2020

УДК 622.235.5

# СТАТИСТИЧЕСКИЙ ПОДХОД К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ КОЛИЧЕСТВА КРУПНЫХ КУСКОВ, ОБРАЗУЮЩИХСЯ ПРИ ВЗРЫВНЫХ РАБОТАХ В ИЗВЕСТНЯКОВОМ КАРЬЕРЕ

# П. Й. Дхекне, М. Прадхан, Р. К. Жад, Р. Мишра

Национальный технологический институт, E-mail: pdhekne@nitrr.ac.in, 492010, г. Райпур, Индия

Представлены статистические модели для прогнозирования количества крупных кусков породы, образующихся при взрывных работах в четырех известняковых карьерах. Для разработки модели собрана база данных, включающая количество взрывных скважин в ряду, количество рядов, среднее расстояние между скважинами, линию наименьшего сопротивления, среднюю глубину скважин, среднюю величину забойки, тип взрывчатого вещества, массу общего заряда одного взрыва и количество крупных кусков. В среде SPSS 20.0 разработаны статистические модели для двух видов взрывчатых веществ. Значимость переменных и соответствие данных моделей проверены критериями Стьюдента и Фишера. Модели обладают высокой способностью к прогнозированию и представляют простой способ оценки количества крупных кусков при планировании взрывных работ, подходят для практического использования в известняковых карьерах с похожими геотехническими условиями.

Множественная регрессия, взрывные работы, степень разрушения породы, количество крупных кусков

DOI: 10.15372/FTPRPI20200512

Эффективность таких операций, как погрузка, транспортировка и дробление при открытой добыче полезных ископаемых максимальна при оптимальной степени разрушения породы, являющейся целью любого промышленного взрыва. Она оптимальна, если порода не требует дальнейшего разрушения. Множество исследований выполнено по повышению эффективности разрушения породы взрывом [1–16].

Результаты взрыва зависят от более чем 20 факторов, которые относят к следующим категориям: геотехнические параметры породы (плотность, твердость, сжимаемость); параметры взрыва (плотность BB, скорость детонации); технические (интервал замедления, расположение и мощность детонатора) и геометрические (расстояние между рядами и скважинами в ряду, расположение и параметры забойки заряда) [17, 18]. В [19–24] представлены первые эмпирические модели оценки степени разрушения породы после взрыва. В [25–30] разработаны модели оценки разрушения породы, основанные на искусственном интеллекте. Для подтверждения точности результатов, предложенных такими моделями, созданы статистические модели. В табл. 1 приведены входные и выходные параметры моделей.

101

Nº 5

Номер модели	Источник	Входные параметры	Выходной параметр
1	[25]	Отношение среднего расстояния между скважинами к линии наименьшего сопротивления (ЛНС), отношение высоты к ЛНС, отношение ЛНС к диаметру скважины, отно- шение длины забойки к ЛНС, удельный расход взрывчатого вещества, средний размер блока, модуль упругости	Средний размер куска
2	[26]	Отношение ЛНС к среднему расстоянию между скважинами, диаметр скважины, длина забойки, общий заряд на ступень замедления, удельный расход взрывчатого вещества, количе- ство рядов, максимальное количество скважин на ступень замедления, индекс вместимости и задержка между рядами скважин	Степень дробления
3	[27]	ЛНС, среднее расстояние между скважинами, удельный расход взрывчатого вещества, количество рядов, диаметр скважины, общий заряд на ступень замедления, забойка и высота уступа	$d_{20}, d_{50}, d_{80}$
4	[18]	Диаметр скважины, средняя глубина скважин, ЛНС, среднее расстояние между скважинами, удельный расход взрывчатого вещества, SMR, индекс взрываемости, удельный диаметр в свету, длина забойки и общий заряд на ступень замедления	Доля дробления
5	[28]	Крепость породы по шкале Протодьяконова, временной интервал, скорость детонации, удельный взрываемый заряд, длина забойки, сетка скважин	Средний размер кусков K <sub>50</sub>
6	[29]	ЛНС, среднее расстояние между скважинами, высота скважин, забойка, удельный заряд и удельный диаметр в свету	Размер кусков
7	[30]	Глубина скважины, удельный расход взрывчатого вещества, удельный диаметр в свету, угол откоса уступа, сетка скважин, глубина воды, длина забойки, общий заряд на ступень замедления, количество рядов, показатель прочности породы, прочность на растяжение, ЛНС	Размер кусков

