

УДК 622.271.1, 622.271.6

ОЦЕНКА ПЕРСПЕКТИВ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИИ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОТБОЙКИ ПОРОД ГИДРОМОНИТОРОМ ПРИ НАЛИЧИИ В ЕГО СТРУЕ ТОНКОДИСПЕРСНЫХ ЧАСТИЦ

Шкаруба Наталья Александровна¹,
NShkaruba@sfu-kras.ru

Набижанов Жасурбек Ильхомович¹,
nabyjohny@gmail.com

Косолапов Александр Иннокентьевич¹,
AKosolapov@sfu-kras.ru

Кирсанов Александр Константинович¹,
AKirsanov@sfu-kras.ru

Тешаев Умарджон Риёзидинович²,
Umar.teshaev@mail.ru

¹ Сибирский федеральный университет,
Россия, 660041, г. Красноярск, пр. Свободный, 79.

² Таджикский технический университет имени академика М.С. Осими,
Республика Таджикистан, 734042, г. Душанбе, пр. академиков Раджабовых, 10.

Актуальность. Гидромониторы нашли широкое применение при разработке россыпных месторождений в технологических схемах с обратным водоснабжением. В настоящее время в отработку вовлекают месторождения с более сложными горно-геологическими условиями залегания. Для россыпей это, прежде всего, весьма значительное содержание глины во вмещающих породах и песках. Гидравлический способ разработки месторождений, в частности гидромониторная отбойка пород, подразумевает обратное водоснабжение, когда технологическую воду забирают из специальных прудов-отстойников. Однако высокое содержание глины в размываемых породах, тонкодисперсные частицы которой имеют весьма длительный период осаждения в воде отстойника, значительно усложняет применение этой технологии. Известны решения для отработки месторождений в подобных условиях с управляемым содержанием тонкодисперсных грунтовых частиц в напорной воде гидромонитора, где расчет параметров отбойки пород гидромонитором предложено производить при помощи разработанной математической модели. Дальнейшее развитие предложенных решений возможно за счет внедрения в технологический процесс элементов автоматизации, в частности искусственных нейронных сетей.

Цель: оценить перспективы применения технологии искусственного интеллекта для отбойки пород гидромонитором при наличии в его струе тонкодисперсных частиц.

Методы: внедрение технологий искусственного интеллекта на основе искусственных нейронных сетей в технологический процесс разработки россыпных месторождений с содержанием глины во вмещающих породах и песках.

Результаты. Выполнена оценка перспектив применения технологии искусственного интеллекта для управления процессом отбойки с использованием многослойной нейронной сети.

Выводы. Предложенная технология позволяет оперативно управлять производительностью отбойки пород гидромонитором, регулировать расход электроэнергии, а также улучшить качество гравитационного обогащения полезного ископаемого за счет подачи на шлюзы воды с допустимым содержанием тонкодисперсных частиц, что в итоге ведет к сокращению потерь полезного ископаемого и уменьшению себестоимости процесса отбойки пород гидромонитором и всей технологии в целом, а также к улучшению показателей извлечения полезного компонента.

Ключевые слова:

месторождение, гидромонитор, гидромониторная отбойка, глинистый массив, тонкодисперсные грунтовые частицы, производительность отбойки, технологические решения, методика, искусственный интеллект, искусственные нейронные сети.

Введение

Значительная часть россыпных месторождений золота в России расположена в Красноярском крае. Большинство из них отработывают средствами гидромеханизации, в частности, с применением гидромониторной отбойки.

Однако общеизвестное повсеместное истощение месторождений с благоприятными горно-геологическими условиями приводит к тому, что в отработку вовлекают россыпи со сложными условиями залегания, в

частности, с большим содержанием глины во вмещающих породах и песках.

В таких условиях в отстойниках, а следовательно, и в напорной воде гидромонитора неизбежно накапливаются взвешенные тонкодисперсные частицы глины. Их содержание в значительной мере влияет на реологические свойства воды и силу удара струи отбойки [1], а также на необходимый объем воды в отстойнике обратного водоснабжения и, как следствие, на количество горно-капитальных работ [2].

Известны исследования [2], на основе которых предложены решения по отбойке пород с управляемым содержанием тонкодисперсных грунтовых частиц в напорной воде гидромонитора, где изменение производительности отбойки пород (которое принимают прямо пропорциональным изменению силы удара струи гидромонитора о забой) предложено определять и прогнозировать исходя из содержания тонкодисперсных грунтовых частиц в воде пруда-отстойника в течение рабочего сезона путем проведения периодических замеров или данных, полученных ранее.

