

ТЕХНОЛОГИЯ ДОБЫЧИ ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ

УДК 622.34; 622.36; 622.73

МОДЕЛЬ ВЫБОРА СПОСОБА ПОДЗЕМНОЙ РАЗРАБОТКИ МЕСТОРОЖДЕНИЙ ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ТЕОРИИ ИГР

М. Дж. Озюрт, А. Карадоган

*Стамбульский университет “Cerrahpasa”,
E-mail: meric.ozyurt@istanbul.edu.tr, г. Стамбул, Турция*

Рассмотрена возможность эффективного применения искусственных нейронных сетей и теории игр при выборе геотехнологии подземной разработки месторождений полезных ископаемых. Показано, что модели искусственных нейронных сетей позволяют оценить горно-геологические и технические факторы, влияющие на разработку месторождения и окружающую среду. Установлено, что разработанная модель на основе сочетания искусственных нейронных сетей с игрой “Ультиматум” обеспечивает оптимальный по безопасности и эффективности выбор способа подземной добычи минерального сырья. Полученные результаты свидетельствуют о целесообразности использования искусственных нейронных сетей и теории игр при обосновании способа и планировании горных работ.

Подземные горные работы, выбор, способ, геотехнология, искусственная нейронная сеть, теория игр, безопасность, эффективность

DOI: 10.15372/FTPRPI20200108

Месторождения полезных ископаемых относятся к невозобновляемым источникам сырья, поэтому их разработка должна сопровождаться полным и комплексным извлечением. Выбор безопасного и эффективного способа добычи на стадии планирования — важная задача, позволяющая минимизировать негативные последствия от разработки и материально-трудовые затраты. Критерии выбора и способы добычи рассматривались отдельно друг от друга, поэтому не было точных ответов на частные вопросы. В последнее время применяются методики экспертных систем и многокритериального принятия решений. Ошибки в экспертном мнении по данным системам повышают значимость методов, обеспечивающих решения на основе взаимоотношения “причина – следствие”.

Существующие методики выбора оптимального способа добычи требуют наличия всех необходимых критериев. Если один из них или несколько неизвестны, то данные методики не выдают правильное решение. Они ограничены, так как новые сведения о технологическом

развитии и исследовательской деятельности корректируют многие критерии выбора и связанные с ними способы добычи. Данные методики предлагают малоэффективные решения, не отвечающие современным требованиям. Эти проблемы рассматривают с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС). Последние представляют собой компьютерные программы, основанные на оптимизационном выборе (несмотря на недостаток информации) путем выявления взаимоотношения “причина–следствие”. Динамическое обучение искусственных нейронных сетей позволяет системе расширять базу данных новыми сведениями о технологическом развитии и исследовательской деятельности.

Многие научные работы посвящены применению искусственных нейронных сетей для решения некоторых проблем в горной отрасли. Оценены экономические последствия горной деятельности [1]. Смоделирована реакция системы опор на устойчивость и определен риск обрушения в выработанном пространстве [2–4]. Обнаружено изменение концентрации метана [5, 6]. Проанализированы взрывные работы и их влияние на окружающую среду [7–9]. Оптимизирована система вентиляции в условиях горной выработки [10].

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Искусственные нейронные сети разрабатываются с целью автоматической реализации воспроизведения, создания и выявления новой информации путем обучения подобно человеческому мозгу [11]. В настоящей работе для оценки выходного результата предлагается использовать алгоритм обратного распространения, где весовые значения и отклонения динамически обновляются для уменьшения среднеквадратичной ошибки (MSE).

На рис. 1 показан пример структуры базовой модели искусственных нейронных сетей, работающей на алгоритмах обратного распространения. Нейрон j в скрытом слое связан с числом входных значений $x_i = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$. Значения сети в скрытом слое равны

$$\text{Net}_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \theta_j,$$

где x_i , w_{ij} — входные и весовые значения; θ_j — отклонение нейрона (задается опционально); n — число входных значений. Выходные данные сети Y из скрытого слоя рассчитываются

по логарифмической сигмоидной функции $Y_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \theta_j j = f(\text{Net}_j) = 1 / [1 + e^{-(\text{Net}_j + \theta_j)}]$ [12].

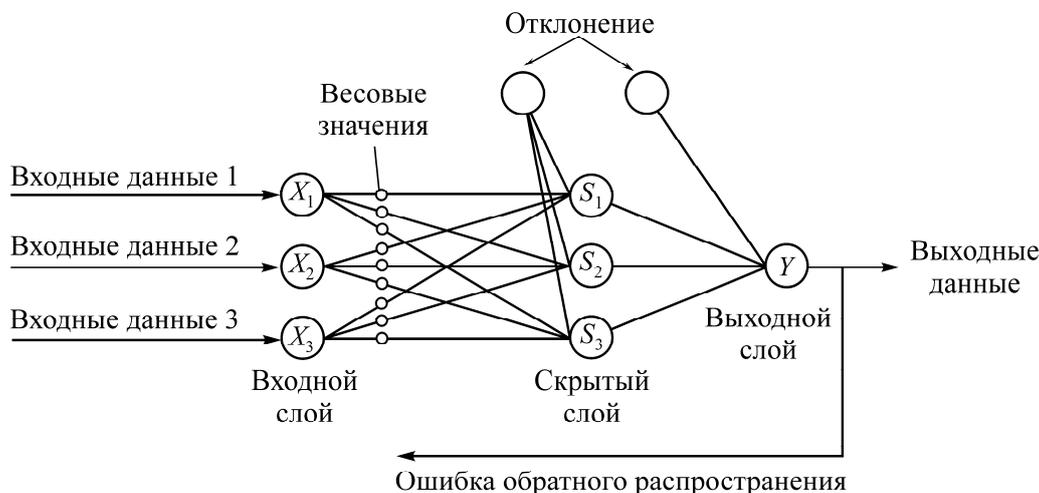


Рис. 1. Структура базовой модели искусственных нейронных сетей с обратным распространением