ТАБЛИЦА 1. Входные и выходные параметры статистических моделей

Анализ моделей показал, что они учитывают разные геотехнические и геометрические параметры. Выходные параметры могут выражаться в размере кусков и в виде фракционного анализа. Известно, что свойства взрывчатых веществ влияют на степень разрушения породы. Включение свойств данных веществ в состав входных параметров позволит повысить точность прогнозирования. На практике необходимо знать не только средний размер кусков и фракций, но и количество крупных кусков для рационального подхода к вторичным операциям дробления. Подсчет крупных кусков — стандартный метод оценки степени разрушения породы, поэтому выходной параметр, выраженный в количестве данных кусков, удовлетворяет таким целям, как оценка степени разрушения породы и рациональный подход к вторичным операциям дробления.

Указанные модели внесли значительный вклад в прогнозирование степени разрушения. Статистическое моделирование весьма эффективно в применении к взрывным работам, где велик потенциал самих моделей. На этапе проектирования они позволяют легко оценить переменные величины и их сложные взаимосвязи, создающие трудности для эмпирических моделей. На сегодняшний день отсутствует статистическая модель прогнозирования количества крупных кусков. Наборы данных, требуемых для разработки модели, собраны в результате взрывных работ, проведенных на известняковых карьерах.

# СБОР ДАННЫХ

Требуемые для разработки модели наборы данных получены при исследовании известняковых карьеров Байкунт, Раван, Хирми и Парасвани (Индия), расположенных в 20 км друг от друга и обладающих схожими геотехническими характеристиками. Установлено, что энергия взрыва на единицу объема массы горной породы, т. е. удельный заряд, распределение взрывчатого вещества в горной породе, тип взрывчатого вещества, время замедления, структура породных трещин и их ориентация в зависимости от направления взрыва влияют на степень разрушения массива [31]. Свойства трещин на карьерах одинаковы, забои расположены таким образом, что трещины пересекают забой под углом ~80°. На уступах в шахматном порядке в 2-3 ряда пробуриваются взрывные скважины диаметром 152, 115 и 110 мм. Их заряжают смесевыми взрывчатыми веществами на основе аммиачной селитры ANFO или эмульсионными SME. При использовании SME задержка между скважинами составляет 17 мс, между рядами — 25 мс, при ANFO применяется только задержка между рядами 50 мс, которая обеспечивается короткозамедленным детонирующим шнуровым реле.

Выявлено, что энергия взрыва на единицу объема массива горной породы изменяется при разных взрывах, поэтому наборы данных, собранные для разработки модели, состоят из следующих параметров буровзрывных работ: количество скважин в ряду N; количество рядов n; среднее расстояние между скважинами в ряду S; среднее значение линии наименьшего сопротивления B; средняя глубина H; диаметр скважины D; средняя длина забойки T; тип взрывчатого вещества и общая масса заряда на один взрыв Q. Искомая переменная — количество крупных кусков N', размер которых превышает 1 м (максимальный предел кусков для дробилки с колосниковым питателем составляет 1 м). При сборе данных для разработки модели зафиксированы параметры приблизительно 300 взрывов ANFO и SME (табл. 2, СКО — среднеквадратичные отклонения).

	Взрывы ANFO			Взрывы SME		
Параметр	Общее количество	Математическое ожидание	СКО	Общее количество	Математическое ожидание	СКО
Ν		21.89	4.433		28.77	10.570
п		2 или 3	3		2 или 3	
<i>S</i> , м		4.92	0.827		4.91	0.784
В, м		3.65	0.487		3.87	0.728
Н, м	153	8.40	0.509	115	9.06	0.454
<i>D</i> , мм		100 или 152			115 или 1	152
<i>Т</i> , м		3.25	0.274		3.44	0.498
<i>Q</i> , кг		3081.75	1110.955		56565.84	1831.673
N'		133.04	51.433		114.66	36.413

ТАБЛИЦА 2. Зафиксированные параметры взрывных работ

## СВОЙСТВА ДАННЫХ

Оценка свойств данных — важный шаг в анализе множественной регрессии. Данные должны удовлетворять следующим условиям:

• наличие независимости наблюдений, т. е. автокорелляция среди переменных отсутствует;

- гомоскедастичность данных;
- остатки нормально распределены;
- значительно выпадающие значения отсутствуют;

• фактор инфляции вариации меньше десяти, что свидетельствует об отсутствии мультиколлинеарности.