Влияние содержания тонкодисперсных грунтовых частиц и других факторов, таких как: диаметр насадки, напор на насадке и расстояние установки гидромонитора, на силу удара гидромониторной струи о забой можно представить в виде функции $P=f(\rho; L; H_0; d_n)$. Для прогнозирования ее значения предложено использовать следующую эмпирическую формулу [1, 2]:

$$P = A\rho + \frac{L}{10} \cdot 100^{-3} \left(B \frac{H_0^2}{100} + C \frac{H_0}{10} + D \right) + E + F, \quad (1)$$

где P – сила удара гидромониторной струи о забой; ρ – плотность воды, зависящая от содержания взвешенных частиц; L – расстояние от насадки гидромонитора до забоя; H_0 – напор воды; A, B, C, D, E, F – значения эмпирических коэффициентов модели (2), (3).

Для расчета коэффициентов математической модели по результатам лабораторных и промышленных экспериментов получены формулы:

$$A, B, C, D, E = a \frac{d_n^2}{100} + b \frac{d_n}{10} + c, \quad (2)$$

$$F = \frac{H_0}{10} \left(0,23 \frac{d_n}{10} - 0,81 \right), \quad (3)$$

где d_n – диаметр насадки гидромонитора; a, b, c – эмпирические коэффициенты.

Эмпирические коэффициенты уравнения (2) представлены в таблице.

Таблица. Эмпирические коэффициенты

Table. Empirical coefficients

Параметр модели (2) Model parameters (2)	a	b	c
A	-0,36	5,31	-7,63
B	-1,79	22,46	-66,16
C	54,7	-687,4	2025
D	-414,3	525,5	15860
E	0,45	-6,25	10,62

При использовании описанного подхода для текущего момента времени точное содержание тонкодисперсных грунтовых частиц в напорной воде гидромонитора не известно, а параметры отбойки принимают усредненными.

Выбор типа нейронной сети

В настоящее время наметилась заметная тенденция внедрения технологий искусственного интеллекта (ИИ) в различных отраслях промышленности. Одной из основных технологий ИИ являются нейронные сети, которые имеют множество различных видов и продолжают разрабатываться ведущими учеными и инженерами Российской Федерации и других стран. Также увеличивается количество вариантов реализации сетей.

При внедрении искусственных нейронных сетей в процесс необходимо выбрать такую, которая максимально подходит для решения поставленной задачи, так как разные нейронные сети обладают различными качествами.

На текущий момент для выбора существует три вида нейронных сетей: однослойный перцептрон, сверточные сети и многослойные сети.

Для реализации выбора нейронной сети в рассматриваемых условиях технологии добычи полезных ископаемых отметим основные характеристики этих сетей.

Однослойный перцептрон. Данная сеть способна решать простые задачи. Искусственный нейрон (базовый процессорный элемент) является основой любой искусственной нейронной сети (рис. 1) [3].

