

УДК 622.02:539.3

**ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ РЫХЛИТЕЛЯ
ПРИ ДОБЫЧЕ ЛАТЕРИТА НА ЖЕЛЕЗОРУДНЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЯХ**

Ахил Авчар¹, Бханвар С. Чоудхари²

¹*Колледж технологий и инженерного дела,*

E-mail: akhilav4@gmail.com, 313001, г. Удайпур, Раджастан, Индия

²*Индийский институт технологий,*

E-mail: bhanwarschoudhary@iitism.ac.in, 826001, г. Дханбад, Индия

Стабильная и экологически безопасная добыча железной руды, основного сырья для сталелитейной промышленности, имеет большое значение для горнодобывающей отрасли Индии. Наиболее распространенным методом разработки массива горных пород, применяемого на карьерах в штате Гоа, является комплекс “бульдозер-рыхлитель”, обеспечивающий высокую производительность, безопасность и вариативность при селективной добыче. Недостаточно обоснованный выбор комплекса и схем его эксплуатации может привести к снижению эффективности карьера и росту затрат, что предопределяет актуальность вопросов прогнозирования производительности рыхлителя с учетом свойств горных пород и параметров машины. С использованием методов множественной линейной регрессии и искусственной нейронной сети выполнено моделирование производительности рыхлителя при выемке латеритовой породы с использованием данных, полученных в ходе полевых испытаний на шести различных железорудных карьерах.

Железорудные месторождения, бульдозер-рыхлитель, производительность, моделирование, латерит

DOI: 10.15372/FTPRPI20210108

При разработке любого месторождения необходимо определить тип пород, подлежащих выемке. Они могут быть представлены твердым, выветрелым или кусковатым материалом. В таких условиях для эффективной разработки месторождения крайне важен правильный выбор и применение способа добычи сырья. Корректное рассмотрение этих вопросов является сложной задачей [1–8]. Общего руководства недостаточно для ее решения. Для упрощения адаптации способа добычи к конкретным горно-геологическим условиям залежи и прогнозирования производительности выемочного оборудования требуется классификация отдельных типов горных пород.

Разработанные ранее классификации пород для выбора параметров рыхления основаны на разрыхляемости массива [6, 8–16]. Из литературного обзора ясно, что рыхление пород бульдозерами-рыхлителями является комплексным процессом, эффективность которого зависит от свойств породного массива и параметров машины. Такие свойства массива, как прочность ненарушенных пород (предел прочности на одноосное сжатие и точечную нагрузку), количество трещин и неоднородностей играют важную роль при оценке степени разрыхляемости массива (табл. 1).

Исследователями предложены различные методы прогнозирования разрыхляемости массива и эффективного выбора бульдозера-рыхлителя. Важно понимать основу методов классификации разрыхляемости массива, имея в виду, что единой классификации не существует, они разработаны для определенного типа пород и конкретного объекта выемки.

ТАБЛИЦА 1. Параметры, учитываемые при оценке механической разработки массива трещиноватых и выветрелых пород

Исследователи	Параметры																			Результат исследований	
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19		
Atkinson (1971)	+																		+	Диаграмма разрыхляемости, основанная на скорости сейсмволны	
Franklin (1971)				+	+								+							Диаграмма разрыхляемости, основанная на параметре “размер – прочность”	
Weaver (1975)	+			+								+	+		+				+	Классификация разрыхляемости и выбор рыхлителя	
Church (1981)	+																			Классификация разрыхляемости для двух категорий бульдозеров на основе скорости сейсмволны	
Kirsten (1982)			+	+				+	+	+	+	+	+							Диаграмма разрыхляемости с выбором машины	
Abdul Latif et al. (1983)					+									+						Диаграмма трудности разработки массива на основе классификации Бенявского	
Scoble and Muftuoglu (1984)				+	+									+			+		+	Классификация разрыхляемости и выбор экскаватора.	
Smith (1986)				+									+	+	+	+			+	Классификация разрыхляемости и выбор рыхлителя	
Anon (1987)	+																			Диаграмма разрыхляемости, основанная на скорости сейсмволны при различной мощности бульдозера	
Singh (1987)	+				+		+							+				+	+	+	Индекс разрыхляемости породы и выбор бульдозера-рыхлителя
Bozdag (1988)					+									+						Диаграмма разрыхляемости с выбором машины	
Karpuz (1990)	+			+		+								+					+	Классификация трудности разработки массива и выбор бульдозера-рыхлителя	
Anon (1994)	+																			Диаграмма разрыхляемости, основанная на скорости сейсмволны при различной мощности бульдозера	
MacGregor et al. (1994)	+	+			+					+		+							+	Модель прогнозирования производительности бульдозера-рыхлителя и оценки индивидуального фактора производительности рыхлителя на основе статистической регрессии	