Для разработки модели необходимо изучить свойства собранных данных перед их применением. Если данные не удовлетворяют любому из указанных требований, то классическая модель линейной регрессии также не будет удовлетворять этому требованию.

Независимость наблюдений проверяется с помощью критерия Дурбина–Уотсона, значение которого лежит в диапазоне 0-4. Тем не менее только значение, лежащее в диапазоне 1.5-2.5, является приемлемым [32]. Анализ данных в среде SPSS 20.0 показал, что значения критерия Дурбина–Уотсона для наборов данных, полученных при взрывах ANFO и SME, составляют 1.827 и 1.838 соответственно. Автокорреляция данных взрывов ANFO и SME находится в допустимых границах, т. е. независимость наблюдений также находится в этих границах.

На рис. 1 приведены зависимости стандартизованных остатков по отношению к стандартизованным прогнозируемым значениям регрессии для ANFO и SME. Точки показывают гомоскедастичность данных, являющуюся предпосылкой для модели линейной статистической регрессии.



Рис. 1. Зависимость стандартизованного остатка регрессии от стандартизованного прогнозируемого значения регрессии: *a* — ANFO; *б* — SME

На рис. 2 представлены гистограммы с кривыми распределения прогнозирования остатков для ANFO и SME. На рис. 3 для зафиксированных параметров взрывов ANFO и SME построены P-P-графики. Из рис. 2 видно, что остатки подчиняются нормальному распределению с математическим ожиданием ~0 и СКО, равным ~1. Вариации остаются почти постоянными вдоль линии регрессии в случае зафиксированных параметров взрывов ANFO и SME (рис. 3).



Рис. 2. Кривые нормального распределения, показывающие распределение стандартизованных остатков: *а* — ANFO; *б* — SME

Наборы данных, имеющие значительно выпадающие значения, не подходят для модели линейной регрессии. Выпадающие значения данных можно оценить путем внедрения построчной диагностики. Анализ зафиксированных параметров взрывов ANFO показал, что два значения из 153 расположены от математического ожидания на величину  $-3.9 \div -3.1$  среднеквадратичных отклонений. Несмотря на то, что зафиксированные параметры имеют выпадающие значения, они незначительно влияют на модель, так как лежат относительно недалеко от установленной границы ± 3 СКО, и их количество невелико.



Рис. 3. *P*-*P*-графики: *a* — ANFO; *б* — SME

Отсутствие мультиколлинераности данных — основное требование при моделировании линейной статистической регрессии. Мультиколлинеарность — явление, когда две или более прогнозирующие переменные в модели множественной регрессии значительно коррелируют между собой. В этом случае коэффициенты множественной регрессии иногда оцениваются ненадежно при небольших изменениях данных. Мультиколлинеарность не снижает надежность модели в пределах выборки из набора данных, а лишь влияет на расчеты отдельных прогнозирующих переменных. Модель множественной регрессии с коррелирующими прогнозирующими переменных прогнозирующими переменных прогнозирующих переменных изменений регрессии с коррелирующими прогнозирующими переменных прогнозирующими переменных прогнозирующими переменных корректно группа переменных прогнозирующими переменных диных корректно группа переменных прогнозирующими переменные могут не подтверждаться любым предиктором и не показывать, какие переменные являются дублирующими. Анализ данных в среде SPSS 20.0 подтвердил, что фактор

инфляции вариаций превышает критическое значение, равное 10, для пяти переменных в случае зафиксированных параметров взрыва ANFO, так же как и для SME, что является случаем сильной мультиколлинеарности.

### РАЗРАБОТКА СТАТИСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Согласно анализу, собранные данные пригодны для моделирования с помощью модели линейной регрессии, но с учетом сильной мультиколлинеарности. Результаты анализа коллинеарности статистических данных выявили, что для разработки модели требуется преобразование данных. Оно организовано так, чтобы отношения общего заряда к количеству взрывных скважин в ряду и средней глубине скважины, среднего расстояния между скважинами к диаметру скважины, среднего значения ЛНС к диаметру учитывались как переменные в данных отношениях, поскольку эти переменные коррелированы. Испытания прогнозирующих переменных показали, что каждая переменных в рамках взрывов ANFO и SME составляет 1.913 и 1.836 соответственно, что характеризует независимость прогнозирующих переменных. Обнаружено, что остатки подчиняются нормальному распределению (рис. 2, 3). Прогнозирующие переменные обладают свойствами, подходящими для модели линейной статистической регрессии. Модель линейной регрессии с преобразованными данными сводится к анализу множественной регрессии. Такой анализ применяется для прогнозирования различных результатов в сложных процессах, таких как горные взрывные работы.

