РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК СИБИРСКОЕ ОТДЕЛЕНИЕ ФИЗИКО-ТЕХНИЧЕСКИЕ ПРОБЛЕМЫ РАЗРАБОТКИ ПОЛЕЗНЫХ ИСКОПАЕМЫХ

2023

№ 6

ГОРНАЯ ИНФОРМАТИКА

УДК 622.274

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ИЗМЕНЕНИЯ НАПРЯЖЕНИЙ В МАССИВЕ ПОРОД МЕТОДОМ ФОТОУПРУГОСТИ

С. А. Неверов¹, А. А. Неверов¹, А. И. Конурин¹, М. А. Адылканова², Д. В. Орлов¹

¹Институт горного дела им. Н. А. Чинакала СО РАН, E-mail: nsa_nsk@mail.ru, Красный проспект, 54, 630091, г. Новосибирск, Россия ²Восточно-Казахстанский технический университет им. Д. Серикбаева, ул. Серикбаева, 19, 070004, г. Усть-Каменогорск, Казахстан

Развит поляризационно-оптический метод измерения напряжений на основе кольцевых фотоупругих датчиков со съемом картин изохром-изолиний цифровой камерой и их распознаванием с помощью нейронных сетей. Сделан обзор современного применения метода фотоупугости для различных задач теории прочности и анализа горного давления. В результате лабораторного эксперимента собран датасет из 15 000 изохроматических изображений. В качестве машинного алгоритма обучения использован подвид нейросети — сверточная нейронная сеть, модель Inception. Рекомендовано применение в горных выработках скважинных датчиков для непрерывного мониторинга изменения напряженного состояния массива пород и интеграция данных в цифровую модель месторождения на основе технологий IoT.

Метод фотоупругости, оптическая картина, изохромы, изолиния, моделирование, датчик, эксперимент, скважина, напряженно-деформированное состояние, массив, нейронные сети, геомеханические данные

DOI: 10.15372/FTPRPI20230616

Постоянное понижение горизонтов выемки на подземных рудниках обусловливает значительное изменение геомеханической обстановки на месторождениях. На больших глубинах вследствие действующих природного и наведенного полей напряжений высокого уровня массив пород вокруг элементов горнотехнических конструкций переходит в предельное и запредельное состояние и теряет свою устойчивость [1]. Кроме высокой концентрации напряжений, на снижение сохранности горных выработок влияет нарушенность и обводненность массива пород [2]. Данные факторы усиливают вероятность проявления в призабойных зонах горного давления в статической и динамической форме, создавая определенные трудности в обеспечении безопасности рабочего персонала [3]. Эти проблемы характерны не только для горнодобывающих предприятий, но и для промышленных и гражданских сооружений, например при строительстве гидроэлектростанций, при проходке железнодорожных и подводных тоннелей [4, 5]. Для управления напряженно-деформированным состоянием массива пород на горных предприятиях разрабатывается геомеханическая модель месторождения [6, 7]. Она позволяет интерпретировать реакцию породного массива на природное и техногенное воздействие. При этом устанавливается взаимное влияние геологических параметров (морфология, литология, тектоника, блочность, природное поле напряжений, физико-механические свойства, устойчивость пород) на технологические особенности горнотехнической конструкции.

Основу модели составляет идентификация областей горного массива по геологическим, структурным, породным и горнотехническим принципам [8]. Один из важных ее элементов определение параметров исходного природного и наведенного горными работами поля напряжений, действующего на месторождении. Отметим, что большинство крупных добывающих предприятий, в том числе осуществляющих выемку минерального сырья в сложных геомеханических условиях на больших глубинах, уделяют значительное внимание измерениям напряженного состояния массива. Оно рассматривается не только в качестве граничных условий при решении краевых задач, но и опосредовано определяет безопасные параметры горных работ. В горной практике разработано достаточно способов измерения напряженного состояния массива горных пород: методы гидроразрыва; разгрузки; параллельных скважин и др. [9–11]. Данные методы относятся к наиболее трудоемким, поэтому в настоящее время возникает практическая потребность в разработке таких методов определения и контроля действующих напряжений вокруг горных выработок, которые не требовали бы участия человека, что относит данное направление исследований к весьма актуальным и прорывным. Это позволит интегрировать геомеханические параметры в цифровую модель месторождения на основе индустрии 4.0, представляющей собой управление технологическими процессами на базе непрерывно получаемых данных [12].

