

УДК 004.032.26:622.236

**ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИНТЕНСИВНОСТИ СЕЙСМИЧЕСКИХ КОЛЕБАНИЙ  
ПОРОД НА МЕДНОМ РУДНИКЕ “ВЕЛИКИ КРИВЕЛЬ”**

**Й. Радисавлевич**

*Компания “Serbia Zijin Copper”,  
E-mail: jovica.radisavljevic@zijinbor.com, 19210, г. Бор, Сербия*

На основе искусственной нейронной сети разработана математическая модель прогнозирования интенсивности колебаний пород в сейсмических волнах на открытом медном руднике “Велики Кривель”. При разработке модели использована классическая формула определения пиковой скорости пород, программное обеспечение Peltarion Synapse и массив входных/выходных данных взрывных работ на руднике, содержащий значения параметров взорванных блоков пород и измеренные при подрыве блоков пиковые скорости. С помощью комбинированного метода применения искусственной нейронной сети и регрессионного анализа получена формула для определения пиковой скорости пород для условий рудника “Велики Кривель”. Подтверждено преимущество предлагаемого метода по сравнению с результатами прогнозирования скорости сейсмических колебаний пород, полученных другими методами.

*Взрывные работы, сейсмические колебания пород, пиковая скорость пород в сейсмической волне, искусственные нейронные сети*

DOI: 10.15372/FTPRPI20230204

Взрывные работы — энергоэффективный и экономически целесообразный метод фрагментации породы, широко применяемый в горнодобывающей отрасли [1]. Это базовая технологическая операция при выемке твердого рудного материала, которая должна по всем параметрам соответствовать требованиям минимизации воздействия на окружающую среду (разлет обломков, чрезмерное давление воздуха, сейсмические колебания пород, запыленность и задымленность) [2].

Сейсмические колебания пород, индуцированные взрывом, — фундаментальная проблема в горной области. Они негативно влияют на устойчивость бортов открытых выработок, подземные воды и экологическую обстановку близлежащих территорий [3, 4]. На интенсивность индуцированных сейсмических колебаний оказывают влияние следующие факторы: технология выполнения взрывных работ; физико-механические свойства породного массива; расстояние от взрываемого блока; характеристики взрывчатого вещества (ВВ); количество ВВ; геологические условия [5].

Методы контроля за сейсмическими колебаниями пород разрабатываются с целью минимизации негативного воздействия на окружающую среду. Для оценки сейсмических колебаний пород используются такие параметры, как частота и пиковая скорость пород [5]. Прогноз значения пиковой скорости необходимо проводить до взрывных работ для предотвращения возможного ущерба [6].

В научной литературе описаны разные модели прогнозирования сейсмических колебаний пород. Проблема прогнозирования индуцированных сейсмических колебаний рассматривается эмпирическими, теоретическими или вычислительными методами [7]. Первое прогнозирование таких колебаний выполнялось распространенными эмпирическими моделями. В 1950 г. Моррис представил математическое соотношение между максимальной амплитудой как характеристикой колебания и двумя параметрами взрывных работ — максимальным зарядом на интервал замедления и расстоянием от места взрыва [8].

Большое количество научных работ посвящено прогнозированию пиковой скорости пород индуцированных сейсмических колебаний с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС, или ANN) и их гибридных форм (ANFIS, FIS, ANN-PSO, ICA-ANN, SVM, SVM-ANN и FFA-ANN) [9–24]. Данные исследования представлены в табл. 1. Работы [25–42] посвящены прогнозированию индуцированных колебаний с помощью ИНС через пиковую скорость пород. Из обзора научной литературы можно заключить, что пиковая скорость пород — хороший показатель оценки повреждения сооружений [29], а прогнозирование индуцированных сейсмических колебаний — весьма актуальный вопрос.

ТАБЛИЦА 1. Применение ИНС при прогнозировании индуцированных сейсмических колебаний пород

Источник	Метод	Количество наборов данных	Коэффициент детерминации
[9]	ANFIS	44	0.98
[10]	ANN	182	0.95
[11]	ANN	130	0.92
[12]	ANN FIS	162	0.94 0.90
[13]	FIS	33	0.92
[14]	SVM ANN	37	0.89 0.85
[15]	FIS	120	0.95
[16]	ANN	20	0.93
[17]	ANN-PSO	44	0.94
[18]	ANN-PSO	88	0.89
[19]	ICA-ANN	95	0.98
[20]	SVM	80	0.96
[21]	ANFIS	109	0.97
[22]	PSO	80	0.90 (линейный) 0.94 (мощностной)
[23]	ANN	68	0.98
[24]	SVM FFA-ANN	83	0.93 0.97

Общая формула для расчета пиковой скорости пород выглядит следующим образом:

$$V = k \left( \frac{R}{\sqrt[m]{Q_x}} \right)^{-n} = k \frac{R^{-n}}{Q_x^{-n/m}} = k R^{-n} Q_x^{n/m}. \quad (1)$$

Здесь  $R$  — расстояние от взрываемого блока до точки измерения, м;  $Q_x$  — инициируемая масса взрывчатого вещества в блоке, кг;  $R_r = R / \sqrt[m]{Q_x}$  — приведенное расстояние, м/кг<sup>0.5</sup>;  $m$  — степень корня из соответствующей массы ВВ;  $k$  — коэффициент, определяющий характеристику породного массива и технологию проведения взрывных работ;  $n$  — степень затухания сейсмических колебаний, зависящая от характеристик породного массива, технологии проведения взрывных работ, расстояния и типа доминирующих волн [43]. После замены  $n / m = 1 / s$  получим:

$$V = k R^{-n} Q_x^{1/s}, \quad (2)$$

где  $s$  — степенной параметр.

Способ расчета приведенного расстояния  $R_r$  отражает расхождение во мнениях отдельных авторов, которые по-разному использовали определенные массы ВВ, а также различные степени корня для соответствующей массы ВВ. Формула (1) отражает прямую зависимость скорости пород от приведенного расстояния, скорректированного коэффициентом  $k$  и степенным параметром  $n$ . Расчет расстояния  $R_r$  — приоритетная задача определения формулы пиковой скорости пород.