Окончание табл. 1

Pettifer and Fookes (1994)					+							+	+						+	Система классификации трудности разработки массива с учетом рыхления
Kramadibrata (1998)			+	+	+						+				+			+		Диаграмма разрыхляемости на основе коэффициента трудности разработки массива и геомеханической классификации Бенявского
Hadjigeorgiou and Poulin, 1998)					+						+	+							+	Ранжирование коэффициента и класса разрабатываемости грунта
Basarir and Karpuz (2004, 2008)	+				+	+	+								+					Диаграмма ранжирования трудности разработки массива, выбор и прогнозирование производительности различных моделей бульдозера-рыхлителя
Caterpillar (2004)	+																			Диаграмма разрыхляемости для различных моделей бульдозера-рыхлителя
G. Tsiambaos and H. Saroglou (2010)																	+		+	Две диаграммы геологического индекса прочности, скорректированные для трудности разработки и разрыхляемости массива
Значимость отдельного параметра	9	1	2	9	10	2	1	3	2	3	1	4	13	1	3	1	2	7	2	

Примечание: 1 — скорость сейсмволны; 2 — размер частиц; 3 — показатель нарушенности породы (RQD); 4 — предел прочности на одноосное сжатие; 5 — предел прочности на точечную нагрузку; 6 — критерий отскока молотка Шмидта; 7 — предел прочности на растяжение; 8 — система трещин; 9 — количество трещин на единицу объема; 10 — шероховатость стенок трещин; 11 — изменение трещин; 12 — ориентация трещин; 13 — расположение трещин; 14 — протяженность трещин; 15 — масштаб трещин; 16 — постель породы; 17 — абразивность; 18 — степень выветривания; 19 — выбор машины

Методы оценки разрыхляемости можно разделить на два типа, основанных на структуре поверхности обнаженной породы, позволяющей изучить структурные особенности породного массива, и на технических параметрах рыхлителей (на стадиях планирования работ, когда массив не обнажен). Отдельно отметим метод оценки разрыхляемости, который включает использование разведочных данных в глубине массива, таких как RQD, прочность ненарушенной породы (предел прочности на одноосное сжатие и точечную нагрузку). Показатель нарушенности породы RQD отражает структурные особенности массива, такие как наличие трещин и разрывов. С использованием этих методов проводится корректная оценка разрыхляемости массива пород на стадии планирования выемочных работ.

Для разработки корректного метода оценки разрыхляемости породного массива необходимо собрать полный набор информации, включающий свойства породы и параметры рыхлительной машины. В настоящей работе представлена информация о латерите, полученная в процессе полевых испытаний на шести различных железорудных карьерах, разрабатываемых частными компаниями.

ПОЛЕВЫЕ ИСПЫТАНИЯ

Исследуемые месторождения располагаются по простиранию жилы латеритов на протяжении 65 км с северо-запада на юго-восток, покрывая около 700 км² территории штата Гоа (рис. 1).



Рис. 1. Местоположение месторождений и области простирания жилы латерита в штате Гоа [17]

Материалом для изучения служил латерит со скально-грунтовой смесью, включающей твердые булыжники (геологический разрез приведен на рис. 2). Для получения массива данных из 32 различных мест и разных комбинаций “бульдозер-рыхлитель” испытания проведены на четырех участках на каждом из шести карьеров (табл. 2).

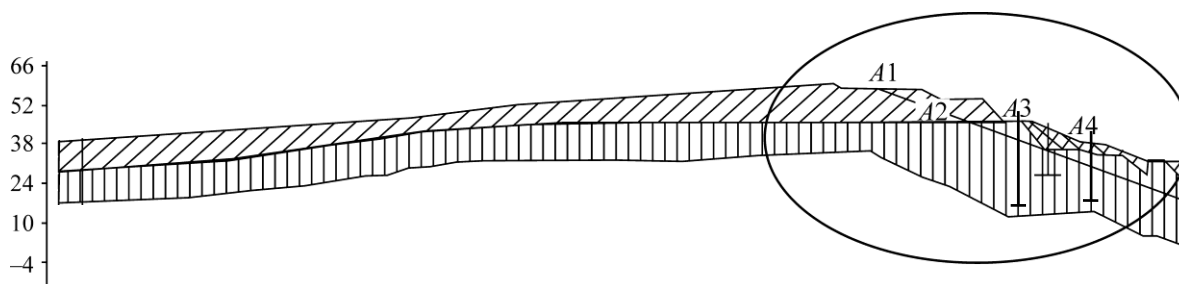


Рис. 2. Геологический разрез месторождения А: А1–А4 — места отбора проб; вертикальная штриховка — латерит

