

Научная статья

УДК 622-1/-9

DOI: 10.26730/1816-4528-2025-5-39-47

Линник Юрий Николаевич, Линник Владимир Юрьевич

Государственный университет управления

* для корреспонденции: vy_linnik@guu.ru

**АНАЛИЗ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ, ПРИМЕНИМЫХ
ПРИ ПРОГНОЗИРОВАНИИ ГОРНЫХ УДАРОВ****Информация о статье**

Поступила:

14 апреля 2025 г.

Одобрена после

рецензирования:

30 июня 2025 г.

Принята к печати:

01 сентября 2025 г.

Опубликована:

09 октября 2025 г.

Ключевые слова:

горный удар, прогнозирование, методы машинного обучения, нейронные сети, метод опорных векторов, полезные ископаемые, горнодобывающая промышленность, глубокое обучение

Аннотация.

Горные удары в условиях подземной добычи угля являются на сегодняшний день одной из угроз, приводящих к гибели персонала и повреждению подземных выработок и горного оборудования. Это обстоятельство побудило исследователей в России и за рубежом изучить альтернативные методы прогнозирования вероятности возникновения горных ударов. Однако из-за сложной взаимосвязи между геологическими, механическими и геометрическими параметрами горной выработки традиционные методы прогнозирования, основанные на механике, не всегда дают точные результаты. С появлением методов машинного обучения в последние годы стал возможен прорыв в прогнозировании возникновения горных ударов. В данной статье представлен обзор отдельных методов машинного обучения, применимых при прогнозировании вероятности возникновения горных ударов. В первой части дается общее рассмотрение проблематики горных ударов, а также рассматриваются традиционные методы их прогнозирования. Приводится статистика по шахтам России в разрезе их газовой опасности, на основании чего сделан вывод о том, что 57% российских шахт относится к III-й категории по газоопасности, а также к сверхкатегорным и относящимся к опасным по горным ударам и внезапным выбросам. Далее в статье выполнен обзор практики применений методов машинного обучения в прогнозировании горных ударов с указанием соответствующих механизмов, технических деталей и анализа эффективности.

Для цитирования: Линник Ю.Н., Линник В.Ю. Анализ методов машинного обучения, применимых при прогнозировании горных ударов // Горное оборудование и электромеханика. 2025. № 5 (181). С. 39-47. DOI: 10.26730/1816-4528-2025-5-39-47, EDN: QYOUEA

Введение

Горный удар – распространенное геологическое явление, встречающееся в горном деле при разработке полезных ископаемых, часто приводящее к травмам, гибели рабочих, а также к повреждению оборудования и горной выработки [1-8]. Доктор технических наук, профессор РАН В. А. Еременко отметил, что с 1978 по 1993 гг. в США зарегистрировано 73 несчастных случая, связанных с горными ударами. В России с 1970 по 1994 гг. насчитывается 380 случаев горных ударов. Как показывают результаты анализа, изложенные в [1], доля горных ударов в общем количестве несчастных случаев, произошедших на шахтах России в период с 2017

по 2022 гг., составила 5%, обрушений горных пород – 23%, что привело к гибели 27 человек. В Канаде описаны случаи горных ударов более чем на 15 шахтах, включая свинцово-цинковый рудник Брунстик в Батерсте, шахты Лейк Шор, Тек-Хьюз, Райт-Харгривз и Макасса в Кирклэнд-Лейк [9]. В США с 1936 по 1993 гг. было зарегистрировано 172 случая горных ударов, в результате которых погибло более 78 человек и 158 получили травмы [10, 11]. В последние годы как в России, так и в других угледобывающих странах наблюдается тенденция к снижению динамических проявлений на шахтах, но это вызвано не столько результатами совершенствования технологий, позволяющих прогнози-

вать или ограничивать их возникновение и тяжесть последствий, столько из-за сокращения объемов подземной добычи или вывода шахт, опасных по горным ударам и внезапным выбросам из эксплуатации. Тем не менее, несмотря на снижение объемов подземных горных работ в период с 1983 по 2007 гг., в Германии по-прежнему регистрировались горные удары, приведшие к травмам и смертельным исходам; было зарегистрировано более 40 случаев с травмами и смертельными исходами [12].

В Австралии первый горный удар со смертельным исходом произошел в 1917 г. в подземном забое «Золотая миля» в Калгурли. В период с 1996 по 1998 гг. три смертельных случая на шахтах Западной Австралии произошли в результате обвала пород кровли [13]. Вследствие сохраняющихся высоких нагрузок на горные выработки опасность горных ударов становится в Австралии все более частой проблемой [14]. В настоящее время Китай, являясь крупнейшим в мире производителем угля, постоянно наращивает объемы добычи угля. В этой связи в Китае постоянно растет число зарегистрированных горных ударов. В работах [15-17] приведена подробная статистика несчастных случаев на шахтах Китая, где отмечено, что горные удары были зафиксированы более чем на 100 шахтах. В ноябре 2011 г. на шахте Цяньцзю в провинции Хэнань произошел мощный горный удар, в результате которого пострадали 64 шахтера и погибли 10 человек.

