu, J. Zhang, Z. Song [et al.] // Journal of Central South University. – 2023. – Vol. 30. – P. 3763– 3789. – DOI 10.1007/s11771-023-5478-2.

145. Prediction of microseismic events in rock burst mines based on MEA-BP neural network / T. Lan, X. Guo, Z. Zhang [et al.] // Scientific Reports. – 2023. – Vol. 13. – P. 9523. – DOI 10.1038/s41598-023-35500-1.

146. Chitkeshwar, A. The Role of Machine Learning in Earthquake Seismology: A Review / A. Chitkeshwar // Archives of Computational Methods in Engineering. – 2024. – Vol. 31. – P. 3963–3975. – DOI 10.1007/s11831-024-10099-2.

147. Cheng, X. Study on deep learning methods for rockburst risk prediction based on mining-induced seismicity quantification / X. Cheng, W. Qiao, H. He // Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources. – 2023. – Vol. 9, no. 1. – DOI 10.21203/rs.3.rs-3062646/v1.

148. Seismicity analysis and machine learning models for short-term low magnitude seismic activity predictions in Cyprus / M. A. Khawaja, S. S. Moustafa, I. A. Niaz [et al.] // Soil Dynamics and Earthquake Engineering. – 2020. – Vol. 130. – P. 105932. – DOI

10.1016/j.soildyn.2019.105932.

149. Literature review on aftershock and earthquake prediction models aided by NLP summarization and ontology extraction techniques / D. Baktibayev, B. Baigozha, I. Akhmetov [et al.] // Procedia Computer Science. – 2024. – Vol. 238. – P. 579–586. – DOI 10.1016/j.procs.2024.06.064.

150. Пиленков, Ю. Ю. Об удароопасности Южного полиметаллического месторождения в Приморье / Ю. Ю. Пиленков // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. – 1995. – № 2. – С. 11–22.

151. Геомеханические проблемы отработки нижних горизонтов месторождения Южное (Приморский край) / М. А. Ломов, А. В. Сидляр, А. В. Константинов, А. П. Грунин // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2023. – № 12-2. – С. 87–99. – DOI 10.25018/0236\_1493\_2023\_122\_0\_87.

152. Современное напряженно-деформированное состояние верхних уровней земной коры амурской литосферной плиты / И. Ю. Рассказов, Б. Г. Саксин, В. А. Петров [и др.] // Физика Земли. – 2014. – № 3. – С. 144–153.

153. Global Positioning System (GPS) Time Series. Jet Propulsion Laboratory. California Institute of Technology. – URL: https://sideshow.jpl.nasa.gov/post/series.html.

154. Рассказов, И. Ю. Численное моделирование современного поля тектонических напряжений в области сочленения Центрально-Азиатского и Тихоокеанского поясов / И. Ю. Рассказов // Тихоокеанская геология. – 2006. – Т. 25, № 5. – С. 104–114.

155. Геомеханическая оценка условий разработки глубоких горизонтов полиметаллического месторождения «Южное» / И. Ю. Рассказов, Г. А. Курсакин, М. И. Потапчук [и др.] // Физико-технические проблемы разработки полезных ископаемых. – 2012. – № 5. – С. 125–134.

156. Сашурин, А. Д. Механизм формирования аварийных ситуаций различного масштаба вследствие современных геодинамических движений / А. Д. Сашурин, А. Панжин // Черная металлургия. Бюллетень научно-технической и экономической информации. – 2017. – № 1(1405). – С. 21-25.

157. Innovative technology of diagnostics of geodynamic activity of geological environment and safety assessment of subsoil use objects / A. D. Sashurin, A. E. Balek, A. A. Panzhin, C. V. Usanov // Gorny Zhurnal. – 2017. – No. 12. – P. 16–20. – DOI 10.17580/gzh.2017.12.03.

158. Геодинамический полигон Стрельцовского рудного поля: практика и перспективы / И. Ю. Рассказов, В. А. Петров, А. В. Гладырь, Д. В. Тюрин // Горный журнал. – 2018. – № 7. – С. 17-21.

159. Методы и системы сейсмодеформационного мониторинга техногенных землетрясений и горных ударов / В. Н. Опарин, С. Н. Багаев, А. А. Маловичко [и др.]. – Новосибирск : СО РАН, 2009. – Т. 1. – 304 с. (Интеграционные проекты СО РАН; вып. 24).

160. Применение цифровых технологий для организации сейсмоакустического мониторинга удароопасности на месторождении «Южное» / М. А. Ломов, А. В. Сидляр, А. В. Константинов, А. П. Грунин // Цифровые технологии в горном деле : тезисы докладов Всероссийской научно-технической конференции, Апатиты, 13–16 июня 2023 года. – Апатиты: Кольский научный центр Российской академии наук, 2023. – С. 29-31.