Осуществлено измерение производительности рыхлителя путем видеозаписи и расчета времени рабочего цикла [1, 18] с учетом времени рыхления и маневрирования для различной мощности двигателя бульдозера-рыхлителя (300–650 кВт или 400–850 л. с.).

При полевых испытаниях зафиксированы следующие параметры работы рыхлителя: длина, ширина и глубина каждого прохода, время прохода на заданную длину и время маневрирования для завершения одного цикла. Объем работы рассчитан на основе геометрии рыхления, т. е. в качестве сечения принят треугольник, площадь которого была умножена на длину прохода [18].

ТАБЛИЦА 2. Массив данных для разработки модели линейной регрессии

Информация о месторождении				Свойства ненарушенной породы					Свойства массива			**Производительность рыхлителя, м ³ /ч	Параметры бульдозера-рыхлителя		
Месторождение	Расположение	*Тип породы	Глубина от поверхности, м	σ_c , МПа	Скорость р-волны, м/с	Индекс абразивности	Содержание влаги, %	Эрозионустойчивость второго цикла, %	Критерий отскока молотка Шмидта	Неравномерность размещения, см	RQD, %		Производитель и модель бульдозера-рыхлителя	HP, л.с.	W, т
A	A1	ILT	2	15.00	2525	1.400	2.18	87.98	29	37	32	208.40	1	452	5.53
	A2	LT	5	9.50	2228	1.000	3.91	78.96	21	24	24	258.80	1	452	5.53
	A3	LTC	8	5.09	1437	0.500	4.76	68.44	15	18	16	408.80	1	452	5.53
	A4	LLT	15	22.65	3002	2.550	1.74	84.04	31	33	35	169.80	1	452	5.53
	A1	ILT	2	15.00	2525	1.400	2.18	87.98	29	37	32	364.22	2	850	8.50
	A2	LT	5	9.50	2228	1.000	3.91	78.96	21	24	24	462.79	2	850	8.50
	A3	LTC	8	5.09	1437	0.500	4.76	68.44	15	18	16	594.24	2	850	8.50
	A4	LLT	15	22.65	3002	2.550	1.74	84.04	31	33	35	337.88	2	850	8.50
B	B1	ILT	1.5	14.89	2483	1.350	2.00	86.71	31	35	35	221.28	1	452	5.53
	B2	LT	3.5	11.69	2201	1.000	3.38	78.27	21	24	22	287.81	1	452	5.53
	B3	LTC	10	5.29	1410	0.500	4.67	68.96	16	19	15	414.67	1	452	5.53
	B4	LLT	18	20.07	3095	2.450	1.78	85.89	32	32	30	207.06	1	452	5.53
	B1	ILT	1.5	14.89	2483	1.350	2.00	86.71	31	35	35	289.14	3	570	6.50
	B2	LT	3.5	11.69	2201	1.000	3.38	78.27	21	24	22	349.28	3	570	6.50
	B3	LTC	10	5.29	1410	0.500	4.67	68.96	16	19	15	555.56	3	570	6.50
	B4	LLT	18	20.07	3095	2.450	1.78	85.89	32	32	30	278.56	3	570	6.50
C	C1	ILT	1	12.14	2169	1.325	1.99	83.41	33	33	28	215.30	1	452	5.53
	C2	LT	4	9.93	1831	0.975	3.29	74.19	18	19	20	296.90	1	452	5.53
	C3	LTC	7	6.40	1355	0.525	3.93	67.09	13	15	14	406.40	1	452	5.53
	C4	LLT	15	19.08	3140	2.300	1.79	87.31	28	32	30	195.90	1	452	5.53
D	D1	ILT	1.5	12.68	2219	1.350	2.16	83.13	29	30	34	203.81	4	405	4.7
	D2	LT	6	10.70	1826	0.925	3.31	74.46	18	20	21	300.15	4	405	4.7
	D3	LTC	9	6.17	1518	0.600	4.35	67.36	14	16	15	388.75	4	405	4.7
	D4	LLT	20	20.07	3135	2.225	1.69	87.06	32	33	28	178.13	4	405	4.7
E	E1	ILT	1	12.90	2270	1.350	2.08	81.62	26	29	33	188.53	5	410	4.7
	E2	LT	6	9.81	1695	0.950	3.36	74.73	15	19	23	255.29	5	410	4.7
	E3	LTC	12	6.06	1416	0.500	3.65	67.83	12	14	14	398.95	5	410	4.7
	E4	LLT	20	18.41	3157	2.325	1.73	87.25	31	30	35	167.76	5	410	4.7
F	F1	ILT	2	11.02	2318	1.300	1.93	81.05	21	26	25	210.00	6	410	4.5
	F2	LT	6	8.08	1737	0.875	3.03	71.96	16	18	18	256.80	6	410	4.5
	F3	LTC	10	6.39	1566	0.475	3.50	69.37	13	15	16	340.00	6	410	4.5
	F4	LLT	12	17.97	2714	2.050	1.85	82.24	22	25	28	172.60	6	410	4.5