Изложенное выше позволяет сделать вывод о том, что горные удары на шахтах, несмотря на снижение темпов добычных и проходческих работ, по-прежнему являются актуальной проблемой угольной отрасли, что и обуславливает разработку современных подходов при их прогнозировании.

Результаты исследований.

Прогнозирование горных ударов можно разделить на две категории: долгосрочное прогнозирование, которое должно применяться еще на стадии проектирования шахты, и краткосрочное прогнозирование, применяемое в процессе добычи угля [18]. Краткосрочное прогнозирование горных ударов в основном включает в себя методы, основанные на мониторинге, такие как микросейсмический метод, метод электромагнитного излучения, метод опережающего бурения, микрогравитационный метод, метод инфракрасной тепловизионной съемки. В работе [19] описана методика системы для регистрации высокочастотных микросейсмических колебаний на шахте Крейтон в Садбери (Канада). Возникновение наблюдаемых системой высокочастотных колебаний обусловлено появлением микротрещин в перенапряженной породе. Аналогичные результаты были получены в работе [20], где изложены методы микросейсмического мониторинга для прогнозирования горных ударов на гидроэлектростанции Цзиньпин-II в Китае и сделан вывод о том, что перед большинством горных ударов происходит предварительное образование микротрещин, что может быть зафиксировано системой микросейсмического мониторинга.

Концентрация высоких напряжений проявляется в области структурных разрывов породы, на что должно обращать особое внимание при мониторинге горных ударов. Установлено также, что повышенное напряжение, связанное с ростом опасности горного удара, приводит к увеличению естественного электромагнитного излучения пород [21].

Известна также идея использования процесса бурения угольного массива для снижения вероятности горного удара на угольных шахтах [22]. В основу идеи заложено бурение шпура, в процессе которого происходит возбуждение местного интенсивного процесса трещинообразования.

Связь между микрогравитационной аномалией и возникновением горного удара описана в [23], там же сказано, что в момент, предшествующий горному удару, отрицательное значение микрогравитационной аномалии имеет максимальное значение.

Отдельные исследователи проводили измерение уровня влаги в угольных пластах, на основании чего была выдвинута гипотеза о том, что если содержание влаги в угольном пласте составляет более 3%, то опасность горного удара отсутствует.

Применение системы фиксации инфракрасного излучения для мониторинга изменения температуры поверхности кровли и боковых стенок проходческого забоя на угольных шахтах показало [24], что интенсивность инфракрасного излучения на левой и правой стенах резко повышается перед возникновением горного удара.

Методы краткосрочного прогнозирования горных ударов могут применяться только в процессе проходческих работ или после их завершения, когда в подземных выработках может быть установлено оборудование для мониторинга. С другой стороны, чтобы избежать разработки участков с высокой опасностью горных ударов при проведении проходческих работ, на стадии проектирования будущих выработок применяются методы долгосрочного прогнозирования горных ударов. В основе этих методов заложено сочетание оценки потенциала горных ударов и физико-механических свойств массива. Для оценки потенциала горного удара ученые предложили несколько показателей. Показатель величины энергии упругой деформации (WET), представляющий собой соотношение между накопленной энергией деформации (W_{sp}) и рассеянной энергией деформации (W_{st}), подробно рассмотрен в работе [25]. В другом исследовании [26] в качестве индикатора потенциала горного удара используется удельная энергия упругой деформации [26]. Показатель степени хрупкости горных пород, основанный на соотношении между одноосным сжатием и напряжением разрыва, является еще одним широко используемым показателем для определения вероятности горных ударов [27]. Еще одним показателем, характеризующим склонность к горным ударам, является энергетический индекс потенциала горного удара (Burst Potential Index, BPI) [28].

Таблица 1. Отдельные показатели, применяемые для оценки потенциала горных ударов

Table 1. Some indicators used to assess the potential for rock impact

Показатель	Описание	Значение
Энергия упругой деформации, W_{ET}	Отношение накопленной энергии деформации (W_{sp}) к рассеянной энергии деформации (W_{st}), $W_{ET} = W_{sp} / W_{st}$	$W_{ET} \leq 2.0$, нет опасности горного удара; $2.0 < W_{ET} \leq 3.5$, низкая вероятность горного удара; $3.5 < W_{ET} < 5.0$, средняя вероятность горного удара; $W_{ET} \geq 5.0$, высокая вероятность горного удара.
Объемная плотность энергии упругой деформации, SED	$SED = \frac{\sigma_c^2}{2E_s}$, σ_c – предел прочности одноосного сжатия, МПа; E_s – модуль Юнга в условиях нагруженности (ГПа)	$SED \leq 50$, нет опасности горного удара; $50 < SED < 100$, низкая вероятность горного удара; $100 \leq SED \leq 200$, средняя вероятность горного удара; $SED > 200$, высокая вероятность горного удара.
Степень хрупкости, B	$B = \frac{\sigma_c}{\sigma_T}$, σ_c – предел прочности одноосного сжатия, МПа; σ_T – предел прочности одноосного растяжения, МПа	$B > 40$, нет опасности горного удара; $26.7 < B \leq 40$, низкая вероятность горного удара; $14.5 < B \leq 26.7$, средняя вероятность горного удара; $B \leq 14.5$, высокая вероятность горного удара.
Критерий тангенциального напряжения, T_s	$T_s = \frac{\sigma_\theta}{\sigma_c}$, тангенциальное напряжение горного массива в зоне выемки, предел прочности одноосного сжатия, МПа	$T_s < 0.3$, нет опасности горного удара; $0.3 \leq T_s < 0.5$, низкая вероятность горного удара; $0.5 \leq T_s < 0.7$, средняя вероятность горного удара; $T_s \geq 0.7$, высокая вероятность горного удара.
Период длительности разрушения, D_t	Период длительности разрушения от момента достижения предела прочности до полного разрушения	$D_t > 500$ мс, нет опасности горного удара; $50 \text{ мс} < D_t \leq 500$ мс, средняя вероятность горного удара; $D_t \leq 100$ мс, высокая вероятность горного удара.