Цель обучения искусственных нейронных сетей — уменьшение погрешности путем корректировки весовых значений сети. Если оценить вектор N , полученный из выборки частных значений n всех переменных, и вектор обзора переменных Y , то среднеквадратическая ошибка выборки прогнозируемой переменной $MSE = 1 / N \sum_1^n (Y_i - Y_i')^2$, где Y_i — требуемое значение; Y_i' — выходные данные. Для быстрого и значительного сокращения MSE применяются алгоритмы обратного распространения (масштабируемый сопряженный градиент, алгоритмы Левенберга–Марквардта и байесовский) [13–17]. Байесовский алгоритм показывает корректные результаты при лучшей способности генерализации, а масштабируемый сопряженный коэффициент обеспечивает быстрое решение. Выделенные алгоритмы могут быть более эффективными при решении различных горнотехнических задач.

Программа “Ультиматум” — динамическая игра с детальной информацией, в которой моделируется разрешение противоречий, возникающих в процессе взаимодействия, т. е. компромисс между двумя игроками. Игроки могут соглашаться со множеством стратегических пар, а выходные данные непринятых пар равны нулю. Оба игрока заинтересованы в максимальной эффективности, поэтому соглашение считается взаимовыгодным, если один из игроков принимает предложение второго [18]. В противном случае соглашение не может быть достигнуто, игроки остаются на первоначальных условиях.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Разработанная модель искусственных нейронных сетей способна проводить технический анализ подземных горных процессов и операций. На ранних этапах получены сетевые структуры с разными нейронами в одном или более слоев, которые включают использование всех критериев выбора во входном слое и реализуемость в сфере механизации процессов, контроль за состоянием налегающей кровли, вентиляции и геотехнологий добычи. В результате обучения функция эффективности имела различные значения для каждого выхода, т. е. сеть успешно спрогнозировала одни выходные данные и неблагоприятно — другие. Разработаны многоуровневые модели искусственных нейронных сетей, направленные на разные объекты (табл. 1).

Для обучения модели искусственных нейронных сетей определять способы добычи, удовлетворяющие требованиям безопасности, необходимо применять выборки данных, которые отражают рассматриваемую проблему. Ввиду конфиденциальности исходных данных горнодобывающих предприятий принятая информация для модели по степени надежности и точности относится к условной. Если обучать модель на основе реальной информации с предприятий, то она будет предлагать решения, построенные на практическом опыте добычи, а не на научной литературе. Исходная информация с месторождения аналога не обеспечит полноту и надежность принятого решения, а лишь раскроет проблему в узком виде. Такая информация носит рекомендательный характер. Если ее использовать для обучения модели искусственных нейронных сетей, то она не будет учитывать маловероятные и ограниченные условия, так как предприятия ведут деятельность в соответствии с нормативно-правовой базой. Это показывает, что информация, взятая с предприятия для разработки модели, способной предложить высокоточное надежное решение для подземных работ, не может реализовываться самостоятельно. С помощью программы “syntax” подготовлены выборки, отражающие данную проблему [19]. Для демонстрации практического применения способов добычи для каждой выборки получена модель с помощью усовершенствованного подхода Озурта [19].

ТАБЛИЦА 1. Характеристическая информация всех моделей искусственных нейронных сетей

Модель	Тип ИНС	Входные данные	Выходные данные	Архитектура ИНС	Алгоритм обучения	Количество выборки	Эффективность обучения
1	Patternnet	Руда и основная порода	Риск окисления	11 входов, 30 нейронов в скрытом слое, выход	SCG	12 994	$5 \cdot 10^{-7}$ $R = 0.99$ $MSE = 0.01 \%$
2	Patternnet	Концентрация железа, угля, алюминия, магния, титановой и цинковой пыли, метана, водорода, монооксида углерода; температура	Риск взрыва пыли/газа	10 входов, 83 нейрона в скрытом слое, выход	SCG	193 686	0.00267 $R = 0.99$ $MSE = 0.7 \%$
3	Patternnet	Висячий блок – RMR; скорость подземного потока воды; эффект падения; риск взрыва пыли/газа	Возможность управления пластом обрушением	4 входа, 16 нейронов в скрытом слое, выход	SCG	7 692	$1.1 \cdot 10^{-4}$ $R = 0.99$ $MSE = 0.01$
4	Patternnet	Висячий блок – RMR; подошва; руда – RMR; риск окисления	Возможность управления пластом целиками	4 входа, 16 нейронов в скрытом слое, выход	SCG	7 692	$3.8 \cdot 10^{-7}$ $R = 0.99$ $MSE = 0.01$
5	Patternnet	Висячий блок – RMR; подошва – RMR; руда – RMR; руда – RQD; скорость подземного потока воды; толщина рудного пласта; направление плоскости отдельности	Возможность механизации	7 входов, 35 нейронов в скрытом слое, выход	SCG	10 166	0.0005 $R = 0.98$ $MSE = 0.7$
6	Fitnet	Руда; форма, толщина и уклон рудного пласта; глубина залегания; содержание; распределение содержаний; руда – RMR; подошва – RMR; руда – RSS; подошва – RSS; висячий блок – RSS; отделение породы от руды; скорость подземного потока воды; риски окисления, взрыва газа/пыли; эффект падения, экономическая ценность руды	Технические баллы методов добычи (табл. 2)	19 входов, 100 нейронов в скрытом слое, выход	BR	50 418	0.6460 $R = 0.99$ $MSE = 0.82$

