ГИАБ. Горный информационно-аналитический бюллетень /
MIAB. Mining Informational and Analytical Bulletin, 2019;(10):106-116

УДК 550.82 + 622.1 DOI: 10.25018/0236-1493-2019-10-0-106-116

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ПРЕДСКАЗЫВАТЬ ПАРАМЕТРЫ СДВИЖЕНИЯ ГОРНЫХ ПОРОД НАЛЕГАЮЩЕЙ ТОЛЩИ НА ОСНОВАНИИ ДАННЫХ О ТРЕЩИНОВАТОСТИ МАССИВА НА ПРИМЕРЕ РУДНИКА «ЗАПОЛЯРНЫЙ»

М.П. Сергунин[1], В.А. Еременко[2]

[1] Заполярный филиал ПАО «ГМК «Норильский никель», Норильск, Россия
[2] МГИ НИТУ «МИСиС», Москва, Россия, e-mail: prof.eremenko@gmail.com

Аннотация: В условиях рудника «Заполярный» показан пример создания нейронной сети, способной предсказывать углы сдвижений горных пород налегающей толщи. Обучение сети проводилось по данным инструментальных наблюдений за параметрами сдвижений и результатам кинематического анализа, выполненного на основе картирования существующих в массиве рудника «Заполярный» систем трещиноватости. В качестве исходной сети выбиралась простейшая трехслойная нейронная сеть, состоящая из трех слоев: входного, выходного и скрытого. Входной слой использовался для первичной обработки входных сигналов. Для удобства нейроны входного и выходного слоя раскрашивались цветами, аналогичными тем, которые использовались при построении диаграмм и графиков. Всего в качестве входных данных использовалось 7 показателей, поэтому минимальное количество входных нейронов принималось равным 7, по такому же признаку количество выходных нейронов принималось равным 4. Математическая реализация нейронной сети осуществлялась на языке Python, в состав которого входит библиотека Numpy, используемая для проведения научных вычислений. Корректировка весовых коэффициентов во время обучения осуществлялась по средствам обратной связи. После завершения процесса обучения обратная связь отключалась, и сеть использовалась по своему прямому назначению, т.е. для прогноза углов сдвижения. После построения нейронной сети было произведено ее тестирование на данных, не участвующих в процессе обучения. Полученные результаты позволяют сделать выводы о том, что нейронные сети способны определять точные углы сдвижений.

Ключевые слова: трещиноватость, системы трещин, кинематический анализ, сдвижение, нейронная сеть, язык программирования Python, программа Dips.

Благодарность: Работа выполнена при финансовой поддержке Российского научного фонда (проект № 19-17-00034).

Для цитирования: *Сергунин М. П., Еременко В. А.* Обучение нейронной сети предсказывать параметры сдвижения горных пород налегающей толщи на основании данных о трещиноватости массива на примере рудника «Заполярный» // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2019. – № 10. – С. 106–116. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-10-0-106-116.

© М.П. Сергунин, В.А. Еременко. 2019.

Learning of neural network to predict overlying rock mass displacement parameters by the data on jointing in terms of the Zapolyarny Mine

M.P. Sergunin[1], V.A. Eremenko[2]

[1] Center for Geodynamic Safety, Polar Division of PJSC «MMC «Norilsk Nickel», Norilsk, Russia
[2] Mining Institute, National University of Science and Technology «MISiS», 119049, Moscow, Russia, e-mail: prof.eremenko@gmail.com

Abstract: In terms of the Zapolyarny Mine, creation of a neural network capable to predict angles of overlying rock mass displacements is illustrated. Learning of the neural network was performed by the data on instrumentally measured displacements and based on analytical results of jointing mapping in rock mass surrounding the mine. The initial network was selected as the simplest three-layer neural network composed of inlet, outlet and hidden layers. The inlet layer was intended for primary processing of input signals. For the convenience neurons of the inlet and outlet layers were colored the same way as in the diagrams and graphs plotted. All in all, the input data consisted of 7 indices; therefore, the minimum number of the input neurons was assumed as 7. The outlet neurons were 4 by the same reason. Mathematical implementation of the neural network used the Python language including the Numpy library used for theoretical calculations. Weight factors in the course of the learning process were corrected using feedback communication. The feedback was switched off upon learning completion, and the neural network was used to predict angles of rock movements. After construction, the neural network was tested using the data uninvolved in the learning process. The results prove the neural networks can predict accurately the angels of displacements in rock mass.

Key words: jointing, systems of joints, kinematic analysis, displacement, neural language, programming language Python, Dips.

Acknowledgements: The work was supported by the Russian Science Foundation, Project No. 19-17-00034.

For citation: Sergunin M. P., Eremenko V. A. Learning of neural network to predict overlying rock mass displacement parameters by the data on jointing in terms of the Zapolyarny Mine. *MIAB. Mining Inf. Anal. Bull.* 2019;(10):106-116. [In Russ]. DOI: 10.25018/0236-1493-2019-10-0-106-116.