Одним из способов решения данной задачи может быть эволюционное развитие поляризационно-оптического метода для измерения напряжений на основе кольцевых фотоупругих датчиков со съемом картин изохром-изолиний цифровой камерой и их распознаванием с помощью нейронных сетей. Обработка изображений с помощью нейронных сетей — активно развивающееся направление со значительным количеством успешных применений в различных областях промышленности [13–18]. Основная проблема, ограничивающая использование таких методов, — отсутствие обучающей сегментированной базы данных (обучающего датасета).

ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ МЕТОДА ФОТОУПРУГОСТИ И ОБЛАСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ

Обоснованием применения фотоупругих моделей из оптически чувствительных материалов для моделирования квазистатических процессов горной геомеханики служат положения математической теории упругости в классическом представлении (упругость материалов, однородность, изотропность, обратимость энергетического процесса нагружения – разгрузки модели, малость относительных удлинений и сдвигов и их линейная связь с напряжениями) и положения принципов подобия [19–22].

Физическая сущность метода основана на свойстве большинства прозрачных изотропных материалов приобретать свойство оптической анизотропии при приложении к ним внешних усилий. Оптическая анизотропия прозрачного материала с внутренними напряжениями проявляется в эффекте искусственного двойного лучепреломления. На рис. 1 показана принципиальная оптическая схема проведения эксперимента. Луч света от источника l поступает на поляризационный фильтр 2, 3 (поляризатор). Поляризационный луч на входе через нагруженную модель 4 разлагается на две составляющие, поляризованные во взаимно перпендикулярных плоскостях. Они движутся по материалу модели со скоростями, зависящими от достигнутого уровня напряжений. Возникающая разность хода (смещение по фазе колебаний электромагнитных волн) лучей света пропорциональна разности главных напряжений, действующих в модели в точках на пути луча света: $\Gamma = Cd(\sigma_1 - \sigma_2)$, где Γ — оптическая разность хода, ммк; d — толщина модели, см; σ_1 , σ_2 — главные напряжения, кгс/см²; C — оптический коэффициент напряжения, см²/кгс.



Рис. 1. Принципиальная схема оптического эксперимента с использованием фотоупругого эффекта: *1* — источник света; *2* — поляризатор; *3* — фазовая четвертьволновая пластинка; *4* — модель; *5* — фазовая пластинка; *6* — анализатор; *7* — приемник

Пройдя сквозь модель, два луча попадают во второй поляризационный фильтр 5, 6 (анализатор), где их колебания складываются. Приемник света 7 фиксирует сложение этих колебаний в виде изображения окрашенного в различные цвета спектра, соответствующие той или иной разности хода лучей, создаваемой точками модели. Каждая цветная полоса (изохрома) представляет собой геометрическое место точек с одинаковой оптической разностью хода и, следовательно, с одним и тем же уровнем главных напряжений σ_1, σ_2 , полуразность которых равна максимальному касательному напряжению:

$$\tau_{\max} = \frac{\sigma_1 - \sigma_2}{2}$$

В некоторых точках исследуемой модели в случае, когда плоскость колебания луча совпадает с направлением какого-либо из главных напряжений, двойного лучепреломления не происходит (лучи через анализатор не проходят). На картинке появляются черные линии (изоклины), пересекающие цветную картинку изохром. Они представляют собой геометрические места точек, в которых главные напряжения равны между собой.

Согласно [19], максимальные касательные напряжения определяются порядком полос n на картине изохром и ценой полосы материала τ_0^1 :

$$\tau_{\max} = \frac{n\tau_0^1}{d} = \frac{n\sigma_0^1}{2d}.$$

Цена полосы материала τ_0^1 и σ_0^1 устанавливается предварительно при растяжении или сжатии тарировочного образца. Данный метод позволяет определять упругую стадию деформирования и решать на этой основе ряд прикладных задач механики горных пород.

178

Метод фотоупругости применяется для моделирования напряженно-деформированного состояния геоматериалов. В [23] изучена сложная пористая модель, разработанная на 3D-принтере с использованием фотополимерных материалов для песчаника. В [24] описано устройство для оценки напряжений в окрестности выработки на основе фотоупругой модели. Широкое применение оптического метода подтверждает достаточную обоснованность его теоретической базы. Исследования, проведенные на оптически активных материалах, свидетельствуют о соответствии модельных представлений натурным данным [25–27].