Данный анализ установил статистическое отношение между независимыми и зависимыми переменными в форме статистической модели, которая подходит к набору экспериментальных данных. Анализ регрессии можно применять и для оценки вариации зависимой переменной по отношению к прогнозирующим переменным. Это достигается путем анализа данных критериями Стьюдента и Фишера. Критерий Стьюдента применяется для определения статистической значимости рассчитанных эффектов. По таблицам Фишера определяется степень значимости рассчитанных который применяется для подтверждения значимости разработанной модели [32, 33]. Все переменные, использованные в разработке модели, относятся к типу отношений, кроме типа взрывчатого вещества. Для взрывов ANFO и SME разработаны две модели, представленные в виде уравнений:

для ANFO -

$$N' = -1.169 \left(\frac{Q}{NH}\right) + 3.041 \left(\frac{S}{D}\right) + 3.717 \left(\frac{B}{D}\right) + 9.231(n) - 3.179(H) + 29.880(T) + 0.043(Q) - 286.109,$$

для SME —

$$N' = -1.061 \left(\frac{Q}{NH}\right) + 2.934 \left(\frac{S}{D}\right) + 3.024 \left(\frac{B}{D}\right) + 20.919(n) - 3.752(H) + 9.646(T) + 0.017(Q) - 203.227.$$

В случае взрывов ANFO и SME независимая переменная в уравнении множественной регрессии (отношение общего заряда к количеству взрывных скважин в ряду и средней глубине скважины) негативно коррелирует с количеством крупных кусков. Количество крупных кусков зависит от распределения взрывчатого вещества во взрывной скважине, т. е. равномерное распределение обеспечивает меньшее количество крупных кусков. Их количество прямо пропорционально отношению среднего расстояния между скважинами к диаметру скважины и соотношению среднего значения ЛНС к диаметру скважины, что подтверждает базовую теорию ведения взрывных работ.

Модели показали, что средняя высота колонны забойки прямо пропорциональна количеству крупных кусков, что является известным результатом. Количество крупных кусков увеличивается совместно с общим зарядом, т. е. с объемом разрушаемого взрывом массива породы. Тем не менее количество крупных кусков негативно коррелирует со средней глубиной скважины, которой регулируется объем взрыва.

В табл. 3 представлены коэффициенты модели и результаты проверки значимости, выполненные с помощью критерия Стьюдента. Все переменные, кроме средней глубины скважины, статистически значимы для прогнозирования количества крупных кусков в рамках взрывов ANFO и SME.

	Взрывь	I ANFO	Взрывы SME	
Переменные	Критерий Стьюдента	Значимость	Критерий Стьюдента	Значимость
Константа	-8.855	0.000	-5.799	0.000
Отношение общей массы заряда к количеству скважин в ряду и средней глубине скважины	-2.914	0.004	-3.605	0.004
Отношение среднего расстояния между скважинами к ее диаметру	6.222	0.000	5.426	0.000
Отношение ЛНС к диаметру скважины	4.085	0.000	4.297	0.000
Количество рядов скважин	3.194	0.002	7.907	0.002
Средняя глубина скважин	-1.537	0.126	-1.900	0.060
Средняя высота забойки	7.729	0.000	3.677	0.000
Общая масса заряда	24.499	0.000	42.000	0.000

ТАБЛИЦА 3. Результаты проверки статистической значимости параметров взрывов ANFO и SME

# ПРОВЕРКА СТАТИСТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Параметры разработанных моделей приведены в табл. 4. Статистическая модель, разработанная для взрывов ANFO, показала, что коэффициент детерминации множественной корреляции между предикторами и искомой переменной составляет 0.979, скорректированный  $R^2 - 0.957$  при доверительной вероятности 95%. Высокое значение  $R^2$  отражает генерализацию модели. Разница между  $R^2$  и скорректированным  $R^2$  равна 0.002, т. е. если бы модель была выражена из совокупности значений, а не из выборки, то разница составила бы на ~0.2% меньше вариации искомой переменной. Установлено, что 95.7% вариации количества крупных кусков объясняется учетом в регрессии независимых переменных.