Примечание. RQD — показатель устойчивости массива горных пород по данным кернового бурения (рейтинг по Диру); RMR — устойчивость массива горных пород в зависимости от фактора времени и пролета обнажения (рейтинг по Бенявскому); RSS — показатель прочности пород. Функция активации для моделей 1–6 — Tansig.

При исследовании соответствия выходных данных проблемы входным шестая проблема в табл. 5 решена аппроксимацией кривой, а другие вопросы — классификацией. В первом случае применялась сеть Fitnet с классификацией Patternnet. При нелинейных зависимостях между входными и выходными данными использовалась функция активации Tansig для обучения моделей искусственных нейронных сетей. Оптимальные результаты получены при обучении Fitnet по байесовскому алгоритму, Patternnet — по масштабируемому сопряженному градиенту [19]. В результате обучения сеть Fitnet определила технически возможные способы добычи для подземной разработки с высоким коэффициентом корреляции $R=0.99$ между выходными и требуемыми данными при низкой среднеквадратичной ошибке $MSE=0.82$ (рис. 1). Patternnet выполнила более точную оценку большинства выборок (98 %). На рис. 2 показана модель 6, результаты всех моделей сведены в табл. 1.

Для установления оптимального способа добычи на месторождении, удовлетворяющего требованиям экономической эффективности и безопасности ведения горных работ, а также определенного искусственными нейронными сетями, применялась теория игр, а именно игра “Ультиматум”, в которой моделируется компромисс между выделенными выше условиями. По правилам игры все игроки должны: выбрать один и тот же метод; прийти к взаимовыгодному соглашению.