РАСПРЕДЕЛЕНИЕ НАПРЯЖЕНИЙ В КОЛЬЦЕВЫХ ФОТОУПРУГИХ ДАТЧИКАХ

Известен практический опыт измерения напряжений на рудных и угольных месторождениях с помощью фотоупругих датчиков [28, 29]. Простейший инженерный метод измерения компонент тензоров напряжений и деформаций в горных породах — использование датчиков из оптически чувствительных материалов, выполненных в виде кольцевого диска или цилиндра с осевым отверстием, которое служит концентратором давления. Работа таких датчиков основана на особенностях оптической картины экспериментального интерференционного поля вокруг малого кругового отверстия, дающей информацию о компонентах тензора напряжений или деформаций в плоскости, нормальной к оси прибора. Кольцевые датчики могут быть выполнены из оптического стекла и приклеены к плоским поверхностям исследуемого тела, таким как забои скважин или шпуров. Датчики предназначены для измерения деформаций, а переход к напряжениям осуществляется по известным соотношениям теории упругости [30].

Простейший скважинный фотоупругий датчик представляет собой цилиндр с осевым отверстием, изготовленный из оптически чувствительного стекла (рис. 2). Он отличается от фотоупругого тензометра большей толщиной и способом установки [31]. Датчик устанавливается в скважине, пробуренной в горной породе, и крепится к ее боковым стенкам с помощью клея или цемента. В [32] рассмотрена работа такого датчика в условиях двухосного сжатия и высказано предположение о возможности его использования для измерения напряжений в осадочных породах и в бетонной крепи.



Рис. 2. Кольцевой фотоупругий датчик: 1 — цилиндр из оптического материала; 2 — зеркальное покрытие; 3 — диск из пластика; 4 — металлический козырек

В [33, 34] отмечена важность учета параметров исследуемой среды при использовании фотоупругих датчиков. Показано, что модуль упругости и коэффициент Пуассона материала, в котором установлен датчик, могут существенно влиять на его показания. Кроме того, величина отношения определяемых главных напряжений также может оказывать влияние на точность измерений. При использовании фотоупругих датчиков необходимо учитывать особенности исследуемой геологической среды и проводить калибровку датчика для каждого конкретного случая, а также возможные искажения показаний датчика, вызванные неоднородностью исследуемой среды, наличием трещин и других дефектов. Большие объемы экспериментальных исследований, основанных на использовании фотоупругих датчиков, проведены в США, Канаде, Южно-Африканской Республике, Бельгии, Индии и России (в ИГД им. О. Ю. Шмидта, Горнометаллургическом институте Кольского филиала АН, Восточно-Сибирском геологоразведочном институте, ИГД СО РАН [35–38] и других научно-исследовательских организациях).

Для наблюдения оптической картины изохром-изолиний в фотоупругих датчиках применяют специальные шахтные полярископы. Для снятия и расшифровки изохром на оптической картине в датчике выделяют ряд характерных точек (рис. 3). На практике используют точки K_i $(i = 1 \div 4)$, расположенные посередине между осями симметрии, на расстоянии $(0.5 - 1.0)R_1$ от края внутреннего отверстия $(R_1 - pадиус осевого отверстия в датчике)$. На интерференционном поле в датчике точки K_i появляются первыми в виде четырех пятен, сначала желтоватых, затем постепенно переходящих в красный цвет. Эти точки — центры лепестков. Точки G_i $(i = 1 \div 4)$ расположены на окружности радиусом $3.5R_1$. Они являются точкой касания изохром в вершинах лепестков с этой окружностью. Аналогично, D_i $(i = 1 \div 4)$ — это точки касания изохром в вершинах лепестков с внешним краем датчика. Координаты характерных точек используются для аналитических расчетов напряжений, испытываемых датчиком, и их ориентации.



Рис. 3. Оптическая картина в фотоупругом датчике с характерными точками [19]

Теоретически и экспериментально установлено, что датчики с фотоупругим чувствительным элементом из высокомодульного материала работают как измерители напряжений, из низкомодульного — как датчики деформаций [39]. Имеют место следующие соотношения:

— если $K = E_d / E_p \ge 4$ (*K* — коэффициент жесткости; E_d , E_p — модули упругости материала датчика и породы), фотоупругий датчик является измерителем напряжений;

— при K < 1 датчики дают информацию о деформациях в массиве пород.

По оптической картине изохром в датчике можно определять значения и направления квазиглавных максимальных и минимальных напряжений (по отсчету в одной точке интерференционного поля), их знаки (сжатие, растяжение), а также отношение между ними.