Таблица 2. Распределение шахт России по категориям газовой опасности

Table 2. Distribution of Russian mines by gas hazard category

Угольные районы России	Всего шахт	Категории шахт по газу					
		негазовые	I кат.	II кат.	III кат	сверхкатегорная	опасные по горным ударам и внезапным выбросам
Северный	7	-	-	1	1	2	3
Северо-Кавказский	11	11	-	-	-	-	-
Урал	1	-	-	-	1	-	-
Западная Сибирь	59	-	6	9	16	17	11
Восточная Сибирь	3	-	3	-	-	-	-
Дальний Восток	9	-	7	1	-	1	-
В целом по России	90	12	16	11	18	20	14

В Таблице 1 приведен перечень отдельных показателей для оценки склонности массива к горным ударам.

Тем не менее, возникновение горных ударов зависит также и от других факторов, включая геологическое строение пласта, способы добычи угля или проведения горной выработки, механические свойства горных пород, а также внутренние напряжения в них [29]. Кроме того, до сих пор остается неясным взаимное влияние этих факторов на возникновение горного удара.

Продолжая рассмотрение факторов, влияющих на возникновение горных ударов, отметим, что большое влияние на склонность угольных пластов и горных пород к горным ударам и внезапным выбросам оказывает их газонасыщенность метаном. Так, угольные шахты России работают в весьма

неравнозначных условиях по газонасыщенности пластов, что во многом определяет уровень безопасности ведения горных работ.

В Таблице 2 приведено распределение шахт по категориям газовой опасности, откуда видно, что в целом по России угольные шахты представлены 6-ю категориями по газовой опасности: негазовые, I, II и III категории, сверхкатегорные и опасные по внезапным выбросам угля и газа.

Негазовыми являются 13,3% шахт, 17,8% относятся к I категории, и 12,2% – ко II категории. Таким образом, суммарная доля предприятий, осуществляющих добычу угля подземным способом в относительно благоприятных по газовой опасности условиях, практически исключая необходимость выполнения дегазационных работ, составляет 43,3%.

Достаточно стабильной остается группа шахт, отличающихся высокой степенью метаноопасности, представленная шахтами III категории, сверхкатегорными и пластами, относящимися к опасным по горным ударам и внезапным выбросам. Их суммарная доля в общем количестве шахт составляет 57%. Столь высокая доля удароопасных шахтопластов, а также развитие современных методов обработки, анализа данных, развитие методов машинного обучения и искусственного интеллекта обуславливает необходимость рассмотрения новых направлений при прогнозировании горных ударов на шахтах Российской Федерации.

Прогнозирование горных ударов на основе методов машинного обучения

Прогнозирование горных ударов – сложная и нелинейная процедура, на которую влияют нечеткость модели и параметров, недостаток информации и сильная зашумленность данных [30, 31]. Используя преимущества машинного обучения при решении нелинейных задач, исследователи применяют методы машинного обучения в прогнозировании горных ударов.

Китайские исследователи на основе нечеткой логики и нейросетевого моделирования разработали модель прогнозирования горных ударов, которая обучалась с помощью усовершенствованного алгоритма ВР на основе накопленных исторических данных о горных ударах [32]. Модель была успешно использована для прогнозирования горных ударов на угольной шахте Саньхэцзянь в Китае, продемонстрировав в процессе использования высокую точность и простоту.

Метод прогнозирования горных ударов на осно-

ве алгоритма роя частиц (PSO) и обобщенно-регрессионной нейронной сети (GRNN) предложен в работе [33]. Особенностью модели является применение алгоритма роя частиц для определения оптимальных параметров GRNN, что позволяет избежать влияния человеческого фактора. Модель была успешно использована для прогнозирования горных ударов при строительстве тоннеля автостреды Cangshanling и на медном руднике Dongguanshan в Китае. Машина опорных векторов для описания нелинейной зависимости между горным ударом и влияющими на него факторами описана в работе [34]. Модель была обучена на исторических данных и затем могла быть использована для классификации склонности пластов к горным ударам на шахтах со схожими условиями.