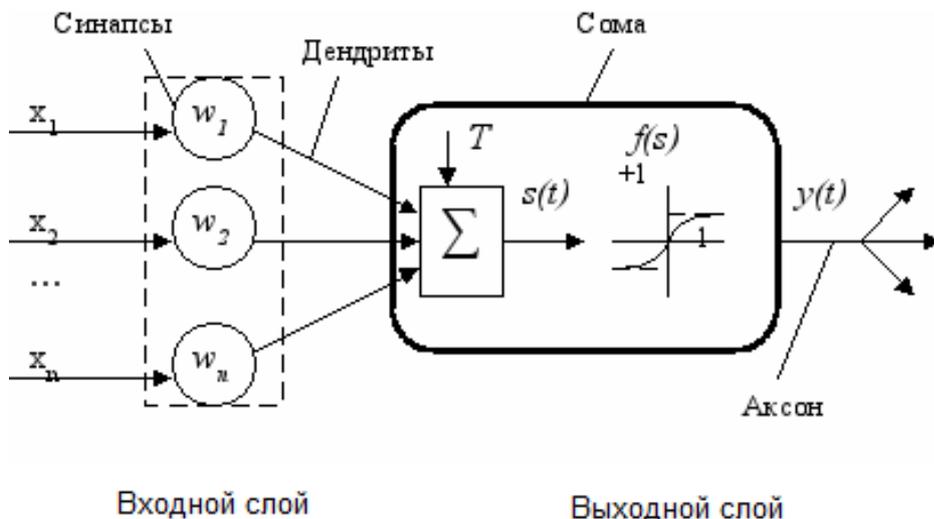


Рис. 1. Схема искусственного нейрона

Fig. 1. Scheme of an artificial neuron

Сверточные нейронные сети (рис. 2). Это сети, которые показали наилучшие результаты в распознавании изображений, речи, образов, видеонализа и т. д. Преимуществом сверточных сетей является их

свойства инвариантности [4, 5]. Однако для рассматриваемых условий они не подходят, так как не применяются для решения задач нейросетевого управления.



Рис. 2. Схема сверточной сети

Fig. 2. Convolutional network diagram

Многослойные нейронные сети. Способны решать более сложные задачи в отличие от однослойного персептрона за счет наличия скрытого или скрытых слоев. Для обновления значений весов используются методы, основанные на алгоритме обратного распространения ошибки. Многослойные нейронные сети применяют для решения задач классификации, аппроксимации функций, прогнозирования временных рядов, а также в системах автоматического управления [6, 7].

Нейроны представляют собой относительно простые, однотипные элементы, имитирующие работу нейронов мозга. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием, возбужден или заторможен, по аналогии с нервными клетками головного мозга [3].

Искусственный нейрон, так же как и его естественный прототип, имеет группу синапсов – входов, которые соединены с выходами других нейронов, а также аксон – выходную связь данного нейрона, откуда сигнал возбуждения или торможения поступает на синапсы других нейронов [8].

Исходя из перечисленных характеристик нейронных сетей для управления процессом отбойки пород гидромонитором рекомендуется использовать многослойные нейронные сети.

Интеграция искусственного интеллекта с технологией отбойки пород гидромонитором

С учетом этого описанную выше технологию [2] возможно дополнить применением ИИ, реализованного в виде искусственной нейронной сети. Это позволит устранить или минимизировать человеческий фактор в процессе замеров и автоматизировать процесс за счет машинного сбора данных и дальнейшей их обработки с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС) [9].

Предлагаемая технологическая схема применима на добычных и вскрышных работах, а также для размыва пород в разрушенном состоянии, например, при размыве на гидровашгерде.

Работу ИНС предполагается осуществлять на базе математической модели (1) [1, 2], где изменяемыми параметрами являются d_n , ρ , H_0 и L , которые поступают на вход сети, а выходом является сила удара

гидромониторной струи о забой P . Данные о параметрах гидромониторной установки в ИНС поступают следующим образом:

- диаметр насадки задается оператором при ее установке, перед началом работы гидромонитора;
- расстояние установки гидромонитора определяется во время работы гидромонитора при помощи лазерного дальномера в режиме реального времени и передается для обработки в ИНС;
- напор на насадке устанавливают при помощи манометра на подводящем трубопроводе гидромонитора (поскольку установить манометр на насадке гидромонитора невозможно по техническим причинам, перед запуском работ по отбойке данные по напору калибруют).

Содержание взвешенных частиц определяется при помощи мутномеров, установленных в пруду-отстойнике и в подводящем трубопроводе гидромонитора.

Информация с указанных датчиков поступает в персональный компьютер и обрабатывается ИНС, которая получает указанные входные параметры и на их основе дает рекомендации оператору для корректировки режима работы.

Отличительной особенностью указанных технологических решений является подача на гидромонитор технологической воды с заданным количеством тонкодисперсных грунтовых частиц в ее составе. Накопление этих частиц в технологической воде происходит естественным путем в течение промывочного сезона.

Для добычных работ рекомендуется ограничивать содержание тонкодисперсных грунтовых частиц в напорной воде до 60 г/л [10], так как большие содержания тонкодисперсных грунтовых частиц в напорной воде негативно сказываются на процессе обогащения с применением гравитационных методов (шлюзов) [2, 10–16].

Для проведения вскрышных работ содержание тонкодисперсных грунтовых частиц в технологической воде рекомендуется ограничивать значениями 100 г/л, что обусловлено в основном резким увеличением абразивного износа деталей машин и механизмов [2].