Цель настоящей работы — достижение максимально возможной точности определения пиковой скорости за счет повышения точности расчета приведенного расстояния, основанного на правильном выборе  $Q_x$  и показателя  $s$  с помощью ИНС. Обученная ИНС может стать надежной системой и базовым инструментом достижения поставленных задач. Выбор параметров  $Q_x$  и  $s$  позволит получить алгоритм, применимый для открытых рудников, в которых буровзрывные работы осуществляются перед извлечением рудного материала. Представлены результаты прогнозирования сейсмических колебаний пород, индуцированных взрывными работами на открытом медном руднике “Велики Кривель” (Сербия).

#### ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЯ

Исходные предпосылки при исследовании заключаются в следующем:

1) общая формула для определения пиковой скорости пород и формула расчета приведенного расстояния — основа исследований, включая все использованные настройки и полученные результаты;

2) увеличение точности расчета расстояния  $R_r$  повышает точность расчета скорости  $V$ ;

3) исходя из своей адаптационной способности обрабатывать множественные входные параметры, влияющие на выходной параметр, ИНС способны выявлять взаимосвязи между входными и выходными параметрами;

4) параметры проведения взрывных работ определяются общей массой ВВ во взрываемом блоке  $Q_{buk}$ , средней массой ВВ в одной скважине  $Q_{bsr}$ , максимальной массой ВВ, инициируемой в интервале 8 мс —  $Q_{8мс}$ , и максимальной массой ВВ, инициируемой за один номинальный детонационный период  $Q_i$ ;

5) показатель  $s$  находится в диапазоне 1.8–4.2, показатель  $m$  — 1.8–8.0 (массив вероятных значений массы ВВ определен так, чтобы ограничить  $s$  и  $m$ );

6) используется программное обеспечение (ПО) Peltarion Synapse, реализующее ИНС для определения наиболее точных значений  $Q_x$  и  $s$ ;

7) качество и количество данных, полученных с рудника “Велики Кривель” и используемых в настоящей работе, отвечают современным требованиям;

8) соответствующий параметр массы ВВ получен из обученной и проверенной ИНС с помощью опции оценки интенсивности влияния;

9) выбор достоверного показателя степени  $s$  сделан на основе построения зависимости между измеренным значением  $V_{meas}$  и спрогнозированным с помощью ИНС  $V_{ANN}$ , а также в зависимости от наибольшего коэффициента детерминации  $R^2$  их соответствия. Показатель степени  $t$  выбирается так же, но по графику соотношения между  $V_{meas}$  и рассчитанным  $V_{calc}$ ;

10) в результате исследований проверена возможность получения уточненных параметров закона колебаний грунта (1) путем применения комбинированного метода ИНС — регрессионного анализа. С помощью искусственной нейронной сети и базы данных карьера можно выбрать доминирующий параметр массы ВВ  $Q_x$  и соответствующее значение показателя степени  $s$ . Регрессионный анализ используется для определения коэффициента  $k$  и показателей степени  $m$  и  $n$ .

Открытый медный рудник “Велики Кривель” расположен в восточной части Республики Сербия в 3 км от г. Бор в бассейне р. Кривель, в непосредственной близости к деревне Велики Кривель. Добыча руды началась в 1979 г. Эксплуатацией рудника занимается компания “Zijin Bor”. Добыча руды и выемка вскрышной породы осуществляется классическим методом с комбинированной транспортировкой пустой породы. Рудник имеет эллиптическую форму с транспортными коммуникациями серпантинного типа с продвижением работ в плане и по глубине (рис. 1).



Рис. 1. Внешний вид открытого медного рудника “Велики Кривель”

Геометрические характеристики рудника “Велики Кривель”:

Высота рабочего уступа, м	15
Угол наклона откоса рабочего уступа, град	70
Общий угол наклона борта рудника, град	32–39
Требуемая ширина транспортных дорог, м	15–20
Минимальная ширина рабочего уступа в плане, м	30–42
Минимальная окончательная ширина рабочего уступа в плане, м	13.0–18.5
Минимальная ширина открытия прямого вруба для нового уступа, м	34.5

На протяжении более трех лет проведено 2037 взрывов, глубина скважин при которых соответствовала проектировочной высоте уступа 15 м; взрывы с глубиной скважин менее 10 м в работе не рассматривались. Документация проведения взрывных работ стала источником для существенной части массива входных/выходных данных, а именно: номер взрыва; дата и время проведения взрыва; геодезические параметры; схема расположения скважин; схема детонации зарядов [44]. Инициирование серий взрывов выполнялось по системе “Нонель”. Интервал замедления между скважинами в ряду составлял 25 мс, между рядами — 42 мс, интервал замедления в скважине — 500 мс. Изучены следующие параметры взрывных работ: общее количество взрывных скважин  $N_b$ ; количество рядов во взрываеом блоке  $N_r$ ; глубина скважины  $L_b$ ; масса отдельных зарядов  $Q_b$ ; общая масса ВВ во взрываеом блоке  $Q_{buk}$ ; общая длина скважин  $L_{buk}$ ; диаметр скважин  $D$ .

На основе буровзрывных параметров выведены параметры, являющиеся частью входных/выходных данных: средняя глубина скважины  $L_{bsr}$ ; средняя масса ВВ на скважину  $Q_{bsr}$ ; максимальная масса ВВ, инициируемого в интервале 8 мс  $Q_{8мс}$ ; максимальная масса ВВ, инициируемого в номинальное детонационное время  $Q_i$ ; масса ВВ, приходящаяся на 1 м скважины  $P$ ; фактор заполнения  $k_p$ .