Для долгосрочного прогнозирования вероятности горных ударов исследователи применили метод опорных векторов (SVM) [35]. Для автоматического определения оптимальных параметров для SVM использовались генетический алгоритм (GA) и алгоритм роя частиц. Результаты показали, что эвристические алгоритмы GA и PSO позволяют ускорить поиск оптимальных параметров SVM, что позволило разработчикам сделать вывод о том, что предложенный метод обладает большим потенциалом при прогнозировании горных ударов.

Метод, основанный на технологии рассуждений по прецедентам с применением методики ближайших соседей [36], показал приемлемые результаты прогнозирования горных ударов при ведении горных работ на большой глубине в Южной Африке, когда прогнозируемые события оказались согласованы с фактически произошедшими ударами на

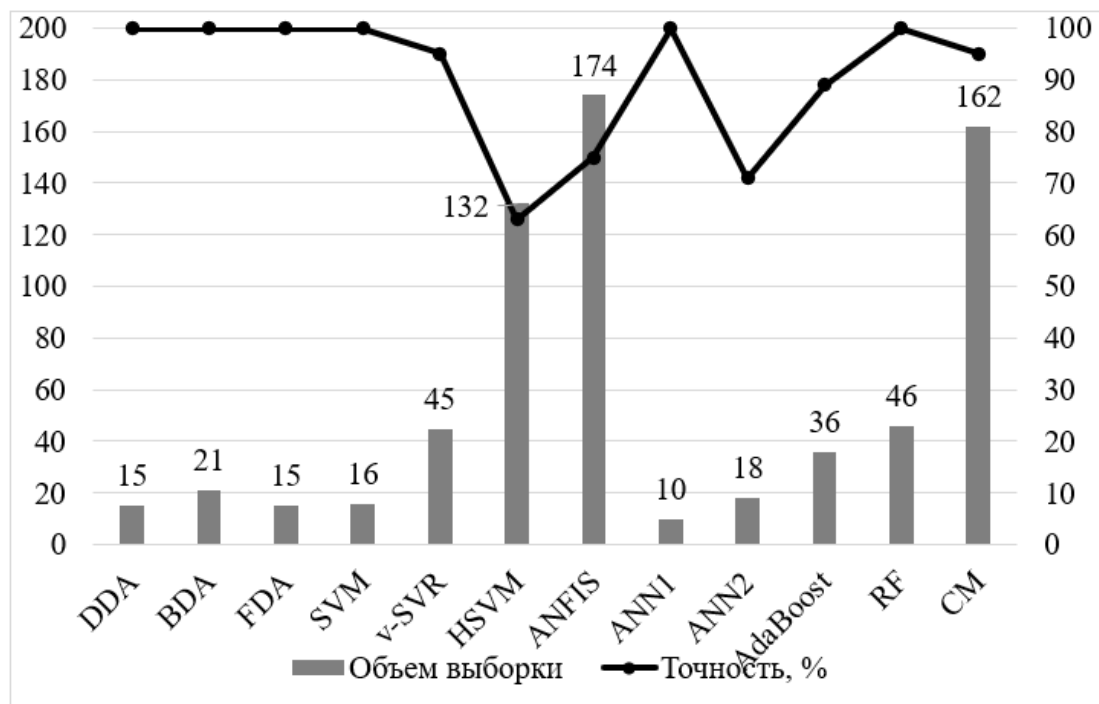


Рис. 1. Точность прогноза для различных алгоритмов машинного обучения, использованных для прогнозирования горных ударов

Fig. 1. Prediction accuracy for the different machine learning algorithms used to predict mountain impacts

75%.

В работе [37] была предпринята попытка обобщения 12 наиболее распространенных алгоритмов машинного обучения, включая искусственную нейронную сеть, линейный дискриминантный анализ, машину опорных векторов, дискриминантный анализ Байеса (ДБА), линейный дискриминант Фишера (ЛДА) и т. д., для долгосрочного прогнозирования горных ударов, и описаны результаты сравнения точности прогноза. В качестве входных параметров использовались различные характеристики пластов, которые по мнению специалистов определяют склонность к горным ударам. Размеры обучающих выборок также были различными. Точность прогнозов, полученных с помощью разных алгоритмов, представлена на Рис. 1.

Известен также ряд разработок для краткосрочного прогнозирования горных ударов при микросейсмическом мониторинге – методе дистанционного контроля состояния массива горных пород и отдельных технологических операций разработки твердых полезных ископаемых. Микросейсмические сигналы являются характерным свидетельством скорого возникновения горного удара, однако зашумленность рабочей зоны, характеризующаяся резкой амплитудой (проезжающий подземный транспорт, перемещение рабочих и особенно взрывные работы), является причиной искажения данных [35]. В этой связи первым шагом при построении прогноза на основе микросейсмических сигналов является процесс очистки данных от ложных сигналов. В исследовании [35] описан пример того, как с помощью алгоритма машины опорных векторов (SVM) отличить реальные микросейсмические события от ложных. Для обучения SVM модели из 71 исходного признака с использованием метода уменьшения размерности были извлечены 16. Для сравнения точности в SVM модель были встроены четыре функции: линейная, гауссовская, квадратичная, кубическая. Тем не менее, SVM является бинарным классификатором, способным различить различать только микросейсмические или немикросейсмические события. В этой связи особый интерес представляют мультиклассификаторы, способные классифицировать микросейсмические события во всем их разнообразии в условиях подземных работ. Подобная попытка описывается в [38], где сравниваются три модели машинного обучения – классификатор Фишера, наивный байесовский классификатор и логистическая регрессия при дифференциации сейсмических событий и взрывов по форме сейсмических волн [38]. Результаты показали, что модель логистической регрессии обладала наилучшей дискриминационной эффективностью на трех различных шахтах. Однако набор данных по трем шахтам использовался как для обучения модели, так и для ее тестирования, что ставит под сомнение общую эффективность модели. Иными словами, такая модель гарантирует только эмпирическую минимизацию риска, а не его структурную минимизацию.