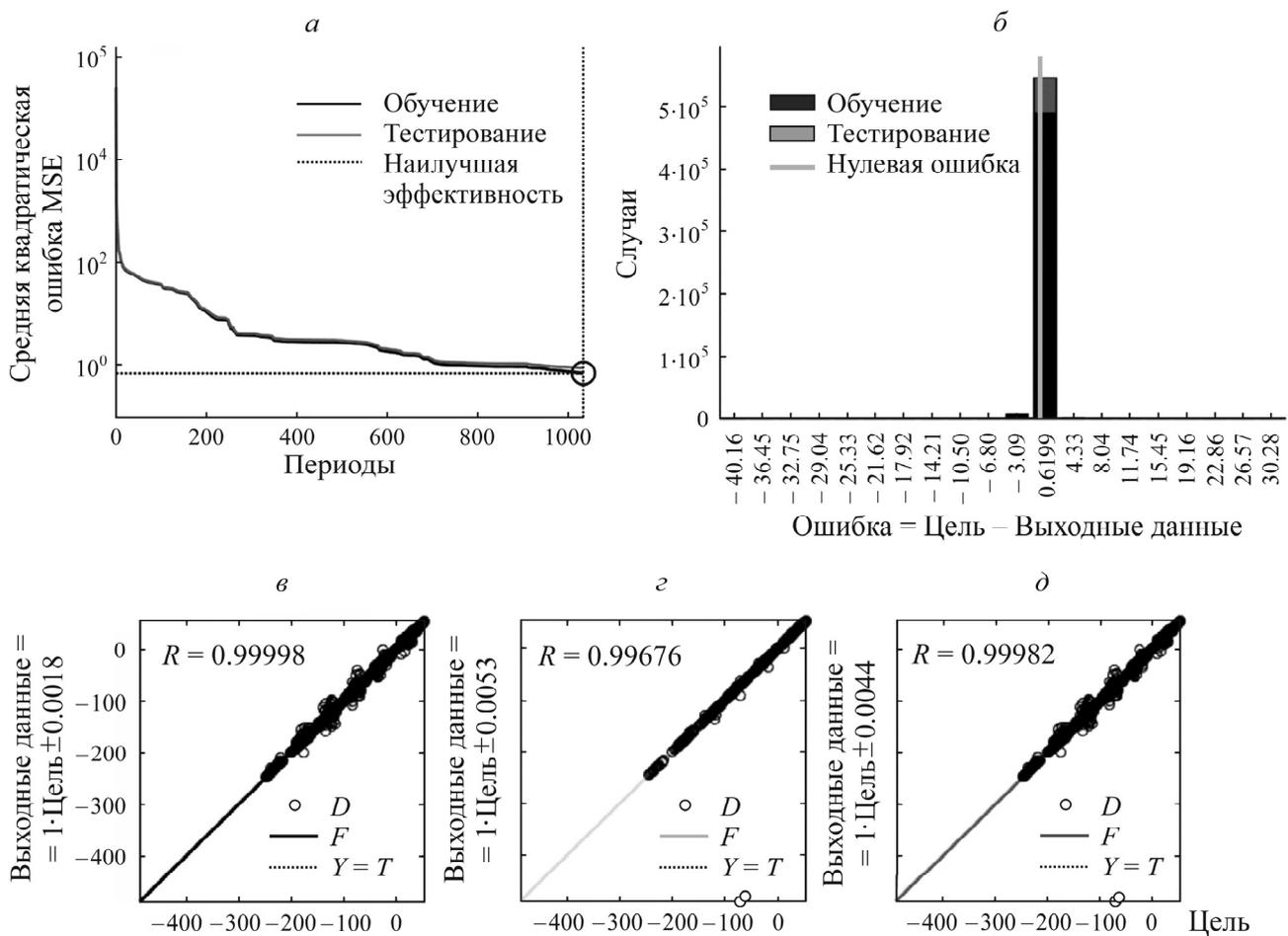


Рис. 2. Результаты обучения модели искусственных нейронных сетей 6. Наилучшая эффективность обучения составила 0.64628 при периоде 1034 (а), гистограмма ошибок (б), обучение (в), тестирование (г), в совокупности (д): D — полученное значение; F — аппроксимированное значение

В качестве игроков могут выступать люди, институты, предприятия и способы (геотехнологии) добычи. Если игроки — способы добычи, то стратегиями выступают критерии выбора. Например, технология блокового обрушения превосходит другие по интенсивности отработки и материально-трудовым затратам, что относит последние к ключевым стратегиям. Аналогичным примером являются потери руды при системе разработки слоевого обрушения. В такой игре критерии выбора не оптимизированы, многими из них пренебрегают, так как ключевые стратегии отличаются друг от друга. В игре, где рассматриваются все критерии выбора, игроками должны выступать люди, институты и предприятия, а стратегиями — способы добычи.

В настоящей работе первым игроком назначено государство или местное население U_1 , вторым — компания-подрядчик U_2 (разработчик месторождения). Цель государства или населения — выбор посредством научного обоснования безопасного способа разработки месторождения полезного ископаемого с учетом минимального негативного влияния на окружающую среду, цель подрядчика — добыча минерального сырья с максимальной производительностью и наименьшими затратами. В итоге оба игрока заинтересованы в компромиссе, так как горная деятельность взаимовыгодна: государство получает налоги, население обеспечивается рабочими местами, подрядчик — прибылью.

Для каждой пары стратегий в матрице выигрышей рассчитываются выходные данные. Игрок U_1 заинтересован в выборе наиболее практического способа добычи из технически возможных. Приоритет — соблюдение безопасности ведения горных работ и сведение к минимуму экологического вреда. Выгода для него имеет следующий вид:

T = Выходные значения искусственных нейронных сетей модели 6,

т. е. количество баллов способа добычи по техническому аспекту T будет выходными данными модели искусственных нейронных сетей 6, обеспечивающей выгоду для игрока U_1 . Так как второй игрок U_2 стремится добывать полезное ископаемое с минимальными материально-трудовыми затратами, достигая максимума производительности, выгодой для него будет количество баллов по экономическому аспекту F . Он включает в себя критерии соответствия экономическим факторам, механизацию процессов, вентиляцию, трудозатраты и гибкость на практике:

$$F = \sum_{i=1}^{12} I_i p_i,$$

p — количество баллов критерия выбора метода; I_i — весовые значения критерия выбора (изменяются согласно значимости на предприятии).

Для выявления весовых значений мнений при различных условиях проведена консультация с 59 экспертами по подземной разработке месторождений. Последние выстраивались так, чтобы сумма весового значения критерия равнялась 58, это соответствует наибольшему выходному значению модели искусственных нейронных сетей 6. Таким образом достигается компромисс между безопасностью ведения горных работ и экономической эффективностью. В табл. 2 приведено среднеарифметическое значение мнений 59 экспертов и определена выгода для предприятия, которую обеспечит каждый способ добычи при различных условиях.

ТАБЛИЦА 2. Выгода способа добычи для предприятия, баллы

Способ добычи	Возможность механизации			
	Благоприятная		Неблагоприятная	
	риск	безопасность	риск	безопасность
Разработка сплошным забоем	34.71	32.90	31.93	30.18
Разработка диагональным забоем	21.96	20.32	21.12	19.38
Разработка системой с магазинированием	25.26	24.60	28.28	27.26
Слоевая разработка с закладкой	25.19	25.53	24.73	25.16
Слоевое обрушение	19.91	20.36	22.29	22.56
Подэтажное обрушение	29.82	28.55	29.92	28.50
Камерная разработка	32.94	34.22	33.41	34.78
Камерно-столбовая разработка	31.76	32.89	32.09	33.31
Разработка подэтажными штреками	33.67	32.63	34.22	33.03
Разработка блоковым обрушением	38.79	35.60	39.96	36.31
Выемка с креплением станковой крепью	19.60	20.85	21.94	23.11