Входной параметр ρ (плотность воды, зависящая от содержания взвешенных частиц). Автоматическая регулировка содержания взвешенных тонкодисперсных глинистых частиц может осуществляться следующим образом. На стадии проектирования (либо начала работ по предлагаемой технологической схеме) предусматривается строительство двух емкостей с технологической водой [2], одна из которых представляет собой пруд-отстойник емкостью, определяемой с помощью уравнения (4). Для этого задают требуемое содержание тонкодисперсных грунтовых частиц в отстойнике ($c=60$ г/л при добычных работах и 100 г/л при ведении вскрышных работ) и решают уравнение (4) относительно V_o [2, 10, 17].

$$C_{\phi} = 10V_n \rho_{\tau} \frac{b}{V_o}, \text{ г/л}, \quad (4)$$

где C_{ϕ} – содержание глинистых частиц в технологической воде на конец эксплуатации пруда-отстойника; V_n – количество промытых грунтов (хвостов), поступающих в гидравлический отвал в породной массе за весь период его эксплуатации, м^3 ; ρ_{τ} – плотность самых мелких фракций, т/м^3 ; b – суммарный выход фракций менее предельного размера, %; V_o – объем воды в отстойнике, м^3 .

Вторая емкость – это емкость с технической чистой водой. Обе емкости соединены между собой трубным сливом с механическим затвором, управляемым при помощи ИНС.

Во время производства работ с применением гидромонитора ИНС посредством датчиков отслеживает и анализирует содержание взвешенных глинистых частиц в напорной воде. При достижении критических значений содержания взвешенных глинистых частиц на привод затвора трубого слива между емкостями с технологической водой поступает сигнал «открыть затвор», и в пруд-отстойник подается технически чистая вода из специальной емкости, за счет чего снижается концентрация взвешенных глинистых частиц в напорной воде.

При достижении приемлемых значений содержания взвешенных глинистых частиц ИНС подает сигнал «закрыть затворку трубого слива».

Входной параметр L (расстояние от насадки гидромонитора до забоя). Непрерывное отслеживание и анализ расстояния от насадки гидромонитора до забоя при помощи ИНС позволит наиболее эффективно использовать энергию струи воды при отбойке.

За счет того, что этот параметр контролируется с помощью ИНС, оператору подается сигнал о необходимости передвижения гидромонитора. Также гидромонитор может быть установлен на специальную подвижную площадку с гидроприводом (особенно это актуально в условиях размыва пород на гидрошагереде). В этом случае ИНС также может управлять расстоянием установки гидромонитора от забоя в режиме реального времени.

Входной параметр H_o (напор воды). Контроль и анализ напора на насадке гидромонитора при помощи ИНС, кроме оптимизации работы гидромонитора по отбойке пород, позволит снизить расход электроэнер-

гии насосной установкой. Датчики напора передают информацию на ИНС, которая в свою очередь регулирует напряжение на насосной установке, таким образом оптимизируя расход электроэнергии.

Выходной параметр P (сила удара гидромониторной струи о забой). Характеризует интенсивность отбойки массива пород. За счет контроля входных и выходных параметров при помощи ИНС оператор имеет возможность в реальном времени изменять входные параметры, достигая максимальных показателей эффективности процесса отбойки пород гидромонитором.

Внедрение ИНС в технологический процесс добычи полезного ископаемого предполагает в первую очередь подготовку данных. Для того чтобы построить ИНС, которая способна решать реальные задачи технологического процесса, необходимо пройти следующие этапы [18, 19]:

- сбор данных;
- подготовка данных;
- построение архитектуры ИНС;
- анализ качества и интерпретация модели ИНС.

Таким образом, в первый сезон работы с применением предлагаемой технологической схемы будет осуществляться сбор данных для обучения ИНС и ее последующего запуска. Предприятие в этот период будет работать по традиционной технологии.

В то же время, если организация, ведет разработку нескольких месторождений, отлаживать ИНС можно только на одном из них, после чего использовать уже настроенную ИНС на остальных. Либо возможно приобретение готовой отлаженной ИНС и ее внедрение в технологический процесс.

Принципиальная схема настройки ИНС выглядит следующим образом. В технологической цепочке определяют параметры, которые необходимо использовать для обработки данных.

Эти данные получают в производственных условиях (при необходимости – на лабораторных стендах) и формулируют специфические черты задачи непрерывного контроля и анализа. В рассматриваемом случае это сила удара струи гидромонитора о забой (то есть изменение производительности отбойки пород гидромонитором).