С использованием систем данных Digitexx составлен массив входных/выходных данных, состоящий из 2037 наборов, включающих параметры буровзрывных работ, рассчитанные расстояния и измеренные пиковые скорости колебаний. Входные данные —  $P, D, Q_i, Q_{8мс}, Q_{bsr}, Q_{buk}, N_b, L_b, L_{buk}, L_{bsr}, k_p, R$ , выходные —  $V_{max} = V_{meas}$ . Минимальные и максимальные значения входных/выходных параметров приведены в табл. 2.

ТАБЛИЦА 2. Диапазон входных/выходных параметров

Значение	$Q_{buk}$	$Q_i$	$Q_{8мс}$	$Q_{bsr}$	$N_b$	$L_{buk}$	$L_{bsr}$	$k_p$	$V_{max}$	$D$	$R$	$P$
	кг					м			мм/с	м		кг/м
Минимальное	2880	210	210	140	8	112	10.0	0.28	0.016	0.15	443	19
Максимальное	39600	1170	1390	560	145	2167	17.8	0.87	2.834	0.25	2476	57

Перед любым видом работы с ИНС определялся уровень требуемой производительности сети, допустимой для рассматриваемого случая. Средняя квадратичная ошибка и среднее квадратичное отклонение — параметры сети. Они сравниваются с заранее заданными значениями для проверки обученной сети и дальнейшего ее использования.

Методология выбора  $Q_x$  и  $s$  осуществлялась по следующим этапам:

- 1) подготовка сети к обучению: формирование массива обучающих входных/выходных данных и выбор настроек обучения сети на основе ее архитектуры;
- 2) обучение сети, для которой выбраны все необходимые настроечные параметры на этапе 1. В ходе обучения и после него необходимо проанализировать результаты и убедиться, что предложенное решение обладает потенциалом для последующей проверки;
- 3) проверка сети: использование массива проверочных данных через опцию тестирования. Массив проверочных данных не участвует в обучении ИНС. На этом этапе образуются величины  $V_{meas}, V_{ANN}$ . После получения точек на графике строится линия регрессии и кривая соотно-

шения между  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$ . Выполняется расчет коэффициента детерминации  $R^2$ , затем оценивается кривая соотношения  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$ , а также график в целом. Хороший результат подтверждает корректность обученной сети и позволяет приступить к следующим этапам выбора показателя степени  $s$ ;

4) подготовка и настройка параметров массива проверочных входных данных для получения графика соотношения  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$  для отдельных показателей степени  $s$ . Выходные параметры остаются неизменными;

5) использование проверенной сети через опцию тестирования для получения спрогнозированных скоростей и построения соотношения  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$  для отдельных  $s$ . Здесь формируются графики для разных  $s$ ;

6) определение коэффициента  $R^2$  зависимости между  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$  для отдельных  $s$ . При оценке значимости соотношения  $Y = x$  используется формула

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - x)^2}{\sum (y_i - \tilde{y})^2},$$

с помощью которой в ПО MS Excel рассчитываются коэффициенты детерминации  $R^2$  соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  для отдельных показателей степеней  $s$ ;

7) анализ и сравнение коэффициентов  $R^2$ , полученных для соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$ ;

8) выбор показателя степени  $s$  по наибольшему коэффициенту  $R^2$  для  $V_{meas} - V_{ANN}$ .

## РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Средняя квадратичная ошибка не должна превышать 1 % от максимально допустимой скорости пород 3 мм/с, регламентированной нормами защиты зданий особого назначения в соответствии со стандартом DIN. Среднеквадратичное отклонение при доверительном интервале 95 % должно быть не более 0.75 мм/с, т. е. 15 % от максимально допустимой скорости пород 5 мм/с. После обучения сети спрогнозированная скорость пород должна составлять не более 3 мм/с.

Для обучения и проверки ИНС использовался массив из 2037 наборов входных / выходных данных, полученных при исследованиях на руднике “Велики Кривель”. Для проверки сети из массива извлечено 15 % данных, остальная часть применялась для обучения. Подготовлен план выбора оптимальных настроек сети, заключающийся в обучении 30 сетей с разными комбинациями настроек. Спустя 5000 итераций обучения на основе 50 наборов данных и 5 итераций проверки получен требуемый компромисс настроек между точностью расчетов и точностью прогнозирования пиковых скоростей пород, которые будут использоваться в дальнейшем обучении сети. При формировании архитектуры сети использовалась ПО Peltarion Synapse на основе Fuzzy Logic (рис. 2). Применена многослойная архитектура, соответствующая сети с обратным распространением (BP) и состоящая из 11 нейронов во входном слое, 8 нейронов в первом скрытом слое, 6 нейронов во втором скрытом слое и одного нейрона в выходном слое. Любое улучшение результата ИНС относительно результатов регрессионного анализа с коэффициентом детерминации  $R^2 \approx 0.5$  для соотношения между  $V_{meas}$  и  $V_{law}$  — важный шаг к принятию ИНС как нового перспективного инструмента в горных науках.