ТАБЛИЦА 3. Матрица выигрышей

		Компания-подрядчик U_2										
		Разработка сплошным забоем	Разработка диагональным забоем	Разработка системой с магазинированием	Слоевая разработка с закладкой	Слоевое обрушение	Подэтажное обрушение	Камерная разработка	Камерно-столбовая разработка	Разработка подэтажными штреками	Разработка блоковым обрушением	Выемка с креплением станковой крепью
Государство и население U_1	Разработка сплошным забоем	T_{lm}, F_u	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Разработка диагональным забоем	0.0	T_{dl}, F_{dl}	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Разработка системой с магазинированием	0.0	0.0	T_{ss}, F_{ss}	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Слоевая разработка с закладкой	0.0	0.0	0.0	T_{cf}, F_{cf}	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Слоевое обрушение	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{ts}, F_{ts}	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Подэтажное обрушение	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{slc}, F_{slc}	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
	Камерная разработка	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{or}, F_{or}	0.0	0.0	0.0	0.0
	Камерно-столбовая разработка	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{rp}, F_{rp}	0.0	0.0	0.0
	Разработка подэтажными штреками	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{sls}, F_{sls}	0.0	0.0
	Разработка блоковым обрушением	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{bc}, F_{bc}	0.0
	Выемка с креплением станковой крепью	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	T_{sss}, F_{sss}

Матрица выигрышей отражена в табл. 3. При любых условиях, где присутствуют разные способы в парах стратегий, выходные значения для игроков равны нулю. Оба игрока должны принять единое решение и отстраняются от выбора стратегии, обеспечивающей наименьшую выгоду, поэтому такие стратегии исключаются. Пара стратегий с наибольшей общей эффективностью среди остальных — оптимальный способ добычи [19].

С помощью языка программирования “syntax” разработана новая модель выбора способа подземной добычи путем сочетания результатов, полученных с помощью искусственных нейронных сетей и выбора оптимального варианта разработки месторождения игрой “Ультиматум”. Данная модель определяет способ добычи, оценивая все критерии, применяемые при его выборе, анализирует множество аспектов, связанных с безопасностью, устойчивостью, механизацией, вентиляцией, и осуществляет выбор оптимального способа разработки месторождения. На рис. 3 представлен алгоритм этой модели, протестированной с помощью 12 объектов, из которых 10 основаны на научных исследованиях, а 2 предоставлены предприятиями (табл. 4). В рамках тестирования принято, что извлекаемая ценность для руд средняя, для угля — низкая, при обогащении — высокая.

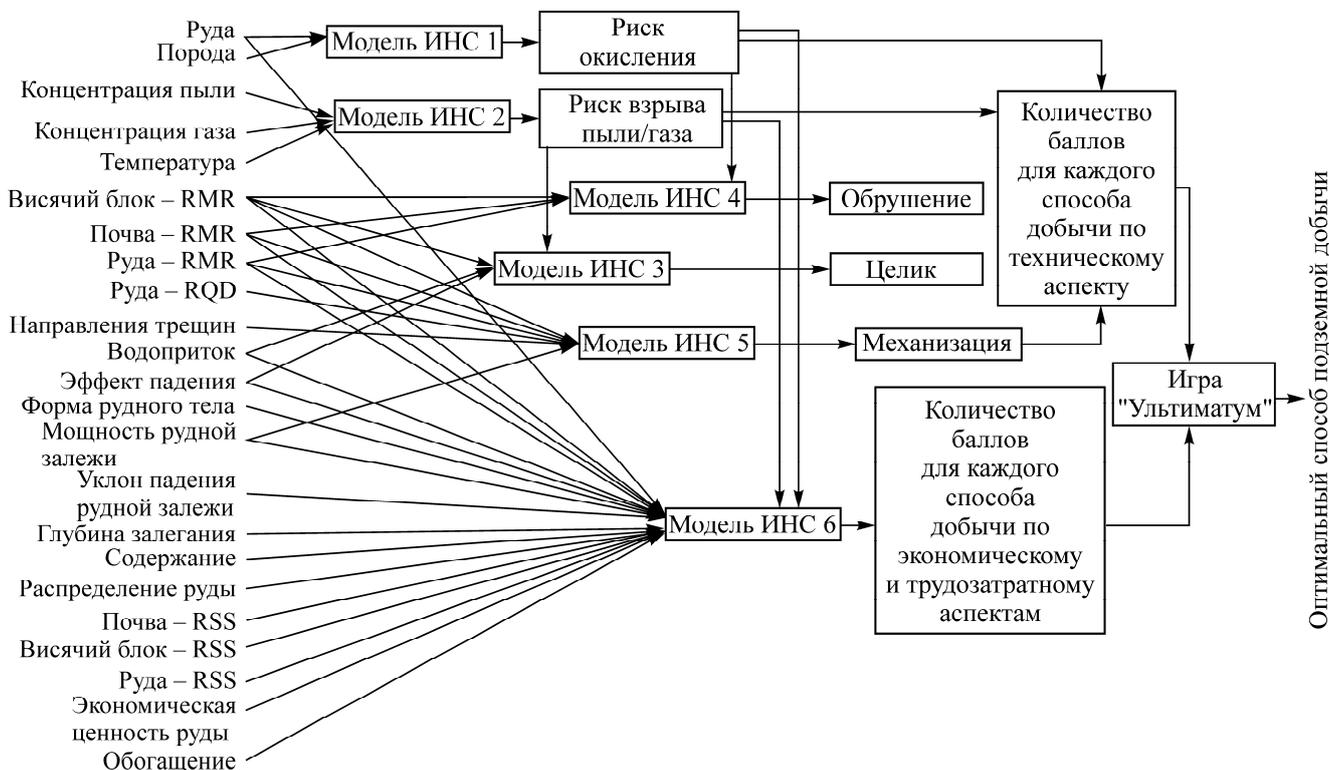


Рис. 3. Алгоритм разработанной модели выбора способа подземной добычи

Тестирование показало, что модель выдает корректные результаты. Объекты испытаний и рекомендованные способы добычи по фактору безопасности и экономической эффективности представлены в табл. 5. При сравнении рекомендованных способов и применяемых с выходными данными разработанной модели выявлено, что во всех объектах, кроме разработанной на основе [24], они оказались среди геотехнологий добычи, соответствующих требованиям безопасности и полученных искусственными нейронными сетями.