	$R^2$	Скорректи- рованное <i>R</i> <sup>2</sup>	СКО оценки	Статистическое изменение					
R				$R^2$	F	$df_1$	$df_2$	<i>F</i> -знач.	Критерий Дурбина – Уотсона
	ANFO								
0.979	0.959	0.957	10.65263	0.959	485.470	7	145	0.000	1.915
SME									
0.984	0.959	0.969	6.63969	0.967	474.508	7	107	0.000	1.836

ТАБЛИЦА 4. Результаты модели взрывов ANFO и SME

В случае взрывов SME коэффициент множественной корреляции между предикторами и искомой переменной составляет 0.984,  $R^2 - 0.959$ , скорректированный  $R^2 - 0.969$  при доверительной вероятности 95%. Высокое значение  $R^2$  отражает генерализацию модели. Разница между  $R^2$  и скорректированным  $R^2$  равна 0.010. Если бы модель была выражена из совокупности значений, а не из выборки, то разница составляла бы на ~1% больше вариации искомой переменной. Иными словами, 96.9% вариации количества крупных кусков объясняется учетом в регрессии независимых переменных. Точность статистической модели подтверждается критерием Фишера, который показал, что обе модели в текущем состоянии обладают значимостью p < 0.001. Средние квадратичные ошибки прогноза (10.65263 и 6.63969) считаются приемлемыми. Свойства модели доказывают ее эффективность.

Коллинеарность статистических данных для моделей отражена в табл. 5. Фактор инфляции вариации находится в приемлемом диапазоне.

Независимая	Фактор инфляции вариации				
переменная	ANFO-модель	SME-модель			
Q/NH	4.183	3.391			
S/D	2.093	2.935			
B/D	1.525	1.130			
п	1.730	4.412			
H	1.487	2.077			
Т	1.508	4.404			
$\mathcal{Q}$	5.196	1.355			

ТАБЛИЦА 5. Коллинеарность статистических данных независимых переменных

Прогнозы, полученные на основе статистической модели, приведены в табл. 6.

Номер	Взрывчатое вещество	Количестве	0,0000	
взрыва		фактическое	спрогнозированное	Отклонение, %
1	ANFO	94	93	-1.06
2	ANFO	99	98	-1.01
3	ANFO	148	140	-5.41
4	ANFO	128	120	-6.25
5	ANFO	113	110	-2.65
6	ANFO	110	109	-0.91
7	ANFO	144	138	-4.17
8	ANFO	135	130	-3.70
9	ANFO	139	138	-0.72
10	SME	70	72	2.86
11	SME	61	51	-16.39
12	SME	88	90	2.27
13	SME	39	33	-15.38
14	SME	45	48	6.67
15	SME	66	62	-6.06
16	SME	91	86	-5.49
17	SME	94	99	5.32

ТАБЛИЦА 6. Результаты прогнозирования количества крупных кусков статистической моделью

				Продолжение табл. 6
18	SME	84	89	5.95
19	ANFO	126	106	-15.87
20	ANFO	129	109	-15.50
21	ANFO	90	89	-1.11
22	ANFO	51	49	-3.92
23	ANFO	64	71	10.94
24	ANFO	60	92	53.33
25	ANFO	88	90	2.27
26	ANFO	64	82	28.13
27	SME	130	133	2.31
28	SME	152	146	-3.95
29	SME	100	111	11.00
30	SME	112	119	6.25
31	SME	107	114	6.54
32	SME	135	131	-2.96

На рис. 4 представлены результаты прогнозного моделирования при сравнении с фактическим количеством крупных кусков на примере 32 взрывов и разброс значений фактического и спрогнозированного количества крупных кусков.



Рис. 4. Результаты применения модели к прогнозированию (*a*) и кривая рассеяния между фактическим и спрогнозированным количеством крупных кусков (*б*): *1* — фактическое количество крупных кусков; *2* — спрогнозированное количество крупных кусков статистической моделью

## АНАЛИЗ ПРОГНОЗОВ

Ввиду того, что объем каждого взрыва различается, абсолютное количество крупных кусков не может быть корректным показателем эффективности взрыва. Их количество определялось на 100 м<sup>3</sup> массива породы (табл. 7). На рис. 5 представлены фактическое и спрогнозированное количество крупных кусков на 100 м<sup>3</sup> реального массива породы (абсолютное значение умножалось на 100 и делилось на объем взрыва).