УСТАНОВКА КОЛЬЦЕВОГО ДАТЧИКА В МАССИВЕ

Кольцевой фотоупругий датчик в скважине и схема его установки показаны на рис. 4a, 6. Для определения области применимости датчика, т. е. установления предельного сжимающего напряжения, при котором материал датчика испытывает необратимые деформации, выполнено численное моделирование. Использовался метод конечных элементов, реализованный в программном комплексе ANSYS. На рис. 4a представлен образец дискретизации датчика на конечные элементы.



Рис. 4. Модель кольцевого датчика в массиве: a — внешний вид; δ — схема установки датчика в скважине; e — дискретизация датчика на конечные элементы; z — расчетная область ($0 \le x \le L_x$, $0 \le y \le L_y$, $0 \le z \le L_z$) с граничными условиями (ось у направлена вертикально вниз): u_y , u_x , u_z — вертикальная и горизонтальные компоненты вектора перемещений; σ_y — вертикальное давление; σ_s — предел прочности гранита на сжатие; σ_n , τ_n — нормальные и касательные напряжения

Задача численных экспериментов — прочностной анализ фотоупругого датчика, выполненного из оргстекла, находящегося внутри глухого отверстия в образце гранита. Фотоупругий элемент датчика закреплен на стенках отверстия двумя вариантами склейки (эпоксидной смолой и бетоном марки М400). Расчетная схема модели приведена на рис. 4г. Граничные условия краевой задачи теории упругости представлены в виде сжимающих нормальных σ_y усилий на верхней грани модели, а также ограничений перемещений во всех трех взаимно перпендикулярных направлениях на нижней грани (вертикальная и горизонтальные компоненты вектора перемещений и касательные компоненты тензора напряжений принимались нулевыми). Боковые грани модели свободны ($\sigma_n = \tau_n = 0$). Контуры отверстия также свободны от внешних усилий. Внешний диаметр датчика 40 мм, диаметр сквозного отверстия 6 мм, длина 38 мм. Кольцевой фотоупругий датчик выполнен из оргстекла (сшитого полистирола СД-8), обладающего достаточной прозрачностью, оптической и механической изотропностью, стабильными оптико-механическими характеристиками, необходимой прочностью. Ниже даны его оптико-механические свойства:

Содержание диметакрилат этиленгликоля, мол, %	8
Коэффициент оптической чувствительности по напряжению, см ² /кгс	$2240 \cdot 10^{-7}$
Цена полосы τ_0^1 ($\lambda = 589$ ммк) / σ_0^1 ($\lambda = 600$ ммк)	0.13 - 0.15 / 0.25
Коэффициент оптической чувствительности по деформациям, см ² /кгс	176.10-4

Плотностные и деформационные характеристики материалов численной модели приведены в таблице.

Материал	Плотность, кг/м ³	Модуль Юнга, ГПа	Коэффициент Пуассона	Предел прочности при сжатии, МПа
Гранит	2900	60.0	0.20	100-150
Эпоксидная смола	1186	9.0	0.29	100
Бетон М400	2440	32.5	0.20	40
Оргстекло	1186	4.0	0.35	40

Механические свойства материалов численной модели

Согласно расчетам, при одинаковых сжимающих давлениях с применением эпоксидной смолы датчик испытывает меньшие усилия, по сравнению с использования бетона марки 400 (рис. 5).



Рис. 5. Распределение эквивалентных напряжений по Мизесу в сечении фотоупругого датчика для двух типов его склейки со стенками отверстия и двух вариантов нагружения: *a*, *б* — бетон, 160 и 173 МПа; *в*, *г* — эпоксидная смола, 160 и 173 МПа

Анализ результатов моделирования показал, что предельное давление, при котором конструкция датчика сохраняет свою прочность при его склейке со стенками отверстия в граните бетоном составляет 160 МПа, эпоксидной смолой — 176 МПа. Полученные значения соизмеримы или превышают предел прочности гранита, что свидетельствует о возможности применения фотоупругих датчиков для определения действующих напряжений в массиве горных пород практически в любых по сложности горно-геологических и геомеханических условиях месторождений.

ПРИМЕНЕНИЕ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОЙ КАРТИНЫ ИЗОХРОМ-ИЗОЛИНИЙ

Для тестирования датчика в скважине и сбора датасета изохромных изображений разных спектров выполнена серия опытов, имитирующих скважинные испытания. Кольцевой фотоупругий датчик закреплялся в центре бетонного куба. Нагружение осуществлялось с помощью гидромеханического пресса давлением до 20 МПа. Бетонный куб помещался на металлическую подставку и нагружался по вертикальной оси (рис. 6*a*). Свет от источника проходил через поляризатор, фотоупругий датчик, анализатор и фиксировался цифровой камерой. Датчик и камера помещались внутри скважины. Изображение с камеры выводилось на экран ноутбука (рис. 6*б*). В режиме реального времени записывались изображения с камеры для последующего покадрового разбиения видео, необходимого для расшифровки оптического эффекта. Таким образом, непрерывно фиксировалось распределение изохром-изолиний на фотоупругом материале датчика.