*ILT — отвердевший латерит; LT — латерит; LTC — латеритовая глина; LLT — кусковой латерит; HP — мощность двигателя; W — вес машины; **1 — Komatsu' D275A; 2 — Cat D11R; 3 — Cat D10R; 4 — Cat D9R; 5 — Cat D9H; 6 — Komatsu' D355A-3

Упрощенная геометрия прохода рыхлителя представлена на рис. 3, где ширина разрыхляемой породы горизонтально равняется области воздействия рыхлителя, а глубина измеряется по вертикали от середины линии ширины и равна длине рабочего органа рыхлителя.

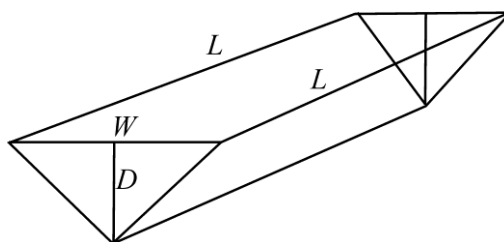


Рис. 3. Упрощенная геометрия прохода рыхлителя для расчета объема области его воздействия: D — глубина рыхления, м; W — ширина рыхления, м; L — длина прохода, м

Площадь сечения рассчитывается из выражения

$$C = \frac{DW}{2}.$$

Производительность рыхлителя за цикл находится умножением площади сечения на длину прохода:

$$q_r = CL.$$

Часовая производительность рыхлителя вычисляется по [18]:

$$Q_r = \frac{q_r \cdot 60 \cdot E_r}{C_r},$$

C_r — время цикла (рыхление и маневрирование), ч; E_r — эффективность работы оператора бульдозера, %.

Определены следующие свойства массива пород: предел прочности на одноосное сжатие (UCS), модуль Юнга, предел прочности на точечную нагрузку, предел прочности на касательное растяжение, скорость звуковой волны (P -волна), индекс абразивности по CERCHAR (CAI), локальная плотность, содержание влаги, эрозиоустойчивость, критерий отскока молотка Шмидта, неравномерность распределения твердых кусков, извлечение зерна, показатель нарушенности породы RQD.

В табл. 2 приведены результаты анализа массива данных, полученных при полевых и лабораторных испытаниях и свойства породы с шести месторождений (A , B , C , D , E и F), разделенных на 24 группы с классификацией по четырем типам: отвердевший латерит ИЛТ, латерит ЛТ, латеритовая глина LTC и кусковой латерит LLT. Классификация латерита выполнена на основе их физических и механических свойств. Отвердевший латерит ИЛТ характеризуется цветом на поверхности от коричневого до черного, имеет пористую скелетную структуру, добывается бульдозерами-рыхлителями и подвергается дроблению на куски гидравлической дробилкой. Неравномерность твердых кусков составляла около 20–25 см в форме трещин. Латерит ЛТ представляет собой выветрелую породу с цветом от темно-коричневого до кирпично-красного, залегающую на глубине 2–10 м. Обладает пузырьчатой структурой сцепленных оксигидроксидов Fe-Al-Si. Неравномерность, выраженная трещинами, составляет 13–16 см. Латеритовая глина LTC также обладает выветрелой пузырьчатой структурой, полости заполнены филитом, лимонитом и марганцевой глиной со средней неравномерностью 10 см. Кусковой латерит LLT обычно залегают на глубине 5–20 м, имеет цвет от кирпично-красного до серо-стального, содержит визуально заметную железную руду, неравномерность около 25 см. В связи с большей плотностью и прочностью, его разрыхляемость значительно ниже по сравнению с другими типами латерита.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ РЫХЛИТЕЛЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА МНОЖЕСТВЕННОЙ ЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ И ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Для прогнозирования часовой производительности рыхлителя с учетом различных входных параметров выполнен статистический анализ (ПО XLSTATS) и использована искусственная нейронная сеть (ПО MATLAB).