Номер	Фактический объем	Взрывчатое	Количество крупных кусков на 100 м <sup>3</sup> реального массива	
взрыва	взрыва, м <sup>3</sup>	вещество	фактическое	спрогнозированное
1	5756.63	ANFO	1.63	1.62
2	5904.00	ANFO	1.68	1.66
3	8011.08	ANFO	1.85	1.75
4	6988.80	ANFO	1.83	1.72
5	6476.49	ANFO	1.74	1.70
6	6336.00	ANFO	1.74	1.72
7	7920.00	ANFO	1.82	1.74
8	7630.88	ANFO	1.77	1.70
9	7750.58	ANFO	1.79	1.78
10	7725.00	SME	0.91	0.93
11	6670.00	SME	0.91	0.76
12	10642.50	SME	0.83	0.85
13	4961.25	SME	0.79	0.67
14	5704.00	SME	0.79	0.84
15	7224.00	SME	0.91	0.86
16	10074.24	SME	0.90	0.85
17	10497.60	SME	0.90	0.94
18	8500.80	SME	0.99	1.05
19	5896.80	ANFO	2.14	1.80
20	6113.20	ANFO	2.11	1.78
21	5116.80	ANFO	1.76	1.74
22	3148.80	ANFO	1.62	1.56
23	4218.48	ANFO	1.52	1.68
24	3967.49	ANFO	1.51	1.74
25	5097.33	ANFO	1.73	1.77
26	4175.47	ANFO	1.53	1.96
27	9576.00	SME	1.36	1.39
28	11628.00	SME	1.31	1.26
29	7459.20	SME	1.34	1.49
30	8388.62	SME	1.34	1.42
31	8073.00	SME	1.33	1.41
32	9830.57	SME	1.37	1.33

ТАБЛИЦА 7. Результаты прогнозирования количества крупных кусков на 100 м<sup>3</sup> реального массива



Рис. 5. Результаты прогноза количества крупных кусков на 100 м<sup>3</sup> реального массива: *I* — фактическое количество; *2* — спрогнозированное

#### РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Взаимодействие контролируемых и неконтролируемых параметров определяют результаты горных взрывных работ. Точность, превышающая 90%, считается достаточной. Коэффициент детерминации между фактическим и спрогнозированным количеством крупных кусков составил 0.95 и является удовлетворительным результатом. Точность моделей более 90% получена в 24 прогнозах из 32, точность < 90% и ~85% получена в 6 прогнозах из 32. Точную причину неожидаемой вариации прогнозов количества крупных кусков в рассматриваемых случаях невозможно отразить в определенном параметре, так как взрывные работы являются многофакторной операцией и на результаты может влиять неучтенная вариация неконтролируемых параметров. Количество крупных кусков может меняться из-за наличия непредусмотренных подповерхностных трещин или неучтенных локальных изменений свойств породы.

Проверка значимости выявила, что для взрывов ANFO и SME все переменные, кроме средней глубины скважин, статистически значимы для прогнозирования количества крупных кусков с p < 0.05. Выбор переменных для статистического моделирования основан на проверенных данных [31]. Разработка цельной модели — наилучший способ отразить ряд изученных прогнозирующих переменных [34]. Средняя глубина, как статистически незначимая прогнозирующая переменная, оставлена в предлагаемых моделях. Точность моделей подтверждается критерием Фишера, обе модели в текущей форме статистически значимы (р < 0.001). При взрывах SME образуется меньшее количество крупных кусков на 100 м<sup>3</sup> массива породы по сравнению со взрывами ANFO при похожем или одинаковом диаметре скважины. Меньшее образование крупных кусков связано с тем, что SME передает бо́льшую ударную энергию массиву по сравнению с ANFO. Это приводит к дроблению массива и снижению количества крупных кусков [2]. Показано, что диаметр взрывной скважины не влияет на образование крупных кусков при взрывах ANFO, но их количество уменьшается с увеличением диаметра скважин при взрывах SME. Причина — значительное увеличение передачи энергии массиву при увеличении диаметра скважин при взрывах SME. В случае взрывов ANFO увеличение энергии взрыва при увеличении диаметра скважины не выявлено, что связано с большей плотностью SME по сравнению с ANFO [3].