Рис. 6. Фотоупругий датчик в бетонном кубе (а) и общий вид установки (б)

Давление в эксперименте изменялось от 0 до 2.5 МПа. Всего изготовлено и испытано 5 образцов, каждый из которых нагружался до разрушения. Изменение оптической картины распределения изохром-изолиний фиксировались на видео с частотой съемки 30 кадров/с. Зафиксировано пять видеозаписей общей продолжительностью более 10 мин, что позволило получить более 18 000 изображений. В каждом видео отображено оптическое распределение изохром-изолиний, наблюдаемое на фотоупругом датчике при разных внешних давлениях.

В итоге сформирована база изображений для последующей расшифровки и анализа. Примеры изменения максимальных касательных напряжений в кольцевом фотоупругом датчике в каждом из образцов показаны на оптической картине изохром-изолиний интерференционного поля (рис. 7). После обработки результатов эксперимента и исключения идентичных кадров окончательно получен датасет из 15 000 изображений. Все изображения делились на три датасета: обучающий, проверочный и тестовый. Обучающий датасет использовался для обучения нейросети, тестовый — для измерения точности обученного алгоритма. С помощью проверочного датасета проверялась точность нейросетевого алгоритма на каждом этапе обучения (эпохе).



Рис. 7. Фрагменты распределения изохром-изолиний на пяти видеозаписях для разных образцов

Структура линейного звена (нейрона) нейронной сети представлена на рис. 8*a*. Первый компонент в структуре линейного звена — значение на его входе *x*. Оно связано с ядром нейрона через коэффициент *w* (вес). Второй структурный компонент — смещение *b*. Оно не имеет входящего значения, поэтому перед ним ставится "1", чтобы значение, пришедшее на ядро нейрона, равнялось b = 1b. Модель нейрона описывается уравнением y = wx + b. Алгоритмы глубокого обучения построены на линейных звеньях с несколькими входами [40]. Модель такого нейрона представлена на рис. 8*b*. Чтобы найти значение на выходе в этом случае необходимо сложить все входящие значения, каждый из которых будет иметь свой вес, а также прибавить смещение нейрона: $y = w_0 x_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + b$.



Рис. 8. Основные компоненты нейронной сети: *а* — модель линейного звена; *б* — модель линейного звена с несколькими входами; *в* — модель плотного слоя

Как правило, в нейронной сети нейроны организованы в слои. Собранные вместе линейные звенья обладают общим набором входных данных и образуют плотный слой [40]. Пример такого слоя представлен на рис. 8*в*. Каждый из слоев нейросети выполняет определенную операцию, преобразуя входящие данные. С помощью нейронной сети, содержащей плотный слой, можно выделять определенные признаки среди входящих данных. Однако модель нейрона описывается уравнением прямой и может верно выделить лишь линейные зависимости. Для преодоления этой проблемы в структуру нейронной сети добавляют функцию активации, которая применяется к выходному значению каждого из слоев и преобразует обучающую прямую в нелинейную зависимость. Чем больше плотных слоев с функцией активации на выходе, тем более нелинейную зависимость удается получить [41]. Функция потерь измеряет разницу между реальными целевыми значениями и теми, что предсказывает модель. Оптимайзер — алгоритм оптимизации, изменяющий веса для минимизации функции потерь. Его задача заключается в решении проблемы отклонения от целевых значений на основе данных, полученных через функцию потерь [42].

Итерационные алгоритмы обучают нейросеть по шагам. В процессе одного шага происходят следующие действия:

• выбирается обучающая выборка данных, на которой предсказывается некоторое значение;

• с помощью функции потерь измеряется разница между предсказанными и реальными значениями;

• веса изменяют в направлении минимизации функции потерь.

Эти шаги повторяют до тех пор, пока модель не достигнет требуемой точности.

В ходе обучения нейросетевого алгоритма собираются данные о функции потерь на каждой эпохе. График функции потерь можно использовать для улучшения точности предсказываемых значений. Обучающая кривая содержит данные о недостаточном обучении, либо, наоборот, о переобучении алгоритма. Обучение нейросетевого алгоритма происходит для минимизации функции потерь. При таком обучении часто возникает проблема, при которой алгоритм, обученный на одном наборе входных данных, показывает иной результат при предсказании на похожем наборе входных данных. Поэтому входные данные делятся на две группы: обучающие и проверочные выборки. Затем проводится обучение алгоритма и используется обучающая выборка.