Согласно уравнению (1), параметрами, влияющими на силу удара струи гидромонитора о забой P , являются: P – сила удара гидромониторной струи о забой; ρ – плотность воды, взаимосвязанная с содержанием взвешенных частиц; L – расстояние от насадки гидромонитора до забоя; H_o – напор воды; d_n – диаметр насадки гидромонитора.

Таким образом, для адекватной настройки работы ИНС необходимо:

- получение данных для каждого независимого входного параметра;
- получение высокой точности определения силы удара гидромониторной струи о забой;
- создание инструментов для предварительной обработки данных, до подачи на вход ИНС;

- достижение высокой скорости обработки данных в режиме реального времени (минимальная задержка);
Во время сбора данных необходимо определить тип данных, которые используются в технологическом процессе. В данном случае в технологическом процессе выделяют следующие типы данных:
- сила удара струи гидромонитора о забой;
- содержание взвешенных тонкодисперсных частиц в напорной воде гидромонитора (плотность напорной воды);
- расстояние от насадки гидромонитора до забоя;
- напор воды на насадке гидромонитора;
- диаметр насадки гидромонитора.

В данном случае тип данных – количественные. Для всех данных обязательно указывается диапазон значений. Определение типов данных является важным моментом при подготовке к процессу обучения ИНС.

После обработки данных необходимо подготовить их для обучения ИНС, обычно это создание векторного пространства признаков, то есть приведение всех данных в численную форму, а также процесс масштабирования данных, например, приведение к интервалу $[0;1]$ или $[-1;1]$. Весь этот процесс можно описать как отображение данных в формат, пригодный для обучения модели ИНС.

Построение архитектуры ИНС. Вначале необходимо выбрать модель нейронной сети, отвечающую всем требованиям технологического процесса (входные и выходные параметры) и специфическим чертам задачи. Структура сети должна максимально эффективно использовать исходные данные. Существует множество алгоритмов обучения ИНС. Для увеличения точности и скорости обработки необходимо настраивать сеть и заново проводить обучение, используя соответствующий алгоритм обучения [20].

Внедрение ИНС в производство – это сложный процесс, который может продлиться от года до нескольких лет. Достаточно много времени займет сбор и подготовка данных. Также вся работа сопровождается специалистами и экспертом в области ИНС.

Указанные технологические решения позволяют в автоматическом режиме отслеживать и управлять производительностью отбойки пород гидромонитором, а также контролировать качество гравитационного обогащения за счет подачи на шлюзы воды с допустимым содержанием тонкодисперсных частиц, сократить потери полезного ископаемого.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Кисляков В.Е., Шкаруба Н.А., Катышев П.В. Исследование силы удара струи гидромонитора о забой // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. – 2018. – № 1. – С. 268–275.
2. Шкаруба Н.А. Разработка технологии отбойки пород гидромонитором при наличии в его струе частиц различной крупности: дис. ... канд. техн. наук. – Красноярск, 2020. – 142 с.
3. Rojas R. Neural networks: a system introduction. – Berlin: Springer, 1996. – 509 p.

Выводы

Известна технология, учитывающая содержание тонкодисперсных глинистых частиц в напорной воде, позволяющая увеличить производительность отбойки пород гидромонитором. Однако нерегулируемое управление содержанием взвешенных частиц снижает ее эффективность.

Устранение указанных недостатков и совершенствование этой технологии в целом возможно за счет ее автоматизации. В частности, путем внедрения искусственного интеллекта, реализованного в виде искусственной нейронной сети.

Исходя из анализа полученных характеристических данных в рассматриваемом варианте технологии отбойки пород предпочтение следует отдавать многослойным нейронным сетям.

Работу искусственной нейронной сети предполагается осуществлять на базе математической модели, разработанной для совершенствуемой технологии, где входными параметрами являются ρ (плотность воды, взаимосвязанная с содержанием взвешенных частиц); L (расстояние от насадки гидромонитора до забоя); H_0 (напор воды); d_n (диаметр насадки гидромонитора). Эти параметры поступают в искусственную нейронную сеть с автоматических датчиков. Выход нейронной сети – P (сила удара гидромониторной струи о забой).