Другой попыткой создать нейросеть, различающую шумы и вибрацию при разрушении горной

массы, было создание ВР сети, описанной в [39]. Для извлечения необходимой информации из исходных микросейсмических сигналов в качестве входных параметров для нейронной сети ВР был использован комбинированный метод: вейвлет-преобразование частотных срезов (FSWT) и сингулярное разложение (SVD). Результаты показали точность распознавания шумов в 86,67%. С другой стороны, описанная нейронная модель имела 70 обучающих и 50 тестовых образцов, что не является оптимальным соотношением, так как пропорция между обучающими и тестовыми образцами должна составлять 2:1.

Заключение, обсуждение и будущие исследования

Машинное обучение является перспективным способом прогнозирования горных ударов, поскольку не требует предварительных знаний о характере связи между входными и выходными параметрами, что является одним из преимуществ машинного обучения перед большинством эмпирических и статистических методов. Однако существует ряд проблем, связанных с применением машинного обучения для прогнозирования горных ударов. Большинство существующих методов машинного обучения для предсказания горных ударов используют неглубокие модели машинного обучения, такие как SVM, дерево решений и логистическая регрессия. И хотя эти модели достаточно глубоко исследованы и показали впечатляющие результаты в различных отраслях, тем не менее, они могут выявить только относительно простые взаимосвязи между факторами, влияющими на вероятность возникновения горных ударов. В будущих исследованиях представляется обоснованным использование глубокого обучения для прогнозирования горных ударов. Многослойная нейронная сеть позволяет справиться с любой функцией произвольной точности, что обеспечивает более тесную связь между горными ударами и факторами, приводящими к их возникновению.

Традиционные методы машинного обучения демонстрируют лучшие результаты по сравнению с методами глубокого обучения лишь при относительно небольших наборах данных. Однако при значительном объеме данных это преимущество полностью исчезает.

Как метод краткосрочного прогнозирования, микросейсмический мониторинг в состоянии относительно точно предсказать место и время возникновения горных ударов, что открывает широкое поле возможностей в борьбе с их предупреждением и последствиями. Однако современные исследования в области машинного обучения при микросейсмическом мониторинге в основном сосредоточены на выявлении и очистке от шумов при анализе микросейсмических событий в шахте. Серьезным прорывом в прогнозировании горных ударов с применением машинного обучения может являться обнаружение аномалий в сигналах при проведении мониторинга, свидетельствующих о предстоящем событии.