Входные данные подаются для обучения последовательно по выборкам (партиям). Когда все входные данные, т. е. набор всех партий, пройдут через модель, заканчивается одна эпоха. Количество эпох — количество раз, в течение которых нейросеть обработает каждый из обучающих образов данных. Обучение нейронной сети может занимать от десятков до сотен эпох. Скорость обучения — скорость изменения положения обучающей кривой. Чем меньше значение скорости обучения, тем больше эпох необходимо для достижения оптимальных значений весов алгоритма. Партии, эпохи и скорость обучения — наиболее важные параметры, влияющие на процесс обучения (гиперпараметры обучения) [40].

При обучении нейросетевого алгоритма необходимо проверять точность и просчитывать значения функции потерь как для обучающей выборки, так и для проверочной. В результате такого обучения можно построить две кривые, одна из которых соответствует обучающей выборке, другая — проверочной. Интерпретировать кривые можно следующим образом. Кривая, построенная по обучающей выборке, отвечает за взаимодействие алгоритма с входными данными, полученными в ходе обучения. Кривая, построенная на проверочной выборке, отражает взаимодействие обученного алгоритма с данными, которые он встречает впервые.

Для обучения сверточного нейросетевого алгоритма в работе выбрана модель InceptionV3 [29]. Обучение модели проводилось с использованием функции активации Softmax и оптимайзера RMSProp [29]. Гиперпараметры модели, например скорость обучения, изменялись от алгорит-

ма к алгоритму с целью выявить наилучшую их комбинацию. В наилучшей модели скорость обучения составляла 0.0001, количество партий 64. Наилучшая модель получена после 63 эпох обучения, а наилучшие веса наблюдались на 56 эпохе. Для обучающего датасета значение функции потерь на данной эпохе равнялось 0.0225, точность — 0.9948; на проверочном датасете функция потерь составляла 0.0278, точность — 0.9918. Результаты процесса обучения со значениями функции потерь и точности представлены на рис. 9.



В эксперименте напряжения, испытываемые датчиком, записываются непрерывно. Алгоритмы глубокого обучения в свою очередь способны классифицировать дискретные величины, поэтому напряжение необходимо изменять с некоторым шагом. Шаг определяет количество классов, которые будут распознаваться. Точность распознавания изохромной картины напряжений с помощью нейросетей напрямую зависит от шага. В выполненном эксперименте шаг измерения напряжений составлял 0.5 МПа в диапазоне 0.5–2.5 МПа. Таким образом, количество классов равнялось пяти. Для проверки точности модели на реальной выборке изображений использован тестовый датасет из 1793 изображений. Точность сверточного нейросетевого алгоритма на тестовой выборке составила 99.27 %.

В перспективе использование скважинных датчиков на основе описанного метода позволит вести непрерывный мониторинг изменения напряженного состояния массива и интегрировать данные в цифровую геомеханическую модель месторождения на основе технологий IoT.

выводы

Установлено, что для определения и контроля напряженно-деформированного состояния массива горных пород одним из эффективных способов является применение кольцевых фотоупругих датчиков со съемом оптических картин изохром-изолиний цифровой камерой и их распознаванием с помощью нейронных сетей.