После обработки данные подготавливают для обучения искусственной нейронной сети: приводят все данные в численную форму, а также масштабируют их, то есть приводят к интервалу $[0;1]$ или $[-1;1]$.

Предложенная технология позволяет оперативно управлять производительностью отбойки пород гидромонитором, регулировать расход электроэнергии, а также улучшить качество гравитационного обогащения полезного ископаемого за счет подачи на шлюзы воды с допустимым содержанием тонкодисперсных частиц, что в итоге ведет к сокращению потерь полезного ископаемого и уменьшению себестоимости процесса отбойки пород гидромонитором и всей технологии в целом, а также к улучшению показателей извлечения полезного компонента.

Рассмотренные технологические решения применимы для ведения работ при содержании глины во вмещающих породах и песках. Приемлемое содержание тонкодисперсных глинистых частиц в напорной воде гидромонитора (60 и 100 г/л [10]) отслеживается в автоматическом режиме и анализируется при помощи искусственной нейронной сети.

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 19-35-90112.

4. Haykin S. Neural networks and learning machines. 3rd ed. – New York: Prentice Hall/Pearson, 1999. – 938 p.
5. Коул А., Ганджу С., Казам М. Искусственный интеллект и компьютерное зрение. Реальные проекты на Python, Keras и TensorFlow. – СПб.: Питер, 2022. – 608 с.
6. Smola A., Vishwanathan S. V. N. Introduction to machine learning. – Cambridge: Cambridge University Press, 2008. – 234 p.
7. Koul A., Ganju S., Kasam M. Practical deep learning for cloud, mobile, and edge: real-world AI & computer-vision projects using Python, Keras & Tensorflow. – USA: 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, 2020. – 620 p.

8. Jung A. Machine learning: the basics. – Singapore: Springer, 2022. – 280 p.
9. Дейтел П.Дж., Дейтел Х. Python. Искусственный интеллект, большие данные и облачные вычисления. – СПб.: Питер, 2020. – 860 с.
10. Кисляков В.Е. Предельная загрязненность технологической воды при разработке россыпных месторождений золота // Известия Тульского государственного университета. Науки о Земле. – 2017. – № 3. – С. 148–156.
11. О контроле мутности технологической воды на драгах и способе осветления воды в дражном разрезе при бессточной схеме водоснабжения / С.М. Шорохов, А.А. Зуйков, В.М. Селезнев и др. // Колыма. – 1973. – № 11. – С. 27–28.
12. Обогащение золотосодержащих песков и конгломератов / О.В. Замятин, А.Г. Лопатин, Н.П. Санникова и др. – М.: Недра, 1975. – 264 с.
13. Водоснабжение и очистка сточных вод при разработке россыпных месторождений / В.В. Назаров, Ю.М. Чикин, В.Р. Лицаев и др. – М.: Недра, 1975. – 184 с.
14. Назаров В.В., Колюкова А.Т. Работа драги в «глухом» забое // Колыма. – 1969. – № 8. – С. 7–8.
15. Барабанов В.Д. Совершенствование технологии извлечения золота и платины из россыпных месторождений: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Свердловск, 1971. – 26 с.
16. Мязин В.П. Изыскание эффективных способов снижения мутности воды в дражном разрезе при разработке глинистых россыпей: автореф. дис. ... канд. техн. наук. – Красноярск, 1975. – 24 с.
17. Кисляков В.Е. Расчет отстойников оборотного водоснабжения при разработке россыпей. – Красноярск: Изд-во Красноярского ун-та, 1988. – 176 с.
18. Cielen D., Meysman Arno D.B., Mohamed A. Introducing data science. – New York, USA: Publications Co., 2016. – 322 p.
19. Watt J., Borhani R., Katsaggelos A.K. Machine learning refined: foundations, algorithms, and applications. – New York: Cambridge University Press, 2020. – 593 с.
20. Редько В.Г. Эволюция, нейронные сети, интеллект: модели и концепции эволюционной кибернетики. – М.: Ленанд, 2019. – 224 с.

Поступила: 26.11.2022 г.

Прошла рецензирование: 19.02.2023 г.

Информация об авторах

Шкаруба Н.А., кандидат технических наук, доцент кафедры подземной разработки Сибирского федерального университета.

Набижанов Ж.И., кандидат технических наук, инженер-исследователь научно-исследовательской части Сибирского федерального университета.

Косолапов А.И., доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой открытых горных работ Сибирского федерального университета.