Введение

В XXI в. отмечается стремительное развитие цифровых технологий. Одним из перспективных направлений является машинное обучение на базе нейронных сетей. Уже сейчас нейронные сети способны существенно потеснить традиционные аналитические методы. В частности, нейронные сети широко используются при распознавании текстов, человеческих лиц, применяются в робототехнике, и с каждым годом сфера их применения только расширяется.

В горном деле данные технологии применяются крайне редко и встречаются в основном при решении задач классификации, например, распознавании сейсмических сигналов, определении коэффициента трещиноватости массива [1—6].

В статье показана возможность применения нейронных сетей для определения углов сдвижений горных пород налегающей толщи. Эти данные становятся крайне актуальными при разработке пологопадающих месторождений системами с обрушением руды и вмещающих пород на стадии проектирования горных предприятий [7, 8] для обеспечения безопасных условий эксплуатации подземных и поверхностных сооружений. Они способны эффективно конкурировать с аналитическими и численными методами [9—14].

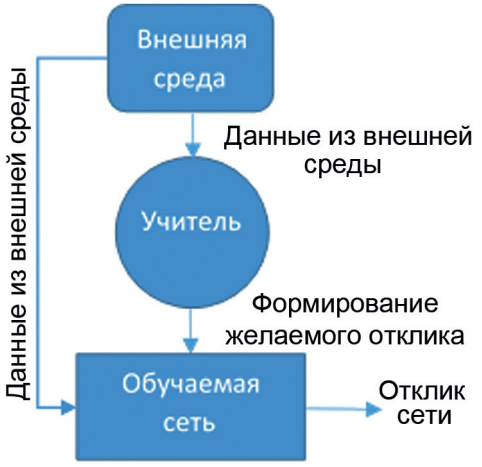

Рис. 1. Схема обучения нейронной сети
Fig. 1. Learning chart for neural network

На основании полученных связей между существующей трещиноватостью и результатами кинематического анализа (выполнялся в программе Dips) в представленной научно-исследовательской работе производилось обучение нейронной сети по варианту с «учителем», т.е. на примерах исходных данных, включающих входные данные и предполагаемый вариант ответа (выходные данные). В качестве исходных данных использовались результаты вероятностного характера сдвижения, в качестве выходных данных — результаты наблюдений за сдвижением пород налегающей толщи.

На руднике «Заполярный» развито 4 системы трещин, стереограмма распределения трещиноватости приведена на рис. 2, *а* и представлена следующими системами трещин:

- система трещин по напластованию или слоистости со средними значениями элементов залегания ~20° угол падения; ~260° азимут падения (на рисунке имеет обозначение 1m);
- система тектонических трещин, связанная с Норильско-Хараелахской системой разломов с углами падения ~60÷÷90° и азимутом падения ~100° (2m);
- система тектонических трещин, связанная с системой «Широтных» разломов с углами падения ~75÷90°; азимутом падения ~20° (3m);
- система тектонических трещин, связанная с разломами сбросового характера в системах «западной» и «ручья угольного» с углами падения ~75÷90° и азимутом падения ~50÷60° (4m).

Исследование трещиноватости массива позволило определить вероятностный характер сдвижения горных пород

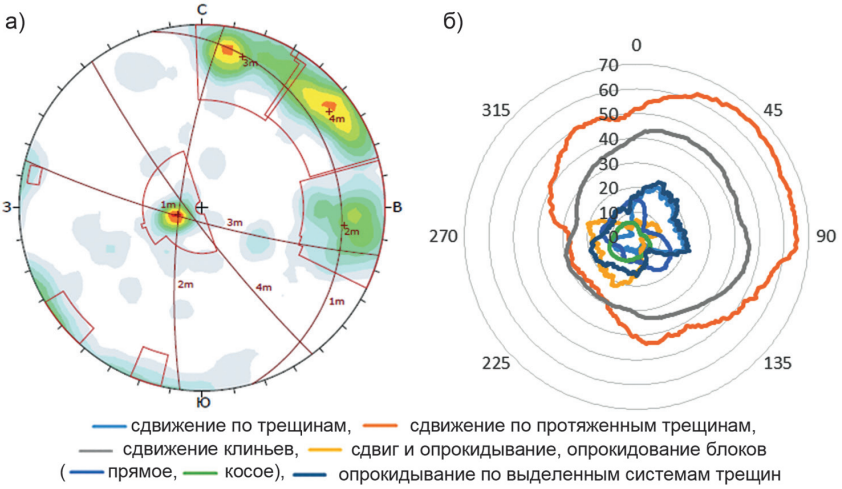

Рис. 2. Исходные данные для обучения нейронной сети: стереограммы трещиноватости (а); данные кинематического анализа (б)
Fig. 2. Initial data for learning of neural network: jointing stereograms (a); kinematic analysis data (b)

налегающей толщи. Результаты анализа приведены на рис. 2, *б*. Всего рассматривалось 3 варианта развития сдвижений: сдвижение по плоскостям трещин (протяженным и ограниченным углом 20˚), сдвижение клиньев и опрокидывание (как по отдельным системам трещин, так и отдельных блоков). Полученные данные использовались в качестве входных для обучения нейронной сети. В общей сложности в качестве входных данных используется 7 показателей[1] (рис. 2, *б*), полученных в результате кинематического анализа.