В результате проведенного лабораторного эксперимента собран датасет из 15000 изохроматических изображений. Предложен способ расшифровки и обработки получаемых оптических изохроматических картин, который позволяет определять изменение напряжений на 0.5 МПа с точностью 99.27 %.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Zhang Q.-Y., Zhang Y., Duan K., Liu C.-C., Miao Y.-S., and Wu D. Large-scale geo-mechanical model tests for the stability assessment of deep underground complex under truetriaxial stress, Tunnel. Underground Space Technol., 2019, Vol. 83. — P. 577–591.
- Holmøy K. H. and Nilsen B. Significance of geological parameters for predicting water inflow in hard rock tunnels, J. Rock. Mech. Rock. Eng., 2014, Vol. 47. — P. 853–868.
- 3. Li X., Gong F., Tao M., Dong L., Du K., Ma C., Zhou Z., and Yin, T. Failure mechanism and coupled static-dynamic loading theory in deep hard rock mining: A review, J. Rock Mech. Geotech. Eng., 2017, Vol. 9. P. 767–782.
- 4. Liu R., Liu Y., Xin D., Li S., Zheng Z., Ma C., and Zhang C. Prediction of water inflow in subsea tunnels under blasting vibration, Water (Switzerland), 2018, Vol. 10, No. 10. 1336.
- Dammyra O., Nilsena B., and Golleggerb J. Feasibility of tunnel boring through weakness zones in deep Norwegian subsea tunnels, Tunnel. Underground Space Technol., 2017, Vol. 69. — P. 133–146.
- **6.** Бирючев И. В., Макаров А. Б., Усов А. А. Геомеханическая модель рудника. Ч. 1. Создание // Горн. журн. 2020. № 1. С. 42–48.
- 7. Конурин А. И., Неверов С. А., Неверов А. А., Щукин С. А. К проблеме численного моделирования напряженно-деформированного состояния и устойчивости трещиноватого массива // Фундаментальные и прикладные вопросы горных наук. — 2019. — Т. 6. — № 2. — С. 144–150.
- Неверов С. А. Типизация рудных месторождений с ростом глубины по виду напряженного состояния. Ч. І. Современные представления о напряженном состоянии массивов горных пород с ростом глубины // ФТПРПИ. 2012. № 2. С. 56–69.
- **9.** Леонтьев А. В., Рубцова Е. В., Леконцев Ю. М., Качальский В. Г. Измерительно-вычислительный комплекс гидроразрыв // ФТПРПИ. 2010. № 1. С. 104–110.
- **10.** Леонтьев А. В., Макаров А. Б., Тарасов А. Ю. Оценка природного напряженного состояния породного массива на подземном руднике "Нурказган" // ФТПРПИ. 2013. № 4. С. 40–48.
- Курленя М. В., Барышников В. Д., Барышников Д. В., Гахова Л. Н., Качальский В. Г., Хмелинин А. П. Разработка и совершенствование скважинных методов оценки и контроля напряженно-деформированного состояния инженерных горных сооружений // ФТПРПИ. — 2019. — № 4. — С. 182–195.
- **12.** Головин С. А., Гусев К. В. Критерий качественного отличия индустрии 3.0 от индустрии 4.0 (Промышленности 4.0) // Стандарты и качество. 2022. № 4. С. 96–100.
- **13.** Zhang X., Nguyen H., Bui X.-N., Le H. A., Nguyen-Thoi T., Moayedi H., and Mahesh V. Evaluating and predicting the stability of roadways in tunnelling and underground space using artificial neural network-based particle swarm optimization, Tunnel. Underground Space Technol., 2020, Vol. 103. 103517.
- 14. Pu Y., Apel D., Liu W., and Mitri H. Machine learning methods for rockburst prediction-state-of-the-art review, Int. J. Min. Sci. Technol., 2019, Vol. 29. P. 565–570.
- 15. Duan Y., Shen Y., Canbulat I., and Si G. Classification of clustered microseismic events in a coal mine using machine learning, J. Rock Mech. Geotech. Eng., 2021, Vol. 13. P. 1256–1273.
- **16.** Jinqiang W., Basnet P., and Mahtab S. Review of machine learning and deep learning application in mine microseismic event classification, Min. Miner. Deposits, 2021, Vol. 15. P. 19–26.
- **17.** Bhatawdekar R., Nguyen H., Rostami J., Bui X., Jahed Armaghani D., Ragam P., and Mohamad E. Prediction of flyrock distance induced by mine blasting using a novel Harris Hawks optimization-based multi-layer perceptron neural network, J. Rock Mech. Geotech. Eng., 2021, Vol. 13. P. 1413–1427.