В качестве переменных величин для разработки модели линейной регрессии (МЛР) выбраны следующие параметры (табл. 2): предел прочности на одноосное сжатие (UCS), скорость Р-волны (PWAVE), индекс абразивности по CERCHAR (CAI), содержание влаги (MC), эрозионность второго цикла (SDSC), критерий отскока молотка Шмидта (SHV), неравномерность размещения пород (DS), показатель нарушенности породы (RQD), вес рыхлительной машины (W) и мощность двигателя (HP). Выходные параметры модели статистической регрессии представлены в табл. 3.

ТАБЛИЦА 3. Модель прогнозирования производительности рыхлителя на основе анализа множественной линейной регрессии

Параметр	Производительность	Постоянные	
UCS	828.712	R^2	0.9450
PWAVE	-3.121		
CAI	0.046		
MC	-20.791	Скорректированное R^2	0.9190
SDSC	19.719		
SHV	-12.228		
DS	2.437	Дисперсия $F (14.32)$	36.3000
RQD	4.861		
HP	-3.475		
W	0.263	p -уровень	0.0001
	20.288		

Проверка модели линейной регрессии выполнена на основе коэффициента детерминации R^2 , анализа дисперсии, p -уровня и анализа остатков (значений разницы). Коэффициент детерминации модели составил 0.945, что является приемлемым значением (рис. 4).

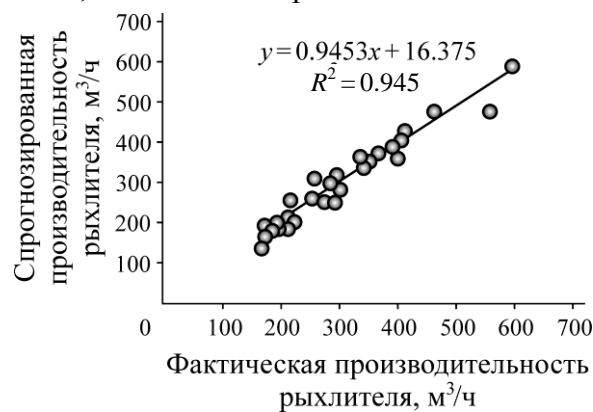


Рис. 4. Соотношение между фактическими и спрогнозированными множественной линейной регрессией значениями производительности рыхлителя

Критическое значение из таблицы для $F (10.32)$ при значимости 5% составляет ≈ 2 , а наблюдаемое равно 36.30, что превышает критическое. Таким образом, данные взаимосвязи статистически значимы. P -значение разработанной модели менее 0.05, поэтому результаты

также статистически значимы. Для лучшей корректности прогнозирующей модели остаточные значения должны быть случайными, т. е. подчиняться нормальному распределению с математическим ожиданием, равным 0, и с постоянной вариацией (значения из табл. 4). Эти условия отражены на рис. 5.