161. Указания по безопасному ведению горных работ на месторождении Южное АО «ГМК «Дальполиметалл», опасном по горным ударам / И. Ю. Рассказов и др. // Указания по ведению горных работ. – Хабаровск : ИГД ДВО РАН, 2022. – 107 с.

162. Константинов, А. В. Анализ сейсмоакустических данных системы PROGNOZ-ADS на руднике Николаевский / А. В. Константинов, В. С. Лештаев, А. П. Грунин // Физика геосфер : материалы докладов, Владивосток, 11–15 сентября 2023 года. – Владивосток: Тихоокеанский океанологический институт им. В.И. Ильичева ДВО РАН, 2023. – С. 348-350. – DOI 10.34906/9785604968383.348.

163. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2023624340 Российская Федерация. База данных South-Dalpolimetall системы геомеханического мониторинга Prognoz-ADS : № 2023624027 : заявл. 17.11.2023 : опубл. 04.12.2023 / П. А. Аникин, А. А. Терешкин, А. В. Сидляр [и др.] ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

164. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023686072 Российская Федерация. PulsesFilterObserver : № 2023684625 : заявл. 17.11.2023 : опубл. 04.12.2023 / А. П. Грунин, А. В. Сидляр, А. В. Константинов, М. А. Ломов ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

165. Understanding How Dimension Reduction Tools Work: An Empirical Approach to Deciphering t-SNE, UMAP, TriMap, and PaCMAP for Data Visualization / Y. Wang, H. Huang, C. Rudin, Y. Shaposhnik // Journal of Machine Learning Research. – 2021. – Vol. 22. – P. 1–73. – DOI 10.48550/arXiv.2012.04456.

166. Rabasovic, M. Analysis of laser ablation spectral data using dimensionality reduction techniques: PCA, t-SNE and UMAP / M. Rabasovic, D. M. Pavlovic, D. Sevic // Contributions of the Astronomical Observatory Skalnaté Pleso. – 2023. – Vol. 53. – DOI

10.31577/caosp.2023.53.3.51.

167. Maaten, L. V. Visualizing data using t-SNE / L. V. Maaten, G. Hinton // Journal of Machine Learning Research. – 2008. – Vol. 9. – P. 2579–2605.

168. McInnes, L. UMAP: Uniform Manifold Approximation and Projection for Dimension Reduction / L. McInnes, J. Healy, J. Melville // ArXiv. – 2018. – DOI 10.48550/arXiv.1802.03426.

169. Becht, E. Dimensionality reduction for visualizing single-cell data using UMAP / E.
Becht, L. McInnes, J. Healy [et al.] // Nature Biotechnology. – 2019. – Vol. 37, no. 1. – P. 38–44.
– DOI 10.1038/nbt.4314.

170. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2023667159 Российская Федерация. GeoFiltration : № 2023665959 : заявл. 28.07.2023 : опубл. 10.08.2023 / А. В. Константинов, А. П. Грунин, А. В. Сидляр ; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Хабаровский федеральный исследовательский центр Дальневосточного отделения Российской академии наук.

171. Константинов, А. В. Разработка комплекса нейросетевых моделей для идентификации типа источника акустического излучения на удароопасном месторождении / А. В. Константинов, И. Ю. Рассказов // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2024. – № 11. – С. 23–36. – DOI: 10.25018/0236\_1493\_2024\_11\_0\_23.

172. Study on Acoustic Emission Characteristics and Damage Evolution Law of Red Sandstones under Different Loading Rates / H. Wen, L. Zheng, Z. Yang [et al.] // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2021. – Vol. 861. – P. 042080. – DOI 10.1088/1755-1315/861/4/042080.

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

174. Acoustic emission characteristics and failure mode analysis of rock failure under complex stress state / S. Li, D. Yang, Z. Huang [et al.] // Theoretical and Applied Fracture Mechanics. – 2022. – Vol. 122. – P. 103666. – DOI 10.1016/j.tafmec.2022.103666.

175. A shear model for rock microfracture size estimation based on AE measurement / P. Zhang, H. Liu, K. Guan [et al.] // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2021. – Vol. 54. – P. 2533–2546. – DOI 10.1007/s00603-021-02388-0.

176. Wang, C. Three-dimensional crack recognition by unsupervised machine learning / C. Wang, X. Hou, Y. Liu // Rock Mechanics and Rock Engineering. – 2021. – Vol. 54. – P. 893–903. – DOI 10.1007/s00603-020-02287-w.

177. Estimating the geological strength index and disturbance factor in the Hoek-Brown

criterion using the acoustic wave velocity in the rock mass / K. Xia, C. Chen, T. Wang [et al.] // Engineering Geology. – 2022. – Vol. 306. – P. 106745. – DOI 10.1016/j.enggeo.2022.106745.

178. Грешников, В. А. Акустическая эмиссия / В. А. Грешников, Ю. Б. Дробот – Москва : Изд-во стандартов, 1976. – 276 с.