ТАБЛИЦА 4. Технические свойства тестируемых выборок

Источник	Руда	Форма рудного пласта	Толщина рудного пласта, м	Уклон рудного пласта, град	Средняя глубина залегания, м	Содержание	Распределение содержаний	Эффект падения
[20]	Железо	Неправильная	1.5	80	80	Среднее	Равномерное	Отсутствует
[21]	Металл	Пластовая	5.0	65	400	Среднее	Неравномерное	Отсутствует
[22]	Металл	Массивная	40.0	40	300	Высокое	Равномерное	Отсутствует
[23]	Уголь	Пластовая	2.3	5	55	Высокое	Равномерное	Присутствует
[24]	Металл	Массивная	50.0	68	200	Среднее	Градационное	Отсутствует
[25]	Металл	Пластовая	15.0	57	380	Среднее	Неравномерное	Отсутствует
[26]	Хром	Пластовая	6.0	60	100	Среднее	Равномерное	Отсутствует
[27]	Железо	Массивная	55.0	22	395	Среднее	Градационное	Отсутствует
[28]	Уголь	Пластовая	1.5	16	600	Среднее	Равномерное	Отсутствует
[29]	Боксит	Пластовая	1.0	70	100	Среднее	Градационное	Отсутствует
[30]	Железо	Массивная	35.0	70	63	Высокое	Градационное	Отсутствует
[31]	Медь	Массивная	20.0	60	500	Высокое	Градационное	Присутствует
	Висячий блок RMR	Висячий блок RSS	Подошва RMR	Подошва RSS	Руда RMR	Руда RSS	Подземный водоприток за последний год	Экономическая ценность
[20]	Средний	Высокий	Средний	Высокий	Низкий	Средний	Отсутствует	Высокая
[21]	Высокий	Высокий	Высокий	Высокий	Высокий	Высокий	Отсутствует	Высокая
[22]	Низкий	Средний	Низкий	Средний	Низкий	Средний	Отсутствует	Высокая
[23]	Средний	Низкий	Средний	Низкий	Средний	Низкий	10–20	Низкая
[24]	Средний	Высокий	Средний	Высокий	Средний	Высокий	Отсутствует	Высокая
[25]	Низкий	Низкий	Низкий	Низкий	Средний	Средний	Отсутствует	Высокая
[26]	Высокий	Низкий	Высокий	Очень низкий	Средний	Низкий	Отсутствует	Высокая
[27]	Низкий	Низкий	Низкий	Средний	Низкий	Низкий	Отсутствует	Высокая
[28]	Низкий	Низкий	Низкий	Очень низкий	Низкий	Очень низкий	Отсутствует	Низкая
[29]	Средний	Очень низкий	Высокий	Очень низкий	Средний	Очень низкий	Отсутствует	Высокая
[30]	Низкий	Высокий	Низкий	Высокий	Средний	Высокий	1060	Высокая
[31]	Низкий	Очень низкий	Средний	Очень низкий	Средний	Очень низкий	40	Высокая

В [13] система разработки с магазинированием руды предлагалась в качестве примера, но она оказалась неэффективной по техническим возможностям. На основе [32] получены разные баллы в зависимости от мощности залежи [13]. Оценены физико-механические свойства пород месторождения [24]. При сравнительном анализе результатов выявлено, что модель выдает корректные данные.

В [32] предложена “камерно-столбовая система разработки с закладкой” и не включена технология сплошным забоем как альтернативный вариант ввиду возможного наличия неустойчивых зон массива пород. Закладку следует использовать совместно с целиками для удержания висячего блока из-за низких прочностных характеристик массива. Аналогично данная модель не рассматривает систему разработки сплошным забоем как альтернативу. Она показывает, что камерно-столбовая выемка — наиболее целесообразный вариант отработки месторождения. Низкий технический балл камерно-столбовой системы разработки означает, что необходимо применять сочетание технологий для обеспечения безопасности ведения горных работ в условиях неустойчивого висячего блока.