ТАБЛИЦА 4. Сравнение результатов прогнозирования производительности рыхлителя

Наблюдение	Фактическая производительность рыхлителя, м ³ /ч	Спрогнозированная производительность рыхлителя, м ³ /ч		Разница	
		МЛР	ИНС	МЛР	ИНС
1	208.40	206.29	204.21	2.11	4.19
2	258.80	307.61	265.65	-48.81	-6.85
3	408.80	424.95	442.27	-16.15	-33.47
4	169.80	195.12	202.28	-25.32	-32.48
5	364.22	371.32	386.23	-7.10	-22.01
6	462.79	472.64	498.52	-9.85	-35.73
7	594.24	589.97	576.96	4.26	17.27
8	337.88	360.15	345.79	-22.26	-7.91
9	221.28	202.66	218.45	18.62	2.83
10	287.81	304.66	282.76	-16.85	5.05
11	414.67	425.80	467.55	-11.12	-52.88
12	207.06	202.50	216.90	4.56	-9.84
13	289.14	253.40	247.31	35.74	41.83
14	349.28	355.41	322.91	-6.13	26.37
15	555.56	476.54	520.35	79.02	35.21
16	278.56	253.24	239.80	25.32	38.76
17	215.30	256.82	230.39	-41.52	-15.09
18	296.90	317.14	277.51	-20.24	19.39
19	406.40	404.16	423.55	2.24	-17.15
20	195.90	183.86	214.40	12.04	-18.50
21	203.81	189.43	206.19	14.37	-2.38
22	300.15	284.72	273.52	15.43	26.63
23	388.75	390.39	411.03	-1.64	-22.28
24	178.13	175.52	230.85	2.61	-52.72
25	188.53	200.52	203.51	-11.99	-14.98
26	255.29	260.85	261.98	-5.56	-6.69
27	398.95	358.95	415.05	40.00	-16.10
28	167.76	138.12	211.72	29.64	-43.96
29	210.00	210.62	201.73	-0.62	8.27
30	256.80	307.98	281.69	-51.18	-24.89
31	340.00	339.74	369.49	0.26	-29.49
32	172.60	162.46	196.01	10.14	-23.41

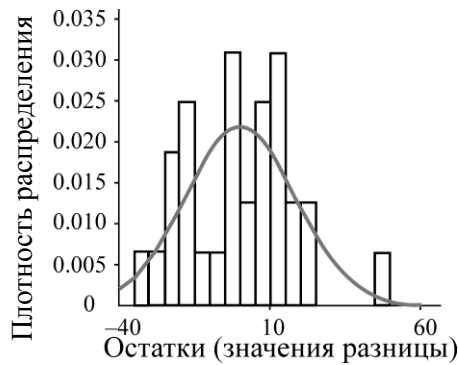


Рис. 5. Гистограмма остатков для модели регрессии

Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой серию параллельно распределенных процессоров, обладающих естественной способностью хранить информацию, которую можно использовать для различных целей, в том числе в прогнозировании на основе переменных величин (рис. 6).

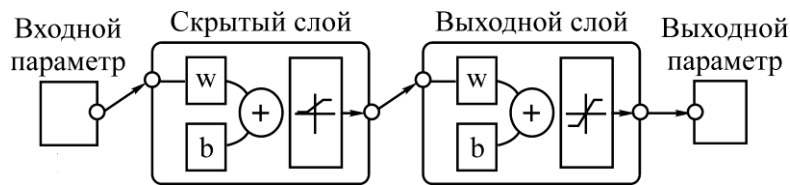


Рис. 6. Схема нейронной сети

Способность ИНС обучаться и строить критические связи между переменными делает ее полезной для прогноза и решения задач, связанных с горным делом. Задачи, решаемые с помощью ИНС: определение предела прочности породы на одноосное сжатие по твердости или другим свойствам [20]; решение проблемы устойчивости откосов отвалов на угольных разрезах [21]; прогнозирование дробления породы при взрывных работах [22]; разработка более точных моделей по сравнению с традиционными статистическими методами для прогнозирования пределов прочности на одноосное сжатие, растяжение и точечную нагрузку на основе различных свойств породы [23]; применение ИНС для оценки эффективности взрывных работ [24]; прогнозирование скорости подвигания туннельной буровой машины [25]; прогнозирование степени распиливаемости карбонатных пород [26].

ИНС с сетью обратного распространения способна более точно решать проблемы прогнозирования, связанные с горными породами [24]. Прогнозирование степени дробления пород на месторождениях известняка, расположенных на территории Ирана, оказалось более точным при использовании ИНС с сетью обратного распространения по сравнению с другими сетями [22]. ИНС прямого и обратного распространения позволяют прогнозировать устойчивость откосов отвалов с высокой точностью [21].

Сети прямого и обратного распространения обычно состоят из трех слоев: входной, скрытый и выходной; связь между слоями осуществляется нейронами (процессорными единицами) через весовые значения. При обратном распространении алгоритм весовых значений осуществляет повторную корректировку, чтобы уменьшить значение ошибки и повысить точность предлагаемых прогнозов.