Кирсанов А.К., кандидат технических наук, доцент кафедры шахтного и подземного строительства Сибирского федерального университета.

Тешаев У.Р., кандидат технических наук, заведующий кафедрой инженерной геодезии, маркшейдерии и картографии Таджикского технического университета имени академика М.С. Осими.

UDC 622.271.1, 622.271.6

EVALUATION OF PROSPECTS FOR APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGY FOR BREAKING ROCKS BY A HYDROMONITOR WITH FINE PARTICLES IN ITS JET

Natalya A. Shkaruba¹,
NShkaruba@sfu-kras.ru

Zhasurbek I. Nabizhanov¹,
nabyjohny@gmail.com

Alexander I. Kosolapov¹,
AKosolapov@sfu-kras.ru

Alexander K. Kirsanov¹,
AKirsanov@sfu-kras.ru

Umarjon R. Teshae²,
Umar.teshae@mail.ru

¹ Siberian Federal University,
79, Svobodny avenue, Krasnoyarsk, 660041, Russia.

² Tajik Technical University named after Academician M.S. Osimi,
10, Academician Radjabov avenue, Dushanbe, 734042, Republic of Tajikistan.

Relevance. Hydraulic monitors are widely used in the development of alluvial deposits in technological schemes with circulating water supply. Currently, deposits with more complex mining and geological conditions of occurrence are involved in mining. For placers, this is, first of all, a very significant content of clay in the host rocks and sands. When using the hydraulic method of field development, in particular, during hydromonitor breaking of rocks, during circulating water supply, process water is taken from special settling ponds. However, due to the high content of clay in eroded rocks, fine particles of which have a very long period of settling in the water of the sump, this technology is experiencing significant difficulties. There are known solutions for the development of deposits in similar conditions with a controlled content of fine soil particles in the pressurized water of the hydromonitor, where the calculation of the parameters of rock breaking by the hydromonitor is proposed to carry out using the developed mathematical model. Further development of the proposed solutions is possible through the implementation of automation elements into the technological process, in particular, artificial neural networks.

Purpose: to assess the prospects for using artificial intelligence technology for breaking rocks with a hydromonitor with fine particles in its jet
Methods: implementation of artificial intelligence technologies based on artificial neural networks in the technological process of developing alluvial deposits with clay content in host rocks and sands.

Results. This article assesses the prospects for using artificial intelligence technology to control the breaking process using a multilayer feed-forward neural network.

Conclusions. The proposed technology allows quickly managing the productivity of rock breaking with a hydraulic monitor, regulating power consumption, and improving as well the quality of gravitational enrichment of a mineral by supplying water with an acceptable content of fine particles to the locks, which ultimately leads to reduction in the loss of the mineral and decrease in the cost of rock breaking with a hydromonitor and the entire technology as a whole, as well as to improvement of useful component recovery.

Key words:

deposit, hydraulic monitor, hydromonitor breaking, clay massif, fine soil particles, breaking performance, technological solutions, methodology, artificial intelligence, artificial neural networks.

The study was funded by RFBR, project number 19-35-90112.

REFERENCES

1. Kislyakov V.E., Shkaruba N.A., Katyshev P.V. Investigation of the jet stream power of the hydromonitor about a sidewall. *Bulletin of the Tula State University. Earth Sciences*, 2018, no. 1, pp. 268–275. In Rus.
2. Shkaruba N.A. *Razrabotka tekhnologii otboyki porod gidromonitorom pri nalichii v ego strue chastits razlichnoy krupnosti*. Dis. Kand. nauk [Development of rock breaking technology with a hydromonitor in the presence of particles of various sizes in its jet. Cand. Diss.]. Krasnoyarsk, 2020. 142 p.
3. Rojas R. *Neural networks: a system introduction*. Berlin, Springer, 1996. 509 p.
4. Haykin S. *Neural networks and learning machines*. 3rd ed. New York, Prentice Hall/Pearson, 1999. 938 p.
5. Koul A., Ganju S., Kasam M. *Iskusstvenny intellekt i kompyuternoe zrenie. Realnye proekty na Python, Keras i TensorFlow* [Artificial intelligence and computer vision. Real projects in Python, Keras and TensorFlow]. St. Petersburg, Piter Publ., 2022. 608 p.
6. Smola A., Vishwanathan S.V.N. *Introduction to machine learning*. Cambridge, Cambridge University Press, 2008. 234 p.
7. Koul A., Ganju S., Kasam M. *Practical deep learning for cloud, mobile, and edge: real-world AI & computer-vision projects using Python, Keras & TensorFlow*. USA, 1005 Gravenstein Highway North, Sebastopol, 2020. 620 p.
8. Jung A. *Machine learning: the basics*. Singapore, Springer, 2022. 280 p.
9. Deitel P.J., Deitel H.M. *Python. Iskusstvenny intellekt, bolshie dannye i oblachnye vychisleniya* [Python. Artificial intelligence, big data and cloud computing]. St. Petersburg, Piter Publ., 2020. 860 p.