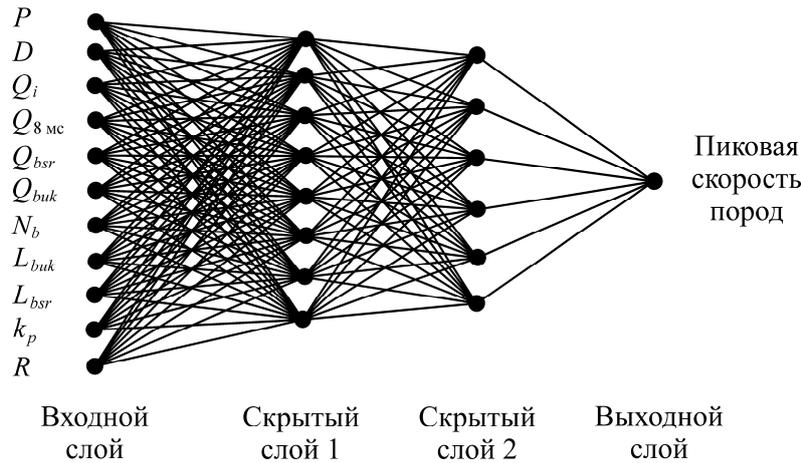


Рис. 2. Архитектура предлагаемой искусственной нейронной сети

Задача, которую решает архитектура разрабатываемой сети, обусловлена поставленной целью по корректному выбору показателя степени  $s$  и параметра  $Q_x$ , улучшающих точность формулы пиковой скорости пород. Для обучения сети был подготовлен массив из 1894 наборов данных, включающих массы ВВ ( $Q_i, Q_{8mc}, Q_{bsr}, Q_{buk}$ ), из которых извлекались корни с показателем степени  $s = 3$  и параметры расстояния, масштабированные в степени  $n = -1.6$  и умноженные на  $10^6$ . Ввод извлеченных из-под корня значений необходим для того, чтобы сеть учитывались данные параметры в ходе обучения. Значение  $-1.6$  принято на основе показателя степени  $n$  из (1). Другие параметры не изменялись.

После ввода подготовленного массива данных в программу обученная сеть имела среднюю квадратичную ошибку 0.7% от максимально допустимой скорости пород 3 мм/с и среднеквадратическое отклонение 0.3577 мм/с, что входит в диапазон допустимых значений. Для проверки обученной сети и построения соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  (рис. 3а) использовалась опция тестирования на основе массива из 143 наборов данных. Для кривой регрессии получен коэффициент детерминации  $R^2 = 0.794$ . Внешний вид графика показал хорошую эффективность обученной сети. Для соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  коэффициент детерминации равен 0.7148.

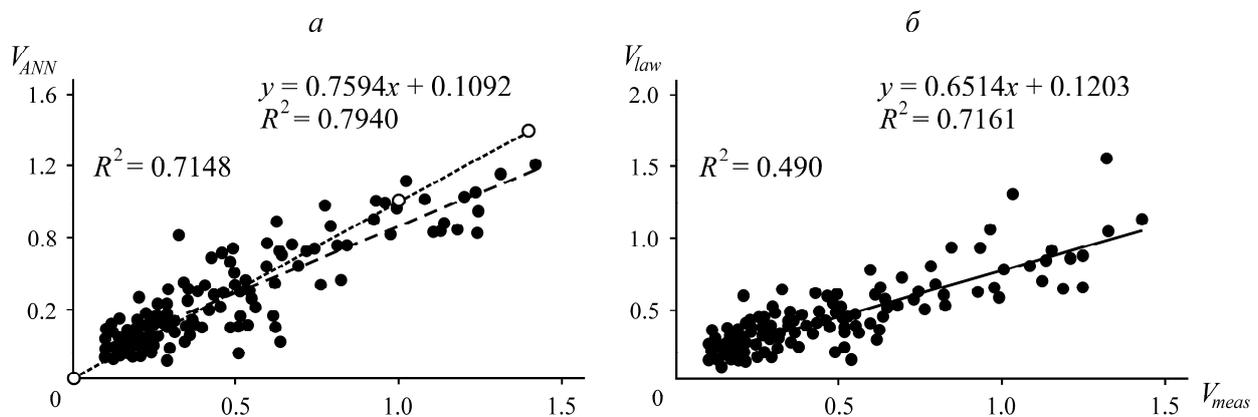


Рис. 3. Зависимость  $V_{meas}$  от  $V_{ANN}$  (а) для проверки сети и  $V_{meas}$  от  $V_{low}$  (б) для  $Q_{buk}$  на основе формулы пиковой скорости пород

Подтверждение достаточной эффективности обученной сети выполнено на третьем этапе исследования. Для этого сравнивался коэффициент детерминации для соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$ , полученный искусственной нейронной сетью, с коэффициентом для  $V_{meas} - V_{law}$ , установленным регрессионным анализом.

На основе зависимости  $V_{meas}$  от  $V_{law}$  для параметров  $Q_i$ ,  $Q_{8mc}$ ,  $Q_{buk}$  из (1), определены коэффициенты детерминации с помощью регрессионного анализа. Наибольшее значение для параметра  $Q_{buk}$  показано на рис. 3б ( $R^2 = 0.490$ ). Из рис. 3а видно, что  $R^2$ , установленный обученной сетью (0.7148) значительно превышает наибольший коэффициент  $R^2$ , полученный регрессионным анализом (0.490). Обученная нейронная сеть предлагает более точные результаты по сравнению с классическим регрессионным анализом и должна использоваться в дальнейших этапах выбора показателя  $s$ . Следовательно, проверенная нейронная сеть подходит для реализации следующих этапов. При проверке сети получены соответствия требованиям выбора  $Q_x$  и  $s$ .

В ходе анализа результатов обученной и проверенной сети замечено, что расстояние от точки измерения до взрываемого блока имеет значительное влияние на прогнозируемые скорости пород. Следующим параметром из массива входных данных, влияющим на пиковую скорость, является общая масса ВВ —  $Q_{buk}$ . Если сравнить параметры, связанные с массой ВВ, то по интенсивности влияния на пиковую скорость они распределяются следующим образом:  $Q_{buk}$ ,  $Q_{8mc}$ ,  $Q_{bsr}$  и  $Q_i$ . Сравнение колонковой высоты  $L_{buk}$  для общей массы ВВ с колонковыми высотами других параметров, связанных с массой ВВ, показывает ее доминирующее влияние на пиковую скорость, т. е.  $Q_{buk}$  может служить параметром, отвечающим за массу ВВ в формуле определения пиковой скорости для условий рудника “Велики Кривель”.

На нескольких этапах расчет показателя степени  $s$  делался последовательно для получения ее достоверного значения в дальнейшем. На первом этапе формировался массив, состоящий из 134 наборов данных. Массив содержит параметры  $Q_i$ ,  $Q_{8mc}$ ,  $Q_{bsr}$ , из которых извлекались корни степени  $s = 3$ , из  $Q_{buk}$  — степени  $s = 2, 3, 4$ . Для выбора  $s$  формировались три таблицы, которые заполнялись спрогнозированными значениями пиковой скорости пород с помощью опции тестирования из ПО Peltarion Synapse. Для каждой  $s$  строились графики соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  и рассчитывались коэффициенты  $R^2$ . Установлено, что оптимальный показатель степени  $s$  должен составлять  $\sim 3$ . По этой причине принято решение о проведении еще двух этапов с целью более точного выбора.