Подводя итоги, можно сказать, что если будет обнаружена устойчивая связь между аномалиями в микросейсмических сигналах и горным ударом, то это позволит с высокой точностью определить время возникновения горного удара. В настоящее время обнаружение подобных аномалий с помощью машинного обучения является перспективной технологией, а ее разработка и внедрение может стать весьма действенным и высокоточным способом прогнозирования горных ударов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Ломов М. А. Аварии в горной промышленности в России, произошедшие вследствие динамических проявлений в горном массиве. Контроль горного давления на месторождении «Южное» (Приморский край) // Проблемы недропользования. 2023. № 1 (36). С. 85–92.
2. Cai W., Dou L., Si G., Cao A., He J., Liu S. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation model for coal burst liability assessment // International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. 2016. Т. 81. С. 62–69.
3. He M., Ren F., Liu D. Rockburst mechanism research and its control // International Journal of Mining Science and Technology. 2018. Т. 28. № 5. С. 829–837.
4. He M. C., Miao J. L., Feng J. L. Rock burst process of limestone and its acoustic emission characteristics under true-triaxial unloading conditions // International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences. 2010. Т. 47. № 2. С. 286–298.
5. Pu Y., Apel D. B., Lingga B. Rockburst prediction in kimberlite using decision tree with incomplete data // Journal of Sustainable Mining. 2018. Т. 17. № 3. С. 158–165.
6. Pu Y. Evaluation of burst liability in kimberlite using support vector machine // Acta Geophysica. 2018. Т. 66. С. 973–982.
7. Dou L. Comprehensive early warning of rock burst utilizing microseismic multi-parameter indices // International Journal of Mining Science and Technology. 2018. Т. 28. № 5. С. 767–774.
8. Yang Z. Rock burst mechanism analysis in an advanced segment of gob-side entry under different dip angles of the seam and prevention technology // International Journal of Mining Science and Technology. 2018. Т. 28. № 6. С. 891–899.
9. Blake W., Hedley D. G. F. Rockbursts: case studies from North American hard-rock mines. SME, 2003.
10. Mark C. Coal bursts in the deep longwall mines of the United States // International Journal of Coal Science & Technology. 2016. Т. 3. № 1. С. 1–9.
11. Williams T. J. Underhand cut and fill mining as practiced in three deep hard rock mines in the United States. 2007.
12. Ellenberger J. L., Heasley K. A. Coal mine seismicity and bumps: historical case studies and current field activity. 2000.
13. Potvin Y., Hudyma M., Jewell R. J. Rockburst and seismic activity in underground Australian mines – an introduction to a new research project // ISRM international symposium. ISRM, 2000. С. ISRM-IS-2000-552.
14. Wondrad M., Chen D. Application of mine seismicity monitoring technology in mitigating geotechnical risks at Barrick's Darlot Gold Mine // ARMA US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium. ARMA, 2006. С. ARMA-06-1161.
15. Li T. Stress spatial evolution law and rockburst danger induced by coal mining in fault zone // International Journal of Mining Science and Technology. 2016. Т. 26. № 3. С. 409–415.
16. Shi Q., Pan Y., Li Y. The typical cases and analysis of rockburst in China // Coal Mining Technology. 2005. Т. 10. № 2. С. 13–17.
17. Zhang J. Rockburst mechanism in soft coal seam within deep coal mines // International Journal of Mining Science and Technology. 2017. Т. 27. № 3. С. 551–556.
18. Bennett T. J., Marshall M. E. Identification of rockbursts and other mining events using regional signals at international monitoring system stations // Science Applications International Corp Mclean VA. 2001.
19. Butt S. D., Apel D. B., Calder P.N. Analysis of high frequency microseismicity recorded at an underground hardrock mine // Pure and applied geophysics. 1997. Т. 150. С. 693–704.
20. Wang J. Preliminary engineering application of microseismic monitoring technique to rockburst prediction in tunneling of Jinping II project // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. 2010. Т. 2. № 3. С. 193–208.
21. Frid V., Rabinovitch A., Bahat D. Fracture induced electromagnetic radiation // Journal of physics D: applied physics. 2003. Т. 36. № 13. С. 1620.
22. Петухов И. М., Линьков А. М. Механика горных ударов и выбросов. М. : Недра, 1983. Т. 190.
23. Fajkiewicz Z. Application of microgravity method to detection of subsurface cavities and prediction of rock bursts // Advances in Coal Geophysics: Proceedings, AEG India, Hyderabad. 1989. Т. 11. С. 18.
24. Yanbo Z. Infrared radiation portentous characteristics of rock burst in roadway // Journal of Mining and Safety Engineering. 2015. Т. 32. № 5. С. 786.
25. Kidybiński A. Bursting liability indices of coal // International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts. Pergamon, 1981. Т. 18. № 4. С. 295–304.
26. Wattimena R. K. Evaluation of rockburst potential in a cut-and-fill mine using energy balance // International Journal of the JCRM. 2012. Т. 8. № 1. С. 19–23.
27. Altindag R. Correlation of specific energy with rock brittleness concepts on rock cutting // Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy. – 2003. Т. 103. № 3. С. 163–171.
28. Mitri H. S., Tang B., Simon R. FE modelling of mining-induced energy release and storage rates // Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy. 1999. Т. 99. № 2. С. 103–110.
29. Kabwe E. Review on rockburst theory and types of rock support in rockburst prone mines // Open Jour-

nal of Safety Science and Technology. 2015. T. 5. № 04. C. 104.

30. Pu Y., Apel D., Xu H. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation for rockburst potential in kimberlite // Pure and Applied Geophysics. 2018. T. 175. № 6. C. 2141–2151.

31. Zhou J., Li X., Mitri H. S. Evaluation method of rockburst: state-of-the-art literature review // Tunneling and Underground Space Technology. 2018. T. 81. C. 632–659.

32. Jian S. [et al.] Application of fuzzy neural network in predicting the risk of rock burst // Procedia Earth and Planetary Science. 2009. T. 1. № 1. C. 536–543.

33. Zhang Y. [et al.] Rockburst prediction using artificial intelligence techniques: A review // Rock Mechanics Bulletin. 2024. C. 100129.

34. Zhao Z., Gross L. Using supervised machine learning to distinguish microseismic from noise events // SEG international exposition and annual meeting. SEG, 2017. C. SEG-2017-17727697.

35. Zhou J., Li X., Shi X. Long-term prediction model of rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vector machines // Safety science. 2012. T. 50. № 4. C. 629–644.

36. Su G. S., Zhang X. F., Yan L. B. Rockburst prediction method based on case reasoning pattern recognition // J. Min. Saf. Eng. 2008. T. 25. № 1. C. 63–67.

37. Zhou J., Li X., Mitri H. S. Classification of rockburst in underground projects: comparison of ten supervised learning methods // Journal of Computing in Civil Engineering. 2016. T. 30. № 5. C. 04016003.

38. Dong L. [et al.] Discrimination of mine seismic events and blasts using the fisher classifier, naive bayesian classifier and logistic regression // Rock Mechanics and Rock Engineering. 2016. T. 49. C. 183–211.