10. Kislyakov V.E. Limits the contamination of process water in the development of placer deposits gold. *Bulletin of the Tula State University. Earth Sciences*, 2017, no. 3, pp. 148–156. In Rus.
11. Shorokhov S.M., Zuykov A.A., Seleznev V.M. O kontrole mutnosti tekhnologicheskoy vody na dragakh i sposobe osvetleniya vody v drazhnom razreze pri besstochnoy skheme vodosnabzheniya [On the control of process water turbidity on dredges and the method of water clarification in a dredging section with a drainless water supply scheme]. *Kolyma*, 1973, no. 11, pp. 27–28.
12. Zamyatin O.V., Lopatin A.G., Sannikova N.P. *Obogashchenie zolotosoderzhashchikh peskov i konglomeratov* [Enrichment of gold-bearing sands and conglomerates]. Moscow, Nedra Publ., 1975. 264 p.
13. Nazarov V.V., Chikin Yu.M., Lichaev V.R. *Vodosnabzhenie i oчитка stochnykh vod pri razrabotke rossypnykh mestorozhdeniy* [Water supply and wastewater treatment in the development of alluvial deposits] Moscow, Nedra Publ., 1975. 184 p.
14. Nazarov V.V., Konyukova A.T. Rabota dragi v «glukhom» zaboe [Work of a dredge in a «deaf» face]. *Kolyma*, 1969, no. 8, pp. 7–8.
15. Barabanov V.D. *Sovershenstvovanie tekhnologii izvlecheniya zolota i platiny iz rossypnykh mestorozhdeniy*. Avtoreferat Dis. Kand. nauk [Improving the technology of extracting gold and platinum from alluvial deposits. Cand. Diss. Abstract]. Sverdlovsk, 1971. 26 p.
16. Myazin V.P. *Izyskanie effektivnykh sposobov snizheniya mutnosti vody v drazhnom razreze pri razrabotke glinistykh rossypey*. Avtoreferat Dis. Kand. nauk [Finding effective ways to reduce water turbidity in a dredging section in the development of clay placers. Cand. Diss. Abstract]. Krasnoyarsk, 1975. 24 p.
17. Kislyakov V.E. *Raschet oistoynikov oborotnogo vodosnabzheniya pri razrabotke rossypey* [Calculation of settling tanks for circulating water supply in the development of placers]. Krasnoyarsk, Krasnoyarsk University Publ. House, 1988. 176 p.
18. Cielen D., Meysman Arno D.B., Mohamed A. *Introducing data science*. New York, USA, Publications Co., 2016. 322 p.
19. Watt J., Borhani R., Katsaggelos A.K. *Machine learning refined: foundations, algorithms, and applications*. New York, Cambridge University Press, 2020. 593 p.
20. Redko V.G. *Evolutsiya, neyronnye seti, intellekt: modeli i kontseptsii evolyutsionnoy kibernetiki* [Evolution, neural networks, intelligence: models and concepts of evolutionary cybernetics]. Moscow, Lenand Publ., 2019. 224 p.

Received: 26 November 2022.

Reviewed: 19 February 2023.

Information about the authors

Natalya A. Shkaruba, Cand Sc., associate professor, Siberian Federal University.

Zhasurbek I. Nabizhanov, Cand Sc., research engineer, Siberian Federal University.

Alexander I. Kosolapov, Dr. Sc., professor, head of the Open pit mining Department, Siberian Federal University.

Alexander K. Kirsanov, Cand Sc., associate professor, Siberian Federal University.

Umarjon R. Teshaev, Cand Sc., head of the Department of Engineering Geodesy, Mine Surveying and Cartography, Tajik Technical University named after Academician M.S. Osimi.