На втором этапе определения показателя степени  $s$  шаг между значениями снижался с 1 до 0.1. Далее из общей массы ВВ извлекались корни степеней  $s = 2.8, 2.9, 3.0, 3.1, 3.2, 3.3, 3.4$ , другие параметры оставались неизменными. Подготовлено семь таблиц, каждая заполнялась спрогнозированными значениями пиковой скорости пород с помощью опции тестирования, после чего строились графики соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  для каждой  $s$  и рассчитывался коэффициент  $R^2$ . На рис. 4 приведены зависимости детерминации  $R^2$  от показателя степени  $s$ . Наибольший коэффициент  $R^2$  возникает при  $s = 3$ .

По результатам двух этапов определения показателя степени  $s$  можно сделать вывод, что данное значение находится в непосредственной близости к 3.

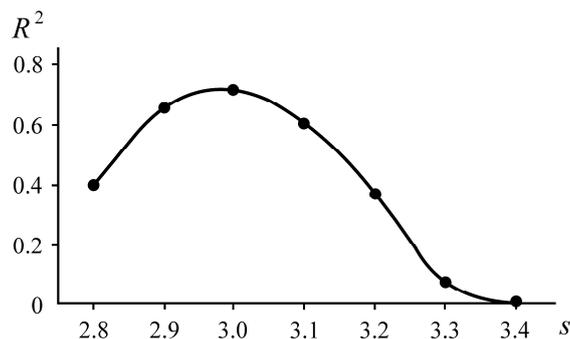


Рис. 4. Зависимость коэффициента детерминации  $R^2$  для соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  от показателя степени  $s$  (этап 2)

На третьем этапе расчета показателя степени  $s$  шаг между ее значениями снижался с 0.1 до 0.01: 2.96, 2.97, 2.98, 2.99, 3.0, 3.01, 3.02, 3.03, 3.04, 3.05, 3.06. Затем из общей массы ВВ извлекались корни степени  $s$ , другие параметры оставались неизменными. На рис. 5 показана зависимость коэффициента детерминации  $R^2$  для  $V_{meas} - V_{ANN}$  от  $s$ . Значение  $s=2.98$  наиболее близко к достоверному и оно совместно с общей массой ВВ будет включено в формулу расчета приведенного расстояния при нахождении формулы определения пиковой скорости пород для рудника “Велики Кривель”.

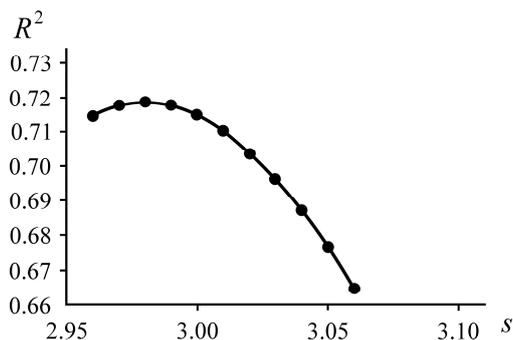


Рис. 5. Зависимость коэффициента детерминации  $R^2$  для соотношения  $V_{meas} - V_{ANN}$  от показателя степени  $s$  (этап 3)

Приведенное расстояние для условий рудника “Велики Кривель” находится по формуле

$$R_r = \frac{R}{2.98^n \sqrt{Q_{buk}}}$$

Установлено, что обученная и проверенная нейронная сеть, способная выбирать значения  $Q_x$  и  $s$ , может применяться для прогнозирования пиковой скорости пород при выполнении взрывных работ на руднике “Велики Кривель”.

#### СОСТАВЛЕНИЕ НОВОЙ ФОРМУЛЫ ПИКОВОЙ СКОРОСТИ ПОРОД

Для полного составления формулы пиковой скорости пород комбинированным методом необходимо выявить коэффициент  $k$  и показатель степени  $n$ , входящие в состав формулы, которая зависит от приведенного расстояния [43]. Измеренные значения пиковой скорости представлены линией регрессии, подчиняющейся уравнению

$$V_{max} = kR_r^{-n} \quad (3)$$

Соотношение между  $k$  и  $n$ , а также ранее выявленные значения  $s$  и соответствующей массы ВВ могут определяться регрессионным анализом спрогнозированных значений пиковой скорости пород. Линия регрессии образуется при построении логарифмического графика зависимости спрогнозированных значений пиковой скорости от выбранных обученной и проверенной ИНС значений показателя  $s$  и приведенного расстояния при соответствующем показателе степени  $m$ . Так как показатель  $s$  уже известен, необходимо определить соответствующее значение  $m$  для получения других параметров, составляющих новую формулу пиковой скорости пород.

Достоверное значение  $m$  определялось выбором наибольшего коэффициента детерминации  $R^2$  для  $V_{meas} - V_{calc}$  на соответствующих графиках. Подобная методология применялась при выборе  $s$ . Примем, что значения показателя  $m$  лежат в диапазоне 4.5 – 6.5.

Сначала определялось приведенное расстояние на основе фактических расстояний и общей массы ВВ из массива проверочных данных и предположенных показателей степени  $m$ . Приведенное расстояние совместно со спрогнозированными значениями пиковой скорости пород для выбранного значения  $s$  использовались с целью построения логарифмического графика. Линия уравнения регрессии обусловлена коэффициентом  $k$  и показателем степени  $n$  для  $m$ .

Линия уравнения регрессии характеризует расчет спрогнозированных пиковых скоростей породы для известных параметров проведения взрывных работ из массива проверочных данных (143 набора) с помощью уравнения (2). По результатам строился график соотношения измеренной пиковой скорости  $V_{meas}$  и рассчитанной спрогнозированной  $V_{ANNlaw}$ . Для соотношения  $V_{meas} - V_{ANNlaw}$  вычислялся коэффициент детерминации  $R^2$ .