В качестве выходных данных использовались углы сдвижения горных пород налегающей толщи, полученные в результате инструментальных наблюдений [15]. Уточненные углы сдвижений были получены несколько позже [16] и составили:

- граничные углы — β_0 от 60° до 70°, γ_0 от 82° до 90° и δ_0 от 70° до 85° соответственно по восстанию, по падению и простиранию;
- углы опасного влияния горных работ — β от 70° до 81°, γ от 87° до 93° и δ от 84° до 90°;
- углы разрыва сплошности — β'' от 82° до 100°, γ'' от 102° до 116° и δ'' от 86° до 116°;
- углы обрушения: $\beta''' = 86°$, $\gamma''' = 90°$ и $\delta''' = 90°$.

По аналогии с данными вероятностного анализа приведены углы сдвижений в виде кольцевой диаграммы (рис. 3), где по периметру указан дирекционный угол (направление, в котором производились замеры углов сдвижения), а радиус — величина углов сдвижения. Полного набора данных углов не было, поэтому часть данных получена методом интерполяции. В общей сложности в качестве выходных данных использовались 4 показателя:

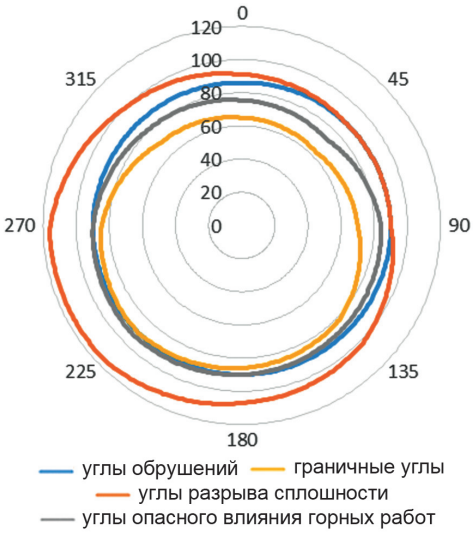

Рис. 3. Исходные данные для формирования желаемого отклика
Fig. 3. Initial data for shaping required response

- граничные углы;
- углы опасного влияния горных работ;
- углы разрыва сплошности;
- углы обрушения.

После данных мероприятий подготовка исходных данных заканчивается, и можно переходить к следующим этапам: созданию нейронной сети и ее последующему обучению.

Создание нейронной сети

В качестве исходной сети выбирается простейшая трехслойная нейронная сеть, состоящая из трех слоев: входного, выходного и скрытого. Входной слой используется для первичной обработки входных сигналов. Для удобства нейроны входного и выходного слоя раскрашиваются цветами, аналогичными тем,

[1] В данном случае в качестве исходных показателей использовались результаты кинематического анализа, выполненного в программе Dips Rocscience. Учитывая большой объем материала, авторами подготовлена и будет опубликована отдельная статья «Кинематический анализ сдвижения горных пород на примере рудника «Заполярный», в которой будет подробно описано получение исходных данных, используемых при обучении нейронной сети.

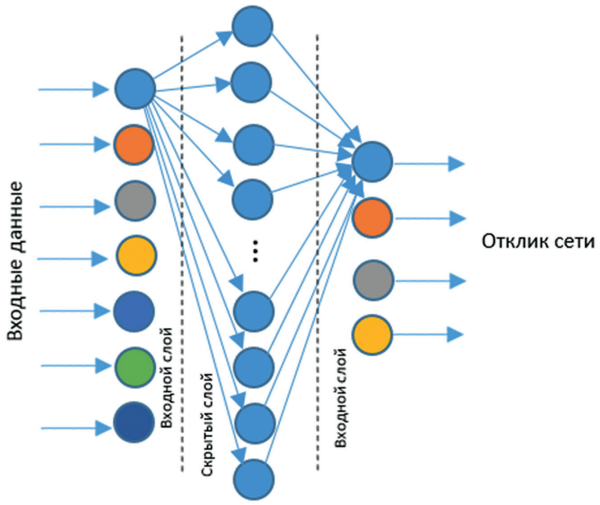

Рис. 4. Схема нейронной сети
Fig. 4. Neural network scheme

которые использовались при построении диаграмм и графиков.

Всего в качестве входных данных используется 7 показателей, поэтому минимальное количество входных нейронов принимается равным 7, по такому же признаку количество выходных нейронов принимается равным 4. Основные вычисления происходят в скрытом слое, поэтому точность вычислений зависит от количества нейронов скрытого слоя, а также весовых коэффициентов нейронных связей. На первоначальном этапе количество нейронов скрытого слоя примем равно 100, в последствии, во время обучения и тестирования сети, их число либо увеличивается, либо уменьшается. Число нейронов скрытого слоя нейронной сети выбирается в зависимости от точности или скорости процесса обучения, получаемых в результате. В качестве активизации нейронов используется сигмоидная функция. На первоначальном этапе сила связи (весовой коэффициент) между нейронами определяется случайным образом, на схеме они отображены в виде стрелок. Чтобы не загромождать схему на рис. 4, приведены связи для одного входного и одного выходного нейронов. Как было сказано выше, обучение сети происходит с учителем, методом градиентного спуска. Корректировка весовых коэффициентов нейронных связей происходит за счет перераспределения ошибки, полученной в результате сравнения отклика сети с целевым значением.