39. Shang X. Y. [et al.] Application of FSWT-SVD model in the feature extraction of rock mass microseismic signals // J. Vib. Shock. 2017. T. 36. № 14. C. 52–60.

© 2025 Автор. Эта статья доступна по лицензии Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Об авторах:

Линник Юрий Николаевич, профессор, ФГБОУ ВО «Государственный университет управления», (109542, Российская Федерация, г. Москва, ул. Рязанский проспект, 99), докт. техн. наук, профессор, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3968-0026>, e-mail: yn_linnik@guu.ru

Линник Владимир Юрьевич, профессор, ФГБОУ ВО «Государственный университет управления», (109542, Российская Федерация, г. Москва, ул. Рязанский проспект, 99), докт. экон. наук, доцент, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5130-8222>, e-mail: vy_linnik@mail.ru

Заявленный вклад авторов:

Линник Юрий Николаевич – постановка исследовательской задачи, концептуализация исследования, сбор и анализ данных, выводы, написание текста.

Линник Владимир Юрьевич – научный менеджмент, обзор соответствующей литературы, написание текста.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Original article

DOI: 10.26730/1816-4528-2025-5-39-47

Yuri N. Linnik, Vladimir Yu. Linnik

State University of Management

* for correspondence: vy_linnik@guu.ru

ANALYSIS OF MACHINE LEARNING METHODS USED IN THE PREDICTION OF ROCK BURSTS



Article info
Received:

Abstract.

Rock bursts in underground coal mining operations remain a significant threat today, leading to fatalities among personnel and damage to underground excavations and mining equipment. This circumstance has prompted researchers in Russia and abroad to explore alternative methods for predicting the likelihood of rock burst occurrences. However, due to the

14 April 2025

Accepted for publication:
30 June 2025

Accepted:
01 September 2025

Published:
09 October 2025

Keywords: minerals, mining, coal, drilling, mining, transportation, coal processing, machine learning, deep learning, signal processing, computer vision.

complex interplay between geological, mechanical, and geometrical parameters of the mine workings, traditional forecasting methods based on mechanics do not always yield accurate results. With the advent of machine learning techniques in recent years, a breakthrough in predicting rock bursts has become possible. This article provides an overview of selected machine learning methods applicable to predicting the probability of rock bursts. The first part presents a general examination of the issue of rock bursts and reviews conventional prediction methods. Statistical data from Russian mines regarding gas hazards is provided, revealing that 57% of Russian mines fall into Category III in terms of gas hazard, as well as being categorized as super-category or dangerous in terms of rock bursts and sudden emissions. Subsequently, the article reviews the application of machine learning models in predicting rock bursts, detailing corresponding mechanisms, technical details, and efficiency analyses.

For citation: Linnik Yu.N., Linnik V.Yu. Analysis of machine learning methods used in the prediction of rock bursts. *Mining Equipment and Electromechanics*, 2025; 5(181):39-47 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2025-5-39-47, EDN: QYOUEA

REFERENCES

- Lomov M.A. Accidents in mining industry in Russia caused by dynamic manifestations in rock mass. Control of rock pressure at the «Yuzhnoe» deposit (Primorsky Krai). *Problemy nedropol'zovaniya* = Problems of Subsoil Use. 2023; (1–36):85–92.
2. Cai W., Dou L., Si G., Cao A., He J., Liu S. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation model for coal burst liability assessment. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*. 2016; 81:62–69.
3. He M., Ren F., Liu D. Rockburst mechanism research and its control. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2018; 28(5):829–837.
4. He M.C., Miao J.L., Feng J.L. Rock burst process of limestone and its acoustic emission characteristics under true-triaxial unloading conditions. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*. 2010; 47(2): 286–298.
5. Pu Y., Apel D.B., Lingga B. Rockburst prediction in kimberlite using decision tree with incomplete data. *Journal of Sustainable Mining*. 2018; 17(3):158–165.
6. Pu Y. Evaluation of burst liability in kimberlite using support vector machine. *Acta Geophysica*. 2018; 66:973–982.
7. Dou L. Comprehensive early warning of rock burst utilizing microseismic multi-parameter indices. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2018; 28(5):767–774.
8. Yang Z. Rock burst mechanism analysis in an advanced segment of gob-side entry under different dip angles of the seam and prevention technology. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2018; 28(6):891–899.
9. Blake W., Hedley D.G.F. Rockbursts: case studies from North American hard-rock mines. SME; 2003.
10. Mark C. Coal bursts in the deep longwall mines of the United States. *International Journal of Coal Science & Technology*. 2016; 3(1):1-9.
11. Williams T.J. Underhand cut and fill mining as practiced in three deep hard rock mines in the United States. 2007.
12. Ellenberger J.L., Heasley K.A. Coal mine seismicity and bumps: historical case studies and current field activity. 2000.
13. Potvin Y., Hudyma M., Jewell R.J. Rockburst and seismic activity in underground Australian mines—an introduction to a new research project. ISRM international symposium. ISRM, 2000.
14. Wondrad M., Chen D. Application of mine seismicity monitoring technology in mitigating geotechnical risks at Barrick's Darlot Gold Mine. ARMA US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium. ARMA, 2006.
15. Li T. Stress spatial evolution law and rockburst danger induced by coal mining in fault zone. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2016; 26(3):409–415.
16. Shi Q., Pan Y., Li Y. The typical cases and analysis of rockburst in China. *Coal Mining Technology*. 2005; 10(2):13–17.
17. Zhang J. Rockburst mechanism in soft coal seam within deep coal mines. *International Journal of Mining Science and Technology*. 2017; 27(3):551–556.
18. Bennett T.J., Marshall M.E. Identification of rockbursts and other mining events using regional signals at international monitoring system stations. *Science Applications International Corp Mclean VA*. 2001.
19. Butt S.D., Apel D.B., Calder P.N. Analysis of high frequency microseismicity recorded at an underground hardrock mine. *Pure and applied geophysics*. 1997; 150:693–704.
20. Wang J. Preliminary engineering application of microseismic monitoring technique to rockburst prediction in tunneling of Jinping II project. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*. 2010; 2(3):193–208.
21. Frid V., Rabinovitch A., Bahat D. Fracture induced electromagnetic radiation. *Journal of physics D: applied physics*. 2003; 36(13):16–20.
22. Petukhov I.M., Linkov A.M. Mechanics of Rock Bursts and Outbursts. Nedra; 1983
23. Fajkiewicz Z. Application of microgravity method to detection of subsurface cavities and prediction of rock bursts. *Advances in Coal Geophysics: Proceedings*, AEG India, Hyderabad. 1989; 11:18.