Расчет спрогнозированных значений пиковой скорости по формуле (2) включал коэффициент  $k$  и показатель степени  $n$  совместно с выбранным показателем степени  $s$ . Рассчитанные пиковые скорости получены на основе 143 наборов из массива проверочных данных и обозначены  $V_{calc}$ . Затем строился график соотношения  $V_{meas} - V_{calc}$  и рассчитывался коэффициент детерминации  $R^2$ .

Коэффициенты  $k$  и показатель степени  $m$  получены в процессе выбора соответствующего значения  $m$  исходя из наибольшего  $R^2$ . На основе массива проверочных данных строились логарифмические графики, графики  $V_{meas} - V_{ANNlaw}$  и  $V_{meas} - V_{calc}$  для отдельных показателей степени  $m$  и рассчитывались коэффициенты  $R^2$ . На рис. 6 представлена зависимость полученных коэффициентов  $R^2$  от  $m$  для соотношений  $V_{meas} - V_{ANNlaw}$  и  $V_{meas} - V_{calc}$ . Видно, что кривая приобретает свое максимальное значение при  $m=5$ , т. е. спрогнозированные значения пиковой скорости пород по новой формуле будут ближе к измеренным, если будет использована линия уравнения регрессии из логарифмического графика при  $m=5$ .

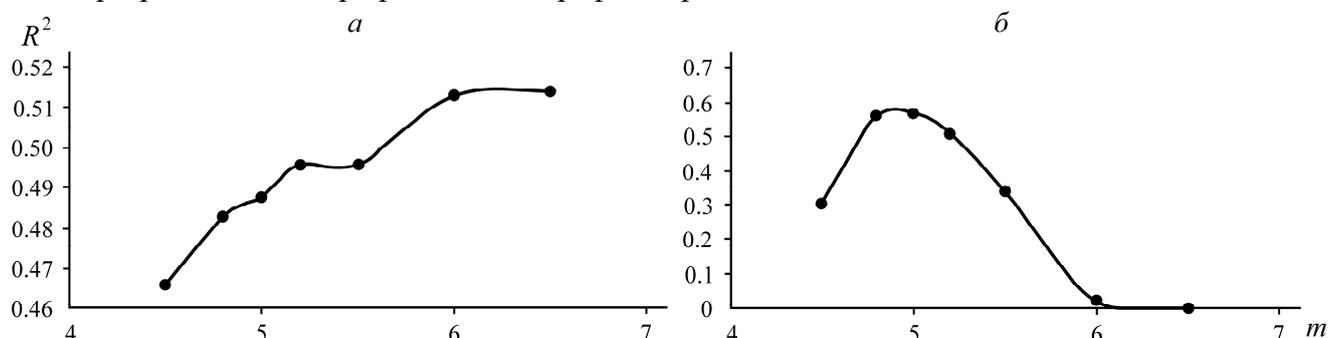


Рис. 6. Зависимость коэффициента детерминации  $R^2$  от показателя степени  $m$  для  $V_{meas} - V_{ANNlaw}$  (а) и  $V_{meas} - V_{calc}$  (б)

Согласно описанному методу определения коэффициента  $k$  и показателя степени  $n$ , на данном этапе выявлялись их значения из логарифмического графика при  $m=5$ . На графике уравнение кривой регрессии имеет вид  $y = 1533x^{-1.578}$  (1533 — коэффициент  $k$ ,  $-1.578$  — показатель степени  $n$ ). Эти значения включены в новую формулу пиковой скорости пород для рудника “Велики Кривель”.

После подстановки всех найденных параметров в формулу определения пиковой скорости пород (2) для условий рудника “Велики Кривель”, имеем

$$V_{\max} = 1553R^{-1.578} Q_{buk}^{1/2.98}. \quad (4)$$

Уравнение (4) и график  $V_{meas} - V_{calc}$  подтверждают возможность получения новой формулы пиковой скорости пород комбинированным методом. На рис. 7 представлены диаграммы корреляционной зависимости между измеренными и принятыми значениями пиковой скорости, полученными с помощью ИНС, линейной регрессии и комбинированным методом, сочетающим ИНС и линейную регрессию.

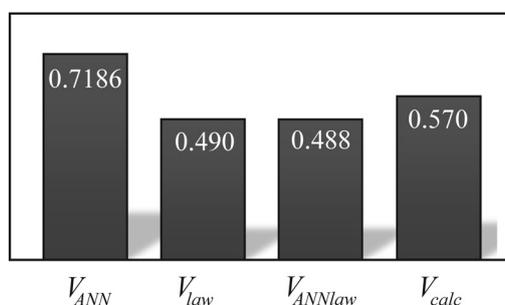


Рис. 7. Коэффициенты детерминации  $R^2$

Подстановка полученных коэффициентов  $k$  и показателя степени  $n$  в новую формулу позволила получить более точные спрогнозированные значения пиковой скорости пород по сравнению с классическим регрессионным анализом, который для  $V_{meas} - V_{calc}$  характеризуется коэффициентом  $R^2 = 0.570$ .

## ВЫВОДЫ

Искусственная нейронная сеть применяется для повышения точности определения пиковой скорости пород при взрыве. Многослойная архитектура ИНС состоит из 11 нейронов во входном слое, 8 нейронов в первом скрытом слое, 6 нейронов во втором скрытом слое и одного нейрона в выходном слое. Обучение сети проводилось в условиях predetermined настроек. Обученная сеть проверялась с привлечением независимого массива данных. Коэффициент детерминации по регрессионной кривой составил 0.794, по зависимости между  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$  — 0.7148. Выявлено, что в формулу пиковой скорости пород необходимо включить общую массу ВВ  $Q_{buk}$ . Показатель степени  $s$  определялся на основе наибольшего значения  $R^2$  для зависимости между  $V_{meas}$  и  $V_{ANN}$  и составил 2.98.