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

180. Lloyd, S. Least squares quantization in PCM / S. Lloyd // IEEE Transactions on Information Theory. – 1982. – Vol. 63, no. 2. – P. 129–137.

181. Pelleg, D. Accelerating exact k-means algorithms with geometric reasoning / D. Pelleg, A. Moore // Proceedings of the Fifth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, San Diego, California, USA. – New York, USA : Association for Computing Machinery, 1999. – P. 277–281. – DOI 10.1145/312129.312248.

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

183. Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise / M. Ester, H.P. Kriegel, J. Sander, X. Xu // Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, Portland, USA. – USA : AAAI Press – 1996. – Vol. 96. – P. 226–231. – DOI 10.5555/3001460.3001507.

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

185. Density-based clustering in spatial databases: The algorithm GDBSCAN and its applications / J. Sander, M. Ester, H. P. Kriegel, X. Xu // Data Mining and Knowledge Discovery. – 1998. – Vol. 2, no. 2. – P. 169–194.

186. Campello, R. J. G. B. Hierarchical density estimates for data clustering, visualization, and outlier detection / R. J. G. B. Campello, D. Moulavi, A. Zimek, J. Sander // ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data. – 2015. – Vol. 10, no. 1. – P. 1–51. – DOI 10.1145/2733381.

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

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

189. Magdalin, I. P. Optimized DBSCAN with RLA-ODV routing and encryption based on homomartino algorithm for energy efficient and secure V2X communication / I. P. Magdalin, N. Kumarasabapathy // Optical and Quantum Electronics. – 2024. – Vol. 56. – P. 1785. – DOI 10.1007/s11082-024-07540-y.

190. Application of machine learning methods for earthquake detection from high-density temporary observation seismic records on a volcanic island / H. Azuma, H. Kunimasa, A. W. Kusumo [et al.] // Journal of Applied Geophysics. – 2024. – Vol. 230. – P. 105503. – DOI 10.1016/j.jappgeo.2024.105503.

191. Real-time microseismic monitoring and its characteristic analysis in working face with high-intensity mining / Y. Li, T.-H. Yang, H.-L. Liu [et al.] // Journal of Applied Geophysics. – 2016. – Vol. 132. – P. 152–163. – DOI 10.1016/j.jappgeo.2016.07.010.

192. Zhang, P. Prediction method for mine earthquake in time sequence based on clustering analysis / P. Zhang, X. Li, J. Chen // Applied Sciences. – 2022. – Vol. 12. – P. 11101. – DOI 10.3390/app122111101.

193. Nicolis, O. Prediction of intensity and location of seismic events using deep learning / O. Nicolis, F. Plaza, R. Salas // Spatial Statistics. – 2021. – Vol. 42. – P. 100442. – DOI 10.1016/j.spasta.2020.100442.

194. Breiman, L. Random forests / L. Breiman // Machine Learning. – 2001. – Vol. 45. – P. 5–32. – DOI 10.1023/A:1010933404324.

195. Genuer, R. Variable selection using Random Forests / R. Genuer, J.-M. Poggi, C. Tuleau-Malot // Pattern Recognition Letters. – 2010. – Vol. 31, no. 14. – P. 2225–2236. – DOI 10.1016/j.patrec.2010.03.014.

196. Application of Bayesian hyperparameter optimized Random Forest and XGBoost model for landslide susceptibility mapping / S. Wang, J. Zhuang, J. Zheng [et al.] // Frontiers in Earth Science. – 2021. – Vol. 9. – P. 712240. – DOI 10.3389/feart.2021.712240.

197. Berhich, A. LSTM-Based Models for Earthquake Prediction / A. Berhich, F.-Z. Belouadha, M. I. Kabbaj // Proceedings of the 3rd International Conference on Networking, Information Systems & Security (NISS '20), Marrakech, Morocco. – New York, USA : Association for Computing Machinery, 2020. – P. 46. – P. 1–7. – DOI 10.1145/3386723.3387865.

198. Berhich, A. An attention-based LSTM network for large earthquake prediction / A. Berhich, F.-Z. Belouadha, M. I. Kabbaj // Soil Dynamics and Earthquake Engineering. – 2023. – Vol. 165. – P. 107663. – DOI 10.1016/j.soildyn.2022.107663.

199. Automated lung sound classification using a hybrid CNN-LSTM network and focal loss function / G. Petmezas, G.-A. Cheimariotis, L. Stefanopoulos [et al.] // Sensors. – 2022. – Vol. 22. – P. 1232. – DOI 10.3390/s22031232.

200. Peng, H. CBF-IDS: Addressing class imbalance using CNN-BiLSTM with focal loss in network intrusion detection system / H. Peng, C. Wu, Y. Xiao // Applied Sciences. – 2023. – Vol. 13. – P. 11629. – DOI 10.3390/app132111629.