На вход сети необходимо подавать нормализированные данные, поэтому до начала обучения проводится нормализация исходных данных. Математическая реализация нейронной сети осуществляется на языке Python, в состав которого входит библиотека Numpy, используемая для проведения научных вычислений. Корректировка весовых коэффициентов во время обучения осуществляется по средствам обратной связи. После завершения процесса обучения обратная связь отключается, и сеть используется по своему прямому назначению, т.е. для прогноза углов сдвижения.

В ходе создания сети и ее последующего обучения нейронная сеть несколько раз перестраивалась, данный процесс происходил до получения приемлемых результатов. На заключительном этапе в качестве критической ошибки

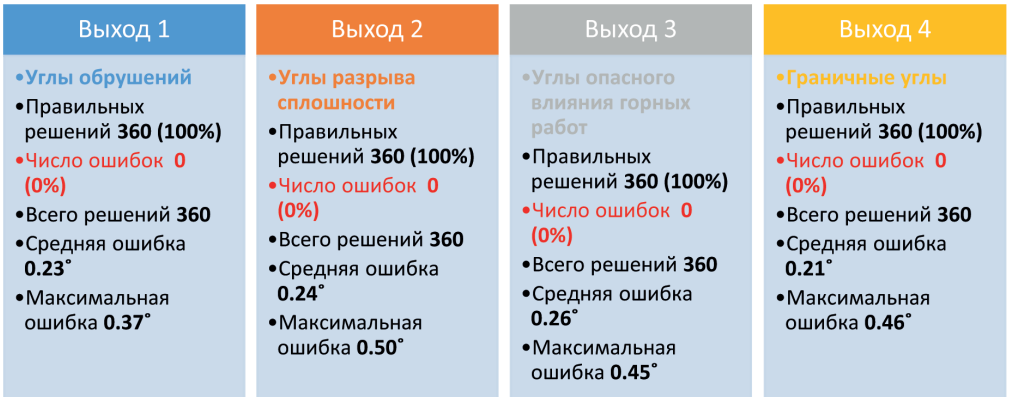

Рис. 5. Данные обучения нейронной сети
Fig. 5. Data of learning of neural network

отклонения были выбраны отклонения углов, не превышающие 0,5°. С такими параметрами на подбор весовых коэффициентов, участвующих в нейронных связей, потребовалось 1660 итераций.

Результаты обучения

Как и ожидалось, результатом обучения стала способность нейронной сети по данным кинематического анализа предсказывать углы сдвижений. Результаты, приведенные на рис. 5, показывают, что во время обучения конфликтных данных не выявлено (число ошибок 0%), величина максимальной ошибки не превышает 0,5°, среднеквадратической — 0,26°.

Анализ значимости входных сигналов (рис. 6, *а*) показал, что сеть в предсказании углов в большей степени опирается на результаты кинематического анализа по условию опрокидывания блоков, следующим по значимости сигналом является сдвижение клиньев. Такие показатели были не всегда, так, при обучении сети с большей допустимой ошибкой (5°) значимость входных сигналов была несколько иной (рис. 6, *б*). В этом случае сеть в своих предсказаниях больше опиралась на сдвижение клиньев, а за-

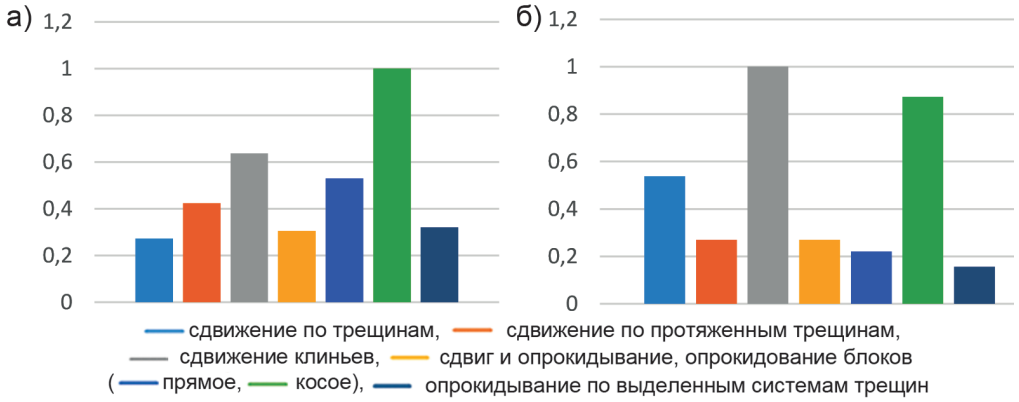

Рис. 6. Результаты оценки значимости входных сигналов в зависимости от точности обучения: точность сети 0,5° (а); точность сети 5° (б)
Fig. 6. Valuation of input signals depending on accuracy of learning: (a) network accuracy 0.5°; (b) network accuracy 5°