Разработан алгоритм, включающий этапы и операции выбора значений  $Q_x$  и  $s$ . Значения  $k$  и  $n$  устанавливались с помощью сочетания ИНС и регрессионного анализа для выбранного значения  $s = 2.98$  и оптимального показателя степени  $m = 5$  для условий рудника “Велики Кри-

вель”. На основе определенных  $k$ ,  $s$  и  $n$  получена формула пиковой скорости пород с помощью комбинированного метода, сочетающего ИНС и регрессионный анализ. Значения  $k$  и  $n$  позволили получить более точные значения скорости пород по сравнению с классическим регрессионным анализом, при котором  $R^2 = 0.57$  для  $V_{meas} - V_{calc}$ . Результаты применения ИНС при определении пиковой скорости пород повысили точность классической формулы на 8%.

Описанная методология может быть реализована на любом открытом месторождении, в технологической последовательности которого присутствуют буровзрывные работы. Использование ИНС для прогнозирования пиковой скорости пород — более эффективное решение по сравнению с моделью регрессионного анализа и комбинированной моделью. Изложено пошаговое руководство для одного из возможных способов приложения результатов ИНС к определению параметров классической формулы пиковой скорости пород с целью повышения точности прогнозирования интенсивности сейсмических колебаний пород, индуцированных взрывными работами.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Dindarloo S. R.** Prediction of blast-induced ground vibrations via genetic programming, *Int. J. Min. Sci. Technol.*, 2015, Vol. 25, No. 6. — P. 1011–1015.
2. **Elevli B. and Arpaz E.** Evaluation of parameters affected on the blast induced ground vibration (BIGV) by using relation diagram method (RDM), *Acta Montanistica Slovaca*, 2010, Vol. 15, No. 4. — 261 p.
3. **Khandelwal M. and Singh T. N.** Evaluation of blast-induced ground vibration predictors, *Soil Dynam. Earthq. Eng.*, 2007, Vol. 27, No. 2. — P. 116–125.
4. **Murlidhar B. R., Armaghani D. J., and Mohamad E. T.** Intelligence prediction of some selected environmental issues of blasting: a review, *Open Construction Build. Technol. J.*, 2020, Vol. 14, No. 1. — P. 298–308.
5. **Khandelwal M. and Singh T. N.** Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine: a neural network approach, *J. Sound Vibration*, 2006, Vol. 289, No. 4–5. — P. 711–725.
6. **Zhou J., Li C., Koopialipoor M., Jahed Armaghani D., and Thai Pham B.** Development of a new methodology for estimating the amount of PPV in surface mines based on prediction and probabilistic models (GEP-MC), *Int. J. Min., Reclam. Env.*, 2021, Vol. 35, No. 1. — P. 48–68.
7. **Lawal A. I. and Kwon S.** Application of artificial intelligence to rock mechanics: an overview, *J. Rock Mech. Geotech. Eng.*, 2021, Vol. 13, No. 1. — P. 248–266.
8. **Morris G.** Vibration due to blasting and their effects on building structure, *Engineer*, 1950. — P. 394–395.
9. **Iphar M., Yavuz M., and Ak H.** Prediction of ground vibrations resulting from the blasting operations in an open-pit mine by adaptive neuro-fuzzy inference system, *Env. Geol.*, 2008, Vol. 56, No. 1. — P. 97–107.
10. **Monjezi M., Bahrami A., Varjani A. Y., and Sayadi A. R.** Prediction and controlling of flyrock in blasting operation using artificial neural network, *Arabian J. Geosci.*, 2011, Vol. 4, No. 3. — P. 421–425.
11. **Khandelwal M., Lalit Kumar D., and Yellishetty M.** Application of soft computing to predict blast-induced ground vibration, *Eng. Computers*, 2011, Vol. 27, No. 2. — P. 117–125.
12. **Mohamed M. T.** Performance of fuzzy logic and artificial neural network in prediction of ground and air vibrations. *JES, J. Eng. Sci.*, 2011, Vol. 39, No. 2. — P. 425–440.
13. **Fisne A., Kuzu C., and Hudaverdi T.** Prediction of environmental impacts of quarry blasting operation using fuzzy logic, *Env. Monit. Assess.*, 2011, Vol. 174, No. 1–4. — P. 461–470.