24. Yanbo Z. Infrared radiation portentous characteristics of rock burst in roadway. *Journal of Mining and Safety Engineering*. 2015; 32(5):786.

25. Kidybiński A. Bursting liability indices of coal. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts*. Pergamon, 1981; 18(4):295–304.

26. Wattimena R.K. Evaluation of rockburst potential in a cut-and-fill mine using energy balance. *International Journal of the JCRM*. 2012; 8(1):19–23.

27. Altindag R. Correlation of specific energy with rock brittleness concepts on rock cutting. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. 2003; 103(3):163–171.

28. Mitri H.S., Tang B., Simon R. FE modelling of mining-induced energy release and storage rates. *Journal of the Southern African Institute of Mining and Metallurgy*. 1999; 99(2):103–110.

29. Kabwe E. Review on rockburst theory and types of rock support in rockburst prone mines. *Open Journal of Safety Science and Technology*. 2015; 5(4):104.

30. Pu Y., Apel D., Xu H. A principal component analysis/fuzzy comprehensive evaluation for rockburst potential in kimberlite. *Pure and Applied Geophysics*. 2018; 175(6):2141–2151.

31. Zhou J., Li X., Mitri H.S. Evaluation method of rockburst: state-of-the-art literature review. *Tunnelling and Underground Space Technology*. 2018; 81:632–659.

32. Jian S. [et al.] Application of fuzzy neural network in predicting the risk of rock burst. *Procedia Earth and Planetary Science*. 2009; 1(1):536–543.

33. Zhang Y. [et al.] Rockburst prediction using artificial intelligence techniques: A review. *Rock Mechanics Bulletin*. 2024. 100129.

34. Zhao Z., Gross L. Using supervised machine learning to distinguish microseismic from noise events. *SEG international exposition and annual meeting*. SEG, 2017.

35. Zhou J., Li X., Shi X. Long-term prediction model of rockburst in underground openings using heuristic algorithms and support vector machines. *Safety science*. 2012; 50(4):629–644.

36. Su G.S., Zhang X.F., Yan L.B. Rockburst prediction method based on case reasoning pattern recognition. *J. Min. Saf. Eng.* 2008; 25(1):63–67.

37. Zhou J., Li X., Mitri H.S. Classification of rockburst in underground projects: comparison of ten supervised learning methods. *Journal of Computing in Civil Engineering*. 2016; 30(5).

38. Dong L. [et al.] Discrimination of mine seismic events and blasts using the fisher classifier, naive bayesian classifier and logistic regression. *Rock Mechanics and Rock Engineering*. 2016; 49:183–211.

39. Shang X.Y. [et al.] Application of FSWT-SVD model in the feature extraction of rock mass microseismic signals. *J. Vib. Shock*. 2017; 36(14):52–60.

© 2025 The Author. This is an open access article under the CC BY license (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

The authors declare no conflict of interest.

About the author:

Yuriy N. Linnik, professor, “State University of Management”, (109542, Russian Federation, Moscow, Ryazansky prospect, 99, Ryazansky str.), Doctor of Technical Sciences, Professor, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3968-0026>, e-mail: yn_linnik@guu.ru

Vladimir Yu. Linnik, professor, «State University of Management», (109542, Russian Federation, Moscow, 99, Ryazansky Prospekt St., Moscow), Doctor of Economic Sciences, Associate Professor, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5130-8222>, e-mail: vy_linik@mail.ru.

Contribution of the authors:

Yuriy N. Linnik – research problem statement; conceptualisation of research, data collection and analysis, drawing the conclusions, writing the text.

Vladimir Yu. Linnik – scientific management, reviewing relevant literature, writing the text

Authors have read and approved the final manuscript.