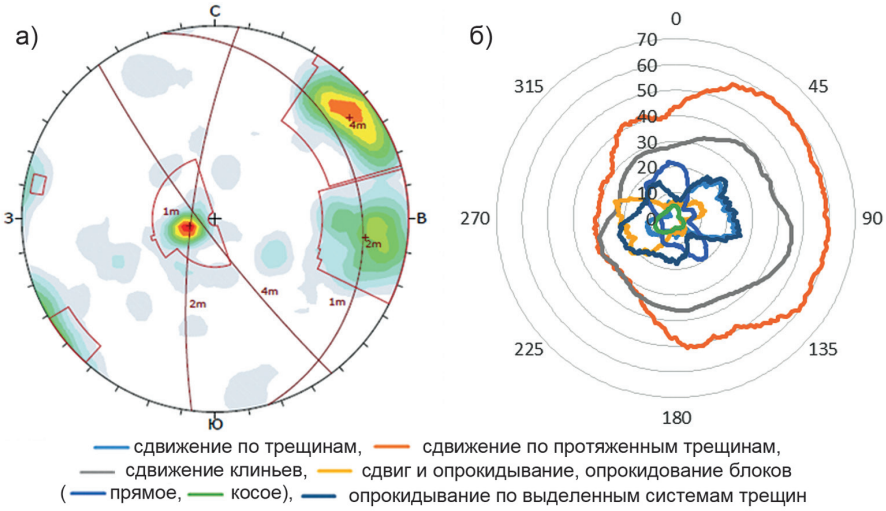

Рис. 7. Исходные данные для тестирования нейронной сети: стереограммы трещиноватости (а), данные кинематического анализа (б)

Fig. 7. Initial data for testing neural network: jointing stereograms (a); kinematic analysis data (b)

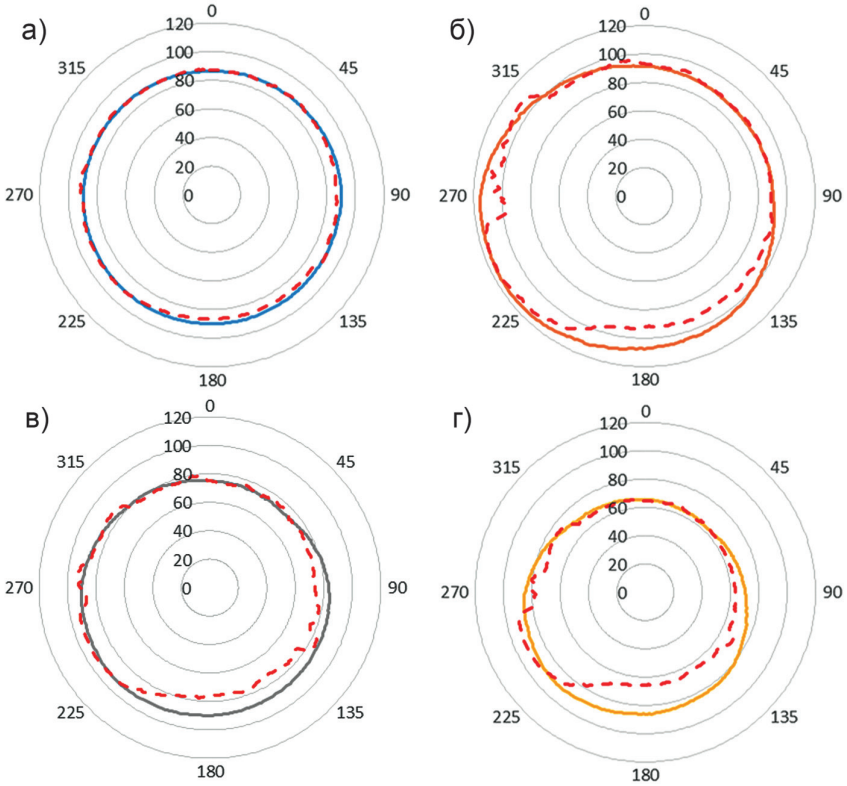

Рис. 8. Результаты расчета сети: углы обрушений (а); углы разрывов сплошности (б); углы опасного влияния горных работ (в); граничные углы (г)

Fig. 8. Network calculation data: (a) angles of rockfalls; (b) angles of discontinuities; (c) angles of hazardous influence of mining operations; (d) boundary angles

тем — на опрокидывание блоков. Подобные парадоксы уже встречались. Объясняется это тем, что процесс сдвижения на начальном этапе происходил за счет сдвижения по существующим системам трещин, а на заключительном — за счет опрокидывания блоков. Поэтому описанное явление не противоречит логическим рассуждениям, заложенным в сеть, т.е. если величину углов сдвижения необходимо определить с более грубыми показателями, то нейронная сеть опирается на данные кинематического анализа по сдвижению клиньев, если точность предсказаний необходимо повысить, то сеть опирается на данные кинематического анализа по условию опрокидывания блоков.