ТАБЛИЦА 5. Результаты разработанной модели на основе искусственных нейронных сетей и теории игр

Тестируемая выборка				Выбор способа подземной добычи минерального сырья				
Источник	Руда	Ограничивающий фактор	Предлагаемая система разработки	Вентиляция	Управление кровлей	Механизация	Наиболее безопасная система разработки	Оптимальная/ альтернативная система разработки
				Выход моделей ИНС 1 и 2	Выход моделей ИНС 3 и 4	Выход модели ИНС 5	Выход ИНС 6	Результат игры “Ультиматум”
[20]	Железо	DGE и O	Слоевая с закладкой	Взрыв пыли/газа (+) Окисление (+)	Обрушение (?) Целик (-)	Эффективная	Слоевая с закладкой (31) Подэтажными штреками (23)	Слоевая с закладкой (59) Подэтажными штреками (57)
[21]	Металл	—	Подэтажное обрушение. Слоевая с закладкой	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	С магазинированием (39) Слоевая с закладкой (34) Камерная (31) Подэтажными штреками (29)	С магазинированием (64) Подэтажными штреками (63)
[22]	Металл	—	Блоковое обрушение. Подэтажное обрушение	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	Слоевая с закладкой (32) Подэтажное обрушение (30) Блоковое обрушение (30) Подэтажными штреками (29)	Блоковое обрушение (71) Подэтажными штреками (64)
[23]	Уголь	DGE, O и S	Камерно-столбовая с заполнением	Взрыв пыли/газа (+) Окисление (+)	Обрушение (-) Целик (-)	Эффективная	Камерно-столбовая (21)	Камерно-столбовая (53)
[24]	Металл	—	Подэтажное обрушение. С магазинированием	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	Подэтажными штреками (41) Подэтажное обрушение (30) Слоевая с закладкой (27) Блоковое обрушение (25)	Подэтажными штреками (75) Блоковое обрушение (65)
[25]	Металл	—	Слоевая с закладкой. Подэтажное обрушение. Подэтажными штреками	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	Слоевая с закладкой (40) Подэтажное обрушение (32) Подэтажными штреками (30) Блоковое обрушение (25)	Слоевая с закладкой (68) Блоковое обрушение (65)

Продолжение табл. 5

[26]	Хром	—	Подэтажное обрушение. С магазинированием. Слоевая с закладкой	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	С магазинированием (31) Слоевая с закладкой (31) Подэтажными штреками (27) Подэтажное обрушение (26)	Подэтажными штреками (61) С магазинированием (56)
[27]	Железо	DGE и O	Блоковое обрушение	Взрыв пыли/газа (+) Окисление (+)	Обрушение (?) Целик (-)	Эффективная	Блоковое обрушение (35) Подэтажное обрушение (31) Слоевая с закладкой (29) Подэтажными штреками (24)	Блоковое обрушение (75) Подэтажное обрушение (61)
[28]	Уголь	DGE и O	Сплошным забоем	Взрыв пыли/газа (+) Окисление (+)	Обрушение (?) Целик (-)	Эффективная	Сплошной забой (46) Камерно-столбовая (20)	Сплошной забой (78) Камерно-столбовая (52)
[29]	Боксит	—	Слоевая с закладкой	Взрыв пыли/газа (-) Окисление (-)	Обрушение (+) Целик (+)	Эффективная	Слоевая с закладкой (29) С магазинированием (25) Выемка с креплением станковой крепью (25) Слоевое обрушение (20)	Слоевая с закладкой (54) Подэтажными штреками (50)
[30]	Железо	DGE, O и UW	Подэтажными штреками с заполнением	Взрыв пыли/газа (?) Окисление (+)	Обрушение (-) Целик (-)	Эффективная	Подэтажными штреками (35) Слоевая с закладкой (29)	Подэтажными штреками (69) Слоевая с закладкой (57)
[31]	Медь	O и UW	Подэтажными штреками с заполнением	Взрыв пыли/газа (?) Окисление (-)	Обрушение (-) Целик (-)	Эффективная	Слоевая с закладкой (29) Подэтажными штреками (25)	Подэтажными штреками (59) Слоевая с закладкой (54)

Примечание. DGE — взрыв пыли/газа; O — окисление; S — эффект падения; UW — подземные воды