Модель прогноза на основе МЛП с теми же данными проанализирована искусственной нейронной сетью. Для построения модели прогнозирования производительности рыхлителя выбрана сеть прямого и обратного распространения. Модель построена в ПО MATLAB со следующими функциями: сетевая архитектура 10-10-1, функция обучения TRAINGDХ, функция адаптивного обучения LEARNGDХ, функция оценки максимальной относительной ошибки производительности (MSE), двуслойная сеть с функцией сплющивания нормы нейронов в скрытом слое с интервалом (0; 1) и с функцией сплющивания нормы с интервалом (-1; 1), связанной с производительностью рыхлителя в выходном слое с 10 нейронами в скрытом слое (см. рис. 4). Спрогнозированные значения представлены в табл. 4, коэффициент детерминации их значений составил 0.948 (рис. 7).

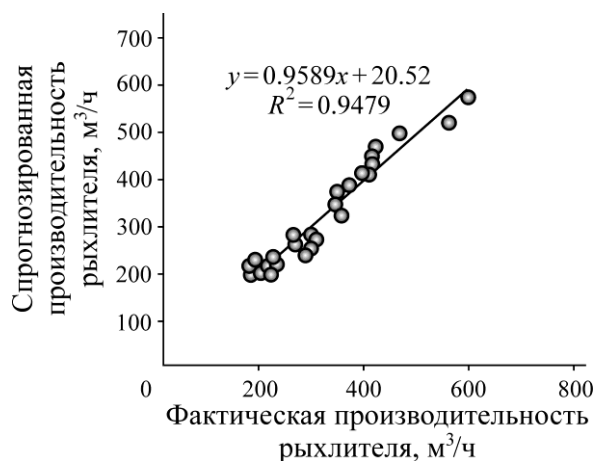


Рис. 7. Соотношение между фактическими и спрогнозированными искусственной нейронной сетью значениями производительности рыхлителя

ВЫВОДЫ

Настоящая работа направлена на прогнозирование производительности рыхлителя при выемке латерита на железорудных месторождениях, расположенных в штате Гоа, Индия. Получены фактические данные свойств породы и параметров рыхления на шести железорудных месторождениях. Установлено, что латеритовый материал может быть классифицирован на четыре различные категории в зависимости от свойств пород, влияющих наряду с параметрами бульдозера-рыхлителя на производительность рыхления.

При прогнозировании производительности рыхлителя применялись методы множественной линейной регрессии и искусственной нейронной сети. Результаты прогнозирования производительности рыхлителя признаны удовлетворительными со значениями $R^2 = 0.945$ и 0.947 соответственно. Использование результатов исследований при проектировании и планировании открытой добычи латерита позволит более обоснованно производить выбор типа бульдозера-рыхлителя и расчет его производительности в условиях конкретных месторождений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Basarir H. and Karpuz C.** A rippability classification system for marls in lignite mines, Eng. Geology, 2004, 74. — P. 303–318, doi:10.1016/j.enggeo.2004.04.004.
2. **Hadjigeorgiou J. and Scoble M.** Prediction of digging performance in mining, Int. J. of Surface Min., 1988, Vol. 2. — P. 237–244. DOI: 10.1080/09208118808944158.