## выводы

Созданы статистические модели прогнозирования количества крупных кусков, образуемых при взрывных работах. Они разработаны в среде SPSS 20.0 с помощью переменных, влияющих на результаты взрывов. Получена высокая корреляция между фактическим и прогнозируемым количеством крупных кусков. Показано, что большая часть прогнозов, предложенных моделями, близка к фактическому количеству крупных кусков. Модели имеют приемлемые возможности к прогнозированию. Испытание статистической значимости выявило, что такие переменные, как распределение взрывчатого вещества, высота колонны забойки и соотношения среднего расстояния между скважинами к диаметру и ЛНС к диаметру, статистически значимы для моделей взрывов ANFO и SME. Количество крупных кусков в рассматриваемых карьерах может быть минимизировано повышением точности бурения и заряжания взрывных скважин. Установлено, что на образование крупных кусков влияет тип взрывчатого вещества, в то время как диаметр взрывной скважины влияет на образование крупных кусков только при взрывах SME.

Авторы выражают благодарность администрации известняковых карьеров "Crasim Cements" (Раван), "Ultratech Cements" (Хирми), "Lafarge Cements" (Сонадих) и "Centurey Cements" (Байкунт), на которых получены данные по взрывным работам. Без их поддержки работа не была бы завершена.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Chakraborty A. K., Raina A. K., Ramlu M., Choudhury P. B., Haldar A., Sahu P., and Bandopadhyay C. Parametric study to develop guidelines for blast fragmentation improvement in jointed and massive formations, Eng. Geol., 2004, Vol. 73. — P. 105–116.
- 2. Dhekne P. Y., Pradhan M., and Jade R. Assessment of performance of explosives by estimating the number of oversize boulders using ANN model, The Indian Min. and Eng. J., 2014, Vol. 53. P. 8–13.
- **3.** Dhekne P. Y., Pradhan M., and Jade R. K. Assessment of the effect of blast hole diameter on the number of oversize boulders using ANN model, J. of the Institution of Eng. (India), Series D, 2015, DOI: 10.1007/s40033-015-0083-7.
- 4. Ghosh A., Daemen J. J. K., and Vanzyl D. Fractal based approach to determine the effect of discontinuities on blast fragmentation, 31<sup>st</sup> U. S. Symp. on Rock Mech., Contributions and Challenges, 1990. P. 905–912.
- Grundstrom C., Kanchibotla S., Jankovic A., and Thornton D. M. Blast fragmentation for maximizing the SAG mill throughput at Porgera Goldmine, 27<sup>th</sup> Annual Conf. on Explosives and Blasting Technique, 2001. — P. 383–399.
- 6. Hall J. and Brunton I. Critical comparison of Kruttschnitt mineral research center (JKMRC) blast fragmentation models, Fragblast, Int. J. for Blasting and Fragmentation, 2002, Vol. 6. P. 207–220.
- 7. Kanchibotla S. S., Valery W., and Morrell S. Modeling fines in blast fragmentation and its impact on crushing and grinding, EXPLO 99 Conf., 1999. P. 137–144.
- 8. Kojovic T., Michaux S., and McKenzie C. Impact of blast fragmentation on crushing and screening operations in quarrying, EXPLO 95 Conf., 1995. P. 427–436.