14. **Mohammadnejad M., Gholami R., Ramazanzadeh A., and Jalali M. E.** Prediction of blast-induced vibrations in limestone quarries using support vector machine, *J. Vibration Control*, 2012, Vol. 18, No. 9. — P. 1322–1329.
15. **Ghasemi E., Araei M., and Hashemolhosseini H.** Development of a fuzzy model for predicting ground vibration caused by rock blasting in surface mining, *J. Vibration Control*, 2012, Vol. 19, No. 5. — P. 755–770.
16. **Monjezi M., Farzaneh F., and Asadi A.** Evaluation of Blasting patterns using operational research models, *Arch. Min. Sci.*, 2013, Vol. 58, No. 3.
17. **Armaghani D. J., Hajihassani M., Mohamad E. T., Marto A., and Noorani S. A.** Blasting-induced flyrock and ground vibration prediction through an expert artificial neural network based on particle swarm optimization, *Arabian J. Geosci.*, 2014, Vol. 7. — P. 5383–5396.
18. **Hajihassani M., Armaghani D. J., Marto A., and Mohamad E. T.** Ground vibration prediction in quarry blasting through an artificial neural network optimized by imperialist competitive algorithm, *Bulletin Eng. Geol. Env.*, 2015, Vol. 74, No. 3. — P. 873–886.
19. **Hajihassani M., Armaghani D. J., Monjezi M., Mohamad E. T., and Marto A.** Blast-induced air and ground vibration prediction: a particle swarm optimization-based artificial neural network approach, *Env. Earth Sci.*, 2015, Vol. 74. — P. 2799–2817.
20. **Hasanipanah M., Monjezi M., Shahnazar A., Armaghani D. J., and Farazmand A.** Feasibility of indirect determination of blast induced ground vibration based on support vector machine, *Measurement*, 2015, Vol. 75. — P. 289–297.
21. **Armaghani D. J., Momeni E., Abad S. V. A. N. K., and Khandelwal M.** Feasibility of ANFIS model for prediction of ground vibrations resulting from quarry blasting, *Env. Earth Sci.*, 2015, Vol. 74, No. 4. — P. 2845–2860.
22. **Hasanipanah M., Naderi R., Kashir J., Noorani S. A., and Qaleh A. Z. A.** Prediction of blast-produced ground vibration using particle swarm optimization, *Eng. Computers*, 2017, Vol. 33, No. 2. — P. 173–179.
23. **Nguyen H., Buil X.-N., Tran Q.-H., Le T.-Q., Do N.-H., and Hoa L. T. H.** Evaluating and predicting blast-induced ground vibration in open-cast mine using ANN: a case study in Vietnam, *SN Appl. Sci.*, 2019, Vol. 1, No. 1. — P. 1–11.
24. **Shang Y., Nguyen H., Bui X. N., Tran Q.-H., and Moayedi H.** A novel artificial intelligence approach to predict blast-induced ground vibration in open-pit mines based on the firefly algorithm and artificial neural network, *Natural Res. Research*, 2020, Vol. 29. — P. 723–737.
25. **Singh T. N. and Singh V.** An intelligent approach to predict and control ground vibration in mines, *Geotech. Geol. Eng.*, 2005, Vol. 23, No. 3. — P. 249–262.
26. **Khandelwal M. and Singh T. N.** Prediction of blast-induced ground vibration using artificial neural network, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 2009, Vol. 46, No. 7. — P. 1214–1222.
27. **Mohamed M. T.** Artificial neural network for prediction and control of blasting vibrations in Assiut (Egypt) limestone quarry, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 2009, Vol. 46, No. 2. — P. 426–431.
28. **Amnieh H. B., Mozdianfard M. R., and Siamaki A.** Predicting of blasting vibrations in Sarcheshmeh copper mine by neural network, *Safety Sci.*, 2010, Vol. 48, No. 3. — P. 319–325.
29. **Monjezi M., Ahmadi M., Sheikhan M., Bahrami A., and Salimi A. R.** Predicting blast-induced ground vibration using various types of neural networks, *Soil Dynamics Earthq. Eng.*, 2010, Vol. 30, No. 11. — P. 1233–1236.
30. **Verma A. K. and Singh T. N.** Intelligent systems for ground vibration measurement: a comparative study, *Eng. Computers*, 2011, Vol. 27, No. 3. — P. 225–233.

31. **Dehghani H. and Ataee-Pour M.** Development of a model to predict peak particle velocity in a blasting operation, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 2011, Vol. 48, No. 1. — P. 51–58.
32. **Kamali M. and Ataei M.** Prediction of blast induced vibrations in the structures of Karoun III power plant and dam, *J. Vibrat. Control*, 2011, Vol. 17, No. 4. — P. 541–548.
33. **Lapčević R., Kostić S., Pantović R., and Vasović N.** Prediction of blast-induced ground motion in a copper mine, *Int. J. Rock Mech. Min. Sci.*, 2014, Vol. 69. — P. 19–25.
34. **Saadat M., Khandelwal M., and Monjezi M.** An ANN-based approach to predict blast-induced ground vibration of Gol-E-Gohar iron ore mine, Iran, *J. Rock Mech. Geotech. Eng.*, 2014, Vol. 6, No. 1. — P. 67–76.
35. **Negovanović M.** Model for the prediction of open pit ground shocks using the Monte Carlo simulation method and Fuzzy Logic, University of Belgrade, Faculty of Mining and Geology, Belgrade, 2015.
36. **Tiile R. N.** Artificial neural network approach to predict blast-induced ground vibration, airblast and rock fragmentation, Missouri University of Science and Technology, 2016.
37. **Ghasemi E., Kalhori H., and Bagherpour R.** A new hybrid ANFIS-PSO model for prediction of peak particle velocity due to bench blasting, *Eng. with Computers*, 2016, Vol. 32. — P. 607–614.
38. **Muhammad K. and Shah A.** Minimising backbreak at the Dewan cement limestone quarry using an artificial neural network, *Archives Min. Sci.*, 2017, Vol. 62, No. 4. — P. 795–806.
39. **Zhongya Z. and Xiaoguang J.** Prediction of peak velocity of blasting vibration based on artificial neural network optimized by dimensionality reduction of FA-MIV, *Mathem. Problems Eng.*, 2018, Vol. 7, No. 8.
40. **Arthur C. K., Temeng V. A., and Ziggah Y. Y.** Soft computing-based technique as a predictive tool to estimate blast-induced ground vibration, *J. Sustainable Min.*, 2019, Vol. 18, No. 4. — P. 287–296.
41. **Li G., Kumar D., Samui P., Nikafshan Rad H., Roy B., and Hasanipanah M.** Developing a new computational intelligence approach for approximating the blast-induced ground vibration, *Appl. Sci.*, 2020, Vol. 10, No. 2. — 434 p.
42. **Nguyen H., Bui X. N., Tran Q. H., Nguyen D. A., Hoa L. T. T., Le Q. T., and Giang L. T. H.** Predicting blast-induced ground vibration in open-pit mines using different nature-inspired optimization algorithms and deep neural network, *Natural Res. Res.*, 2021, Vol. 30, No. 6. — P. 4695–4717.
43. **Medvedev S. V.** Seismics of mountainous explosions, Moscow, Nedra, 1964. — P. 42–43.
44. **Reports** of performed blasting at the “Veliki Krivelj” open pit during 2018, 2019, 2020 and the first quarter of 2021.

*Поступила в редакцию 23/VI 2022*

*После доработки 11/III 2023*

*Принята к публикации 16/III 2023*