3. **Hajugeorgiou J. and Poulin R.**, Assessment of ease of excavation of surface mines, *J. of Terra mechanics*, 1998, Vol. 35, No. 3. — P. 137–153 DOI: 10.1016/S0022-4898(98)00018-4.
4. **Weaver J.** Geological factors significant in the assessment of rippability, *Transactions of the South African Institute of Civil Engineers*, 1975, Vol. 17. — P. 313–316.
5. **Mac Gregor F., Fell R., Mostyn G., Hocking G. and McNally A. G.** The estimation of rock rippability, *Quarterly J. of Eng. Geology*, 1994, Vol. 27. — P. 123–144. <http://dx.doi.org/10.1144/GSL.QJEGH.1994.027.P2.04>.
6. **Kirsten H.** A classification system for excavation in natural materials, *Transactions of the South African Institute of Civil Engineers*, 1982, Vol. 24. — P. 293–308.
7. **Scoble M. and Muftuoglu Y.** Derivation of a diggability index for surface mine equipment selection. *Mining Science and Technology, Min. Sci. and Technology*, 1984, Vol. 1, No. 4. — P. 305–332 DOI: 10.1016/S0167-9031(84)90349-9.
8. **Singh R., Egretli and Denby B. I.** Development of new rippability index for coal measures excavation, *Proceedings of the 28th US Symposium on Rock Mechanics*. Balkema, Tuscon, AZ, 1987.
9. **Smith H.** Estimating rippability of rock mass classification, *Proceedings of the 27th US Symposium on Rock Mechanics*, University of Alabama, Tuscaloosa, AL, 1986. — P. 443–448.
10. **Franklin J.** Logging the mechanical character of rock, *Transactions of the Institution of Min. and Metallurgy*, 1971, Vol. 80A. — P. 1–9.
11. **Atkinson T.** Selection of open pit excavating and loading equipment, *Trans Ins. of Min. and Metallurgy*, 1971, Vol. 80. — P. A101–A129.
12. **Caterpillar T.** *Caterpillar Performance Handbook*: Peoria, Illinois, 2001.
13. **Komatsu Specification & Application Handbook Edition**, 30, 2009.
14. **Bailey A.** Rock types and seismic velocity versus rippability, in *Highway Geology Symposium Proceeding* 26, 1975.
15. **Church H.** *Excavation Handbook*, McGraw-Hill, New York, 1981. — 1024 p.
16. **Karpuz C.** A classification system for excavation of surface coal measures, *11, Min. Sci. Technology*, 1990. — P. 157–163. DOI: 10.1016/0167-9031(90)90303-A.
17. **Avchar A., Choudhary B. S. and Budi U. G. S. G.** Applicability of size strength rippability classification system for laterite excavation in iron ore mines of Goa, *ASME J.-ASME IIETA Publication Series Modelling, Measurement and Control C*, 2017, Vol. 78. — P. 378–391. DOI: 10.18280/mmc_c.780309.
18. **Bozdog T.** Indirect rippability assessment of coal measure rocks: Ankara, Turkey: METU: 86, 1988.
19. **Avchar A., Choudhary B. S., Budi G. and Sawaiker U. G.** Effect of rock properties on rippability of laterite in Iron Ore mines of Goa, *Mathematical Modelling of Eng. Problems*, 2018, Vol. 5, No. 2. — P. 108–115. doi.org/10.18280/mmep.050208, June.
20. **Meulenkamp F. and Alvarez Grima M.** Application of neural networks for the prediction of the unconfined compressive strength (UCS) from Equotip hardness, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 1999, Vol. 36 — P. 29–39. [https://doi.org/10.1016/S0148-9062\(98\)00173-9](https://doi.org/10.1016/S0148-9062(98)00173-9).
21. **Rahul, Khandelwal M., Rajesh R. and S. B. K.** Evaluation of dump slope stability of a coal mine using artificial neural network, *Geomech. Geophys. Geo-energ. Geo-resour.*, 2015, Vol. 1, Issue 3–4. — P. 69–77. DOI 10.1007/s40948-015-0009-8.
22. **Sayadia A., Monjezib M., Talebia N. and Khandelwalc Manoj.** A comparative study on the application of various artificial neural networks to simultaneous prediction of rock fragmentation and back break, *J. of Rock Mech. and Geotechnical Eng.*, 2013, Vol. 5. — P. 318–324. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jrmge.2013.05.007>, 2012.

23. **Singh V., Singh D. and Singh T.** Prediction of strength properties of some schistose rocks from petrographic properties using artificial neural networks, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, Vol. 38. — P. 269–284. [https://doi.org/10.1016/S1365-1609\(00\)00078-2](https://doi.org/10.1016/S1365-1609(00)00078-2).
24. **Ratnesh T., Singh T. N., Keshav M. and Neel G.** Application of Artificial Neural Network for Blast Application of Artificial Neural Network for Blast, *Int. J. of Research in Eng. and Technology (IJRET)*, 2014, Vol. 03, Issue 05. — P. 564–574. DOI: 10.15623/ijret.2014.0305104.
25. **Benardos and Kaliampakos D.** Modelling TBM performance with artificial neural networks, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, pp. Vol-19, 597–605, <https://doi.org/10.1016/j.tust.2004.02.128> 2004.
26. **Kahraman S., Altun H., Tezekici B. and Fener M.** Sawability prediction of carbonate rocks from shear strength parameters using artificial neural networks, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 2006, Vol. 43. — P. 157–164. <https://doi.org/10.1016/j.ijrmms.2005.04.007>.

Поступила в редакцию 12/VIII 2020

После доработки 15/X 2020

Принята к публикации 15/I 2021