ВЫВОДЫ

На основе искусственных нейронных сетей и теории игр разработана модель выбора геотехнологии подземной добычи. Важные аспекты модели — подбор решения и оценка всех критериев выбора. При тестировании модели на 12 объектах установлено, что результаты соответствуют рекомендованным способам добычи. Созданная модель применима и универсальна как с научной точки зрения, так и с производственной, что делает ее эффективным инструментом для оптимального выбора способа подземной добычи. Отличительная черта модели — способность прогнозировать в условиях недостаточного объема исходной информации. Ее можно использовать для получения надежных результатов в различных условиях месторождений при подземной разработке.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Adeli H. and Wu M.** Regularization neural network for construction cost estimation, *J. Construction Eng. and Managem.*, 1988, Vol. 124, No. 1. — P. 18–24.
2. **Leu S., Chen C., and Chang S.** Data mining for tunnel support stability: neural network approach, *J. Automation in Construction*, 2001, Vol. 10, No. 4. — P. 429–411.
3. **Ambrozic T. and Turk G.** Prediction of subsidence due to underground mining, *J. Computers and Geosciences*, 2003, Vol. 29, No. 5. — P. 627–637.
4. **Lee S., Park I., and Choi J. K.** Spatial prediction of ground subsidence susceptibility using an artificial neural network, *Environ Manage*, 2012, Vol. 49, No. 2. — P. 347–358.
5. **Hu D. H.** Analysis on coal mine safety accident causes and forewarning management research, Beijing: China University of Geosciences, 2010.
6. **Liu Q. L. and Li X. C.** Modeling and evaluation of the safety control capability of coal mine based on system safety, *J. Cleaner Production*, 2014, Vol. 84. — P. 797–802.
7. **Khandelwal M. and Singh T. N.** Prediction of blast induced ground vibrations and frequency in opencast mine: a neural network approach, *J. Sound Vib*, 2006, Vol. 289, No. 4–5. — P. 711–725.
8. **Singh T. N., Dontha L. K., and Bharadwaj V.** A study into blast vibration and frequency using ANFIS and MVRA, *Min. Techn. (TIMM A)*, UK, 2008, Vol. 117, No. 3. — P. 116–121.
9. **Mohammad M. T.** Artificial neural network for prediction and control of blasting vibration in Assiut (Egypt) limestone quarry, *J. Rock Mech. and Min. Sci.*, 2009, Vol. 46. — P. 426–431.
10. **Cheng L., Yang Y., and Xiong Y.** Study of mine ventilation system assessment based on artificial neural network, *China Safety Sci. J.*, 2005.
11. **Oztemel E.** Artificial neural networks, Papatya, Yayincilik, 2016. — 230 p.
12. **Bakhshandeh Amnieh H., Siamaki A., and Soltani S.** Design of blasting pattern in proportion to the peak particle velocity (PPV): artificial neural networks approach, *J. Safety Sci.*, 2012, Vol. 50, Issue 9. — P. 1913–1916.
13. **Wang W., Gelder P., and Vrijling J. K.** Comparing Bayesian regularization and cross-validated early stopping for streamflow forecasting with ANN models, *Proc. of the 2nd Int. Symp. on Methodology in Hydrology Held in Nanjing, China, IAHS Publ.*, 2007, Vol. 311. — P. 216–221.
14. **Kisi O. and Uncuoglu E.** Comparison of three backpropagation training algorithms for two case studies, *Indian J. Eng. and Mater. Sci.*, 2005, Vol. 12. — P. 434–442.
15. **Payal A., Rai C. S., and Reddy B. V. R.** Comparative analysis of Bayesian regularization and Levenberg–Marquardt training algorithm for localization in wireless sensor network, the 15th Int. Conf. on Advanced Communications Technology, ICACT-2013, 2013. — P. 191–194.
16. **Kayri M.** Predictive abilities of Bayesian regularization and Levenberg–Marquardt algorithms in artificial neural networks: a comparative empirical study on social data, *J. Mathem. and Computat. Appl.*, 2016, Vol. 21, No. 2. — P. 1–11.
17. **Baghirli B.** Comparison of Lavenberg–Marquardt, scaled conjugate gradient and Bayes regularization backpropagation algorithms for multistep ahead wind speed forecasting using multilayer perceptron feedforward neural network, Thesis, Ippsala University Department of Earth Sci., Campus Gotland, 2015.
18. **Yilmaz E.** Game theory, *Literatur Yayinlari*, Istanbul, 2016. — 411 p.
19. **Ozyurt M. C.** The Investigation of using artificial neural networks and game theory on underground mining method selection, Phd Thesis, Institute of Sciences, Istanbul University, 2018.
20. **Alpay S. and Yavuz M.** A decision support system for underground mining method selection, *New Trends in Applied Artificial Intelligence*, 2007. — P. 334–343.

21. **Guray C., Celebi N., Atalay V., and Gunhan A.** Ore-age: a hybrid system for assisting and teaching mining method selection, Middle East Technical University, Turkey, 2003.
22. **Azadeh A., Osanloo M., and Ataei M.** A new approach to mining method selection based on modifying the Nicholas technique, *J. Appl. Soft Computing*, 2010, Vol. 10. — P. 1040–1061.
23. **Karadogan A., Kahrیمان A., and Ozer U.** Application of fuzzy set theory in the selection of underground mining method, *J. of the South African Institute of Min. and Metal.*, 2008, Vol. 108, No. 2. — P. 73–79.
24. **Kose K. and Tatar C.** Underground mining methods, Publications of Dokuz Eylul University Faculty of Eng., Izmir, 2011, No. 014.
25. **Miller L., Pakalnis R., and Poulin R.** UBC mining method selection, *Int. Symp. on Mine Planning and Equipment Selection*, Balkema, Rotterdam, 1995. — P. 163–168.
26. **Kahrیمان A.** Selection of optimal underground mining method for Kayseri pinarbasi-pulpinar chrome Ore, Middle East Technical University, Turkey, 2000.
27. **Bitarafan M. and Ataei M.** Mining method selection by multiple criteria decision making tool, *J. of the South African Institute of Min. and Metal.*, 2004. — P. 493–498.
28. **Gélvez J. I. R., Aldana F. A. C., and Sepúlveda G. F.** Mining method selection methodology by multiple criteria decision analysis — case study in Colombian coal mining, *Int. Symp. of the Analytic Hierarchy Process*, Washington D. C., USA, 2014.
29. **Samimi Namin F., Shahriar K., Bascetin A., and Ghodsy Poor S.** Practical applications from decision-making techniques for selection of suitable mining method in Iran, *Gospodarku Surowcami Mineralnymi*, 2009. — P. 57–77.
30. **Anon**, an underground iron mine in progress in Turkey, 2018.
31. **Anon**, an underground copper mine in progress in Turkey, 2018.
32. **Nicholas D. E.** Method selection — a numerical approach, *Design and Operation of Caving and Sublevel Stopping Mines*, 1981. — P. 39–51.

*Поступила в редакцию 04/XII 2018
После доработки 02/VIII 2019
Принята к публикации 04/II 2020*