- **9.** Bahraminie S. L. and Rustan A. Techniques and procedures in analyzing fragmentation after blasting by photographic method, 2<sup>nd</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1987. P. 36–47.
- **10.** Ouchterlony F. Influence of blasting on size distribution and properties of muckpile fragments A stateof-the-art review, MinFo Project P2000-10, 2003. — P. 21–48.
- 11. Ouchterlony F., Niklasson B., and Abrahamsson S. Fragmentation monitoring of production blasts at Mrica, Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, FragBlast 3, 1990. P. 283–289.
- 12. Rai P. and Baghel S. S. Investigation of firing patterns on fragmentation in an Indian opencast limestone mine, Quarry Management J., 2004, U. P. 33–37.
- Raina A. K., Ramulu M., Choudhary P. B., and Chakraborty A. K. Fragmentation prediction in different rock masses characterized by drilling index, 7<sup>th</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 2002. — P. 117–121.
- Rustan P. A. Automatic image processing and analysis of rock fragmentation Comparison of systems and new guidelines for testing the systems, Int. J. for Blasting and Fragmentation, 1998. — P. 15–23.
- 15. Shao P., Xu Z. W., Zhang H. Q., and He Y. N. Evolution of blast-induced rock damage and fragmentation prediction, Procedia Earth and Planetary Sci., Int. Conf. on Min. Sci. and Tech., 2009, Vol. 1. P. 585–591.
- Thote N. R. and Singh D. P. Effect of air-decking on fragmentation A few case studies of Indian mining, Explosive and Blasting Technique, 2000. — P. 265–270.
- Gama D. D. Use of comminution theory to predict fragmentation of jointed rock masses subjected to blasting, 1<sup>st</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1983. — P. 565–579.
- Bahrami A., Monjezi M., Goshtasbi K., and Ghazvinian A. Prediction of rock fragmentation due to blasting using Artificial Neural Network, Eng. with Comp., 2011, Vol. 27. — P. 177–181.
- 19. Bergmann O. R., Riggle J. W., and Wu F. C. Model rock blasting Effect of explosives properties and other variables on blasting results, J. Rock Mech. and Min. Sci., 1973, Vol. 10. P. 585–612.
- 20. Hjelmberg H. Some ideas on how to improve calculations of the fragment size distribution in bench blasting, 1<sup>st</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1983. — P. 469–494.
- Cunningham C. V. B. The Kuz-Ram model for prediction of fragmentation from blasting, 1<sup>st</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1983. — P. 439–453.
- **22.** Cunningham C. V. B. Fragmentation estimations and Kuz-Ram model Four years on, 2<sup>nd</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1987. P. 475–487.
- **23.** Kou S. and Rustan A. Computerised design and result prediction of bench blasting, 4<sup>th</sup> Int. Symp. on Rock Fragmentation by Blasting, 1993. P. 263–271.
- Chung S. H. and Katsabanis P. D. Fragmentation prediction using improved engineering formulas, Int. J. for Blasting and Fragmentation, 2000, Vol. 4. — P. 198–207.
- 25. Kulatilake P. H. S. W., Hudaverdi T., and Qiong W. New prediction models for mean particle size in rock blast fragmentation, J. Geotech. and Geol. Eng., 2012, Vol. 30. P. 665–684.
- 26. Monjezi M., Amiri H., Farrokhi A., and Goshtasbi K. Prediction of rock fragmentation due to blasting in Sarcheshmeh Copper mine using Artificial Neural Networks, J. Geotech. and Geol. Eng., 2010, Vol. 28. — P. 423–430.
- 27. Monjezi M., Mohamadi H. A., Barati B., and Khandelwal M. Application of soft computing in predicting rock fragmentation to reduce environmental blasting side effects, Arab. J. of Geosci., 2014, Vol. 7. P. 505–511.
- **28.** Xiu S. Z., Dan H., Jian Z., and Shu Z. Combined ANN prediction model for rock fragmentation distribution due to blasting, J. of Inform. and Computational Sci., 2013, Vol. 10. P. 3511–3518.

- **29.** Sayadi A., Monjezi M., Talebi N., and Khandelwal M. A comparative study on the application of various artificial neural networks to simultaneous prediction of rock fragmentation and back break, J. Rock Mech. and Geotech. Eng., 2013, Vol. 5. P. 318–324.
- 30. Enayatollahi I., Aghajani B. A., and Asa A. Comparison between Neural Network and multiple regression analysis to predict rock fragmentation in open pit mines, Technical Note, J. Rock Mech. and Rock Eng., 2014, Vol. 47. — P. 799–807.
- 31. Chiappetta R. F. Choosing the right delay timing for the blasting application, optimization and maintaining field control, 8<sup>th</sup> High-Tech Seminar on State-of-the Art, Blasting Technol., Instrumentation and Exp. App., 1998. P. 215–254.
- 32. Drape N. R. and Smith Jr. H. Applied regression analysis, John Wiley and Sons Inc., New York, USA, 1981.
- **33.** Montgomery D. C., Peck E. A., and Vining G. G. Introduction to linear regression analysis, John Wiley and Sons Inc., New Jersey, USA, 2006.
- **34.** Forstmeier W. and Schielzeth H. Cryptic multiple hypotheses testing in linear models, Overestimated effect sizes and the winner's curse, Behavioural Ecology and Sociobiology, 2011, Vol. 65. P. 47–55.

Поступила в редакцию 20/XII 2017 После доработки 09/IV 2019 Принята к публикации 11/IX 2020