Тестирование сети на новом наборе данных

Для тестирования сети и проверки ее работоспособности пользовались данными, которые не использовались при обучении нейронной сети. Для этих целей удаляется из систем трещин, приведенных на рис. 2, *а*, крутопадающая система трещин 3m [15, 16]. Данная система трещин оказывала влияние на южный и северный участок мульды сдвижения, поэтому при ее удалении следует ожидать изменение параметров сдвижений именно на данных направлениях. Тестовая система трещиноватости приводится на рис. 7, *а*, затем эти данные отправляются на кинематический анализ. Результаты кинематического анализа в виде кольцевых диаграмм распределения вероятности приводятся на рис. 7, *б*.

На заключительном этапе эти данные отправляются для анализа на вход ранее обученной нейронной сети. На выходе из сети получается новый набор данных углов сдвижения, для удобства сравнения результаты приводятся вместе с данными, на которых происходило обучение нейронной сети (рис. 8). Прогнозные углы сдвижений на кольцевых диаграммах приведены пунктирной линией. Как видно на рис. 8, нейронная сеть предсказала новые параметры сдвижения. Как и предполагалось, наибольшие изменения углов произошли на южном участке мульды сдвижения. В частности, изменились значения углов разрывов сплошности с 107,5° до 92,3° и углов границы безопасности с 90,0° до 76,2°. Такое изменение произошло, как и предполагалось, в виду того, что в данном направлении система трещин 3m оказывала наибольшее влияние, так как формирование углов сдвижения происходило за счет смещений по данной системе трещин. Что касается северного направления, то здесь значения углов сдвижений практически не изменились. Для углов разрыва сплошности значения изменились с 91,4° до 93,1°, а углов безопасности — с 75,0° до 75,0°. Данный фактор объясняется тем, что в северном направлении формирование углов сдвижения происходит в большей степени за счет опрокидывания блоков, где участвуют все существующие системы трещин. С учетом того, что углы границы безопасности и так находились около своих критических значений, прогнозная оценка изменения углов сдвижения практически не изменилась.

Выводы

Нейронная сеть оказалась способной предсказывать углы сдвижений и при должном обучении может быть использована для прогнозирования процессов сдвижения. В силу того, что нейронная сеть проходила обучение на примере сдвижений скального массива и на ограниченном наборе исходных данных, ее возможности ограничены, однако даже на существующем этапе сеть позволяет помочь в решении ряда практических задач.

По результатам кинематического анализа и результатам инструментальных

наблюдений за параметрами сдвижения была построена и обучена нейронная сеть.

Во время обучения сети была достигнута следующая точность: среднеквадратичная погрешность углов сдвижения составила 0,26°, максимальная погрешность не превышала 0,5°.

На заключительном этапе сеть прошла тестирование на данных, не участвующих в обучении.

Полученные результаты доказали способность нейронной сети эффективно предсказывать параметры сдвижения, что очень важно для обеспечения безопасности горных работ.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Hong K., Han E., Kang K.* Determination of geological strength index of jointed rock mass based on image processing // Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering. 2017. No 9. Pp. 702—708.

2. *Журавлев Е. И.* Применение нейросетевых технологий при прогнозировании состояния опасности возникновения геодинамических явлений на шахтах // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2016. — № 2. — С. 66—75.

3. *Московский И. Г., Балабан О. М., Федорова О. С., Кочетков А. В.* Применение нейронных сетей при интерпретации данных электромагнитных зондирований вертикально-трещиноватых сред // Науковедение. — 2015. — Т. 7. — № 1. http://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf (доступ свободный). DOI: 10.15862/05TVN115.

4. *Thibaut Perol, Michaël Gharbi, Marine Denolle* Convolutional neural network for earthquake detection and location // Sci Adv 4 (2), e1700578. (2018) http://advances.sciencemag.org/content/4/2/e1700578, DOI: 10.1126/sciadv.1700578.

5. *Хусаинов А. Т.* Применение инструментария искусственных нейронных сетей для оперативного расчета нефтедобычи // Нефтегазовое дело. — 2013. — т. 11. — № 2. — С. 22—25.

6. *Линд Ю. Б., Ишбулатова Р. Х., Хашпер А. Л.* Вопросы автоматического распознавания каротажных программ // Нефтегазовое дело. — 2015. — № 1. — С. 426—450. DOI: http://dx.doi.org/10.17122/ogbus-2015-1-426-450.

7. *Фрейдин А. М., Тапсиев А. П., Усков В. А., Назарова Л. А., Запорожцев А. А., Сергунин М. П.* О техническом перевооружении и развитии технологии добычи руды на руднике «Заполярный» // ФТПРПИ. — 2007. — № 3. — С. 84—94.

8. *Карелин В. Н., Марысюк В. П., Сергунин М. П., Наговицин Ю. Н., Тапсиев А. П.* Опыт внедрения систем разработки с применением самоходного оборудования на руднике «Заполярный» / Фундаментальные проблемы формирования техногенной геосреды. Т. II. Геотехнология. — Новосибирск: Изд. ИГД СО РАН, 2010. — С. 47—53.

9. *Бушков В. К.* Применительная практика кинематического анализа устойчивости при обосновании параметров основных конструктивных элементов борта карьера. // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2018. — № 10. — С. 30—42. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-10-0-30-42.