- **18.** Isleyen E., Duzgun S., and Carter R. Interpretable deep learning for roof fall hazard detection in underground mines, J. Rock Mech. Geotech. Eng., 2021, Vol. 13. P. 1246–1255.
- **19.** Кулаков Г. И., Счастливцев Е. Л. Скважинные кольцевые фотоупругие датчики. Кемерово: ИУиУ СО РАН, 2007. 272 с.
- **20.** Хаимова-Малькова Р. И. Методика исследования напряжений поляризационно-оптическим методом. — М.: Наука, 1970. — 116 с.
- **21.** Филатов Н. А., Беляков В. Д., Иевлев Г. А. Фотоупругость в горной геомеханике. М.: Недра, 1975. 184 с.
- 22. Трумбачев В. Ф., Славин О. К. Методика моделирования массива горных пород методами фотомеханики. Ч. I–II. — М.: ИГД им. А. А. Скочинского, 1975. — 50 с.
- 23. Ju Y., Ren Z., Mao L., and Chiang F.-P. Quantitative visualization of the continuous whole-field stress evolution in complex pore structures using photoelastic testing and 3D printing methods, Optics Express, 2018, Vol. 26, No. 5. P. 6182–6201.
- 24. Guo J., Zhu B., Liu X., Luo J., and Li Z. Study on the geo-stress loading and excavation unloading devices of the large-scale photoelastic model test for deep-buried tunnels, Hindawi, Shock and Vibration, 2021. 1939505.
- 25. Adelfar M., Tavangar R., Horandghadim N., and Khalil-Allafi J. Evaluating superelastic and shape memory effects using the photostress technique, Materials Today Communications, 2020, Vol. 23. 101156.
- 26. Asai K., Yoshida S., Yamada A., Matsuoka J., Errapart A., and Kurkjian C. R. Micro-photoelastic evaluation of indentation-induced stress in glass, Materials Transactions, 2019, Vol. 60, No. 8. P. 1423–1427.
- 27. Ju Y., Ren Z., Mao L., and Chiang F.-P. Quantitative visualization of the continuous whole-field stress evolution in complex pore structures using photoelastic testing and 3D printing methods, Optics Express, 2018, Vol. 26, No. 5. P. 6182–6201.
- **28.** Wang Y., Zheng G., and Wang X. Development and application of a goafsafety monitoring system using multi-sensor information fusion, Tunnel. Underground Space Technol., 2019, Vol. 94. 103112.
- 29. Konurin A., Neverov S., Neverov A., Orlov D., Zharov I., and Konurina M. Application of artificial neural networks for stress state analysis based on the photoelastic method, Geohazard Mechanics, 2023, Vol. 1, No. 2. P. 128–139.
- **30.** Нестеренко Г. Т., Твердовский Р. К., Артемов Р. П. Совершенствование метода разгрузки для определения напряжений в крепких трещиноватых породах // Тр. ВНИМИ. — 1966. — Вып. 62. — С. 169–182.
- 31. Фамин Л. Б. Установка для экспериментального определения изменений напряженного состояния угольного пласта в призабойной зоне // Технология и экономика угледобычи. — 1960. — № 4. — С. 70–73.
- 32. Hiramatsu Y. Measurement of variation in stress with a photoelastic stressmeter, Kyoto, 1964. 8 p.
- **33.** Barron K. Class insert stressmeters, Trans. Am. Inst. Min. Metall. Eng., 1965, Vol. 235. P. 287–299.
- **34.** Hawkes I. and Fellers G. E. Theory of the determination of greatest principal stress in a biaxial stress field using photoelastic hollow cylinder inclusions, Int. J. Rock Mech. Min. Sci., 1969, Vol. 6. P. 143–158.
- **35.** Шрепп Б. В., Бояркин В. И., Свечников В. Ф. Изучение напряженного массива с использованием фотоупругих тензометров и оптических датчиков // Измерение напряжений в массиве горных пород. Новосибирск: ИГД СО АН СССР, 1972. С. 221–223.
- **36.** Грицко Г. И., Сенук Д. П., Кулаков Г. И. Об измерении напряжений в упруго-наследственной среде с помощью фотоупругих датчиков // ФТПРПИ. 1970. № 3. С. 100–103.

- **37.** Кулаков Г. И. Использование фотоупругих датчиков в методе полной разгрузки // ФТПРПИ. 1980. № 5. С. 116–120.
- **38.** Курленя М. В., Гужова С. В., Кулаков Г. И. Жесткие датчики напряжений для геомеханических измерений. Новосибирск: Наука, 1990. 55 с.
- **39.** Гужова С. В. Развитие методов измерения полных напряжений в массиве горных пород и в тюбинговых крепях с использованием фотоупругих датчиков: дисс. ... канд. техн. наук. — Новосибирск, 2003. — 154 с.
- 40. Галушкин А. И. Нейронные сети: основы теории. М.: РиС, 2014. 496 с.
- **41. Huaiqin Wu.** Global stability analysis of a general class of discontinuous neural networks with linear growth activation functions, Information Sciences, 2009, Vol. 179, No. 19. P. 3432–3441.
- **42.** Каширина И. Л., Демченко М. В. Исследование и сравнительный анализ методов оптимизации, используемых при обучении нейронных сетей // Вестн. ВГУ. Серия: Системный анализ и информационные технологии. 2018. № 4. С. 123–132.

Поступила в редакцию 31/X 2023 После доработки 12/XI 2023 Принята к публикации 16/XI 2023