10. *Правила* охраны сооружений и природных объектов от вредного влияния подземных горных разработок на угольных месторождениях. — СПб.: ВНИМИ, 1998. — 291 с.

11. *Дубровская С. А., Ряхов Р. В., Петрищев В. П.* Оценка потенциального воздействия горнодобывающего производства на городской ландшафт на примере Гайского месторождения // Экология урбанизированных территорий. — 2016. — № 4. — С. 65—71.

12. *Девятков С. Ю.* К вопросу определения условий формирования провалов на земной поверхности / Стратегия и процессы освоения георесурсов: сборник научных трудов, Вып. 12. — Пермь: ГИ УрО РАН, 2014. — С. 96—98.

13. *Кутепов Ю. Ю., Боргер Е. Б.* Численное моделирование процесса сдвижения породных массивов применительно к горно-геологическим условиям шахты имени «Рубана» в Кузбассе // Горный информационно-аналитический бюллетень. — 2017. — № 5. — С. 66—75.

14. A*bbas Majdi, Mehdi Amini* Flexural toppling failure in rock slopes: from theory to applications // I.J.M.G.E., University of Tehran, Vol. 45, No. 1, December 2011, Pp. 21—32.

15. *Рекомендации* по параметрам сдвижения земной поверхности на руднике «Заполярный». — Л.: ВНИМИ, 1986.

16. *Отчет* по теме 9/60 «Изучение процесса сдвижения горных пород и проявлений горного давления под влиянием разработок на руднике «Заполярный» и шахтах «Центральная» и «Кайеркан», НГМК им. А.П. Завенягина. — Норильск, 1961. ГИАБ

REFERENCES

1. Hong K., Han E., Kang K. Determination of geological strength index of jointed rock mass based on image processing. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*. 2017. No 9. Pp. 702—708.

2. Zhuravlev E. I. Application of neural network technologies in prediction of geodynamic hazards in mines. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2016, no 2, pp. 66—75. [In Russ].

3. Moskovskiy I. G., Balaban O. M., Fedorova O. S., Kochetkov A. V. Application of neural networks in interpretation of electromagnetic probing data on vertically jointed media. *Naukovedenie*. 2015. Vol. 7, no 1. http://naukovedenie.ru/PDF/05TVN115.pdf. DOI: 10.15862/05TVN115. [In Russ].

4. Thibaut Perol, Michaël Gharbi, Marine Denolle Convolutional neural network for earthquake detection and location. *Sci Adv* 4 (2), e1700578. (2018) http://advances.sciencemag.org/content/4/2/e1700578, DOI: 10.1126/sciadv.1700578.

5. Khusainov A. T. Use of artificial neural network instrumentation for operational calculation of oil production. *Neftegazovoe delo*. 2013. Vol. 11, no 2, pp. 22—25. [In Russ].

6. Lind Yu. B., Ishbulatova R. Kh., Khashper A. L. Automatic identification of logging programs. *Neftegazovoe delo*. 2015, no 1, pp. 426—450. DOI: http://dx.doi.org/10.17122/ogbus-2015-1-426-450. [In Russ].

7. Freydin A. M., Tapsiev A. P., Uskov V. A., Nazarova L. A., Zaporozhtsev A. A., Sergunin M. P. Reequipment and technological development in the Zapolyarny Mine. *Fiziko-tekhnicheskiye problemy razrabotki poleznykh iskopayemykh*. 2007, no 3, pp. 84—94. [In Russ].

8. Karelin V. N., Marysyuk V. P., Sergunin M. P., Nagovitsin Yu. N., Tapsiev A. P. Introduction of mining systems with self-propelling equipment in the Zapolyarny Mine: Case-study. *Fundamental'nye problemy formirovaniya tekhnogennoy geosredy. T. II. Geotekhnologiya* [Fundamental Problems of Geo-Environment Formation under Industrial Impact. Vol. II. Geotechnology]. Novosibirsk, Izd. IGD SO RAN, 2010, pp. 47—53.

9. Bushkov V. K. Use of kinematic stability analysis in substantiation of basic wall design parameters for open pits. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2018, no 10, pp. 30—42. DOI: 10.25018/0236-1493-2018-10-0-30-42. [In Russ].

10. *Pravila okhrany sooruzheniy i prirodnykh ob"ektov ot vrednogo vliyaniya podzemnykh gornykh razrabotok na ugol'nykh mestorozhdeniyakh* [Regulations on protection of structures and natural objects from aggravating effect of underground coal mining], Saint-Petersburg, VNIMI, 1998, 291 p. [In Russ].

11. Dubrovskaya S. A., Ryakhov R. V., Petrishchev V. P. Assessment of potential impact of mining on urban landscape in terms of the Gaya deposit. *Ekologiya urbanizirovannykh territoriy*. 2016, no 4, pp. 65—71. [In Russ].

12. Devyatkov S. Yu. Determining conditions of sink formation on ground surface. *Strategiya i protsessy osvoeniya georesursov*: sbornik nauchnykh trudov, Vyp. 12. [Strategy and processes of development of georesources. Collection of scientific papers, Issue 12], Perm, GI UrO RAN, 2014, pp. 96—98. [In Russ].

13. Kutepov Yu. Yu., Borger E. B. Numerical modeling of rock mass displacements in terms of geological conditions of the Ruban Mine in Kuzbass. *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'*. 2017, no 5, pp. 66—75. [In Russ].

14. Abbas Majdi, Mehdi Amini Flexural toppling failure in rock slopes: from theory to applications. *I.J.M.G.E.*, University of Tehran, Vol. 45, No. 1, December 2011, Pp. 21—32.

15. *Rekomendatsii po parametram sdvizheniya zemnoy poverkhnosti na rudnike «Zapolyarnyy»* [Recommendations on ground surface subsidence parameters at the Zapolyarny Mine], Leningrad, VNIMI, 1986. [In Russ].

16. *Otchet po teme 9/60 «Izuchenie protsessa sdvizheniya gornykh porod i proyavleniy gornogo davleniya pod vliyaniem razrabotok na rudnike «Zapolyarnyy» i shakhtakh «TSentral'naya» i «Kayerkan»*, NGMK im. A.P. Zavenyagina [Report on topic 9/60: Analysis of rock mass displacements and rock pressure events due to mining operations in Zapolayrny, Tsentralnaya and Kaierkan Mines], Norilsk, 1961. [In Russ].

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Сергунин Максим Петрович — начальник отдела
Центра геодинамической безопасности Заполярного филиала
ПАО «ГМК «Норильский никель», e-mail: SerguninMP@nornik.ru,
Еременко Виталий Андреевич — д-р техн. наук, профессор РАН,
директор научно-исследовательского центра «Прикладная геомеханика
и конвергентные горные технологии» МГИ НИТУ «МИСиС»,
e-mail: prof.eremenko@gmail.com.
Для контактов: Еременко В.А., e-mail: prof.eremenko@gmail.com.

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

M.P. Sergunin, Head of Department, Center for Geodynamic Safety,
Polar Division of PJSC «MMC «Norilsk Nickel», Norilsk, Russia,
V.A. Eremenko, Doctor of Technical Sciences,
Professor of Russian Academy of Sciences, Director of the Research Center
«Application of Geomechanics and Mining of Convergent Technologies»,
Mining Institute, National University of Science and Technology «MISiS»,
119049, Moscow, Russia, e-mail: prof.eremenko@gmail.com.
Corresponding author: V.A. Eremenko, e-mail: prof.eremenko@gmail.com.

ОТДЕЛЬНЫЕ СТАТЬИ ГОРНОГО ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОГО БЮЛЛЕТЕНЯ (СПЕЦИАЛЬНЫЙ ВЫПУСК)

ПРОБЛЕМЫ ОСВОЕНИЯ ГЕОРЕСУРСОВ РОССИЙСКОГО ДАЛЬНЕГО ВОСТОКА И СТРАН АЗИАТСКО-ТИХООКЕАНСКОГО РЕГИОНА-2

(2019, СВ 23, 68 с.)

Представлены результаты исследований межкультурной и экономической коммуникации российских и китайских предпринимателей в области горного дела. Предложены перспективные подходы в геомеханики по моделированию иерархически-блочной геосреды. По результатам исследований комплексной геофизической, гидроакустической, газогеохимической, литологической, батиметрической экспедиции, которая проводилась на западном склоне Курильского бассейна Охотского моря, проанализированы результаты поисков газовых гидратов, находящихся в воде и в верхней части осадочной толщи донных отложений. Изучены флотационные свойства оксиэтилированных алкилфенолов (типа неонолов), оказавших позитивное влияние на флотируемость кальцийсодержащих минералов скарновой шеелит-сульфидной руды месторождения Восток-2. Полученные результаты позволят повысить эффективность технологических процессов обогащения. Представлены идеи по разработке ранее недоступных для освоения месторождений, находящиеся в условиях вечной мерзлоты. Рассмотрены возможности получения синтез нефти и дизельного топлива из газа подземной газификации угля, описаны технологические стадии процесса, основные технические и экономические показатели.

PROBLEMS OF DEVELOPMENT OF GORESOURCES OF THE RUSS AN FAR EAST AND AS A-PAC F C-2

The article presents the results of studies of intercultural and economic communication of Russian and Chinese entrepreneurs in the field of mining. Proposed promising approaches in geomechanics for modeling hierarchically in a blocky geomedium. According to the results of the complex geophysical, hydroacoustic, gas-geochemical, lithological, bathymetric expedition conducted on the Western slope of the Kuril basin of the sea of Okhotsk, the results of searches for gas hydrates in the water and in the upper part of the sedimentary strata of bottom sediments were analyzed. The flotation properties of oxyethylated alkylphenols (such as neonols), which had a positive impact on the floatability of calcium-containing minerals of skarn scheelite-sulfide ore Deposit Vostok-2, were studied. The results obtained will improve the efficiency of technological processes of enrichment. The ideas for the development of previously inaccessible fields in permafrost conditions are presented. The possibilities of obtaining synthesis of oil and diesel fuel from underground gasification of coal are considered, the technological stages of the process, the main technical and economic indicators are described.