

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Бобров Д.А. Результаты исследования газоносности пород соляных и глинисто-карбонатных пачек, расположенных по геологическому разрезу между III и IV калийными горизонтами, при проходке вскрывающих уклонов на шахтном поле рудника 2 РУ ОАО «Беларуськалий» // Стратегия и процессы освоения георесурсов: сб. науч. тр. Вып. 16 / ГИ УрО РАН. – Пермь, 2018. – С. 326-329. – DOI: 10.7242/gdsp.2018.16.86.
2. Андрейко С.С. Предотвращение газодинамических явлений при проведении уклонов, вскрывающих IV калийный горизонт, в условиях Старобинского месторождения калийных солей // Стратегия и процессы освоения георесурсов: сб. науч. тр. Вып. 12 / ГИ УрО РАН. – Пермь, 2014. – С. 227-229.
3. Андрейко С.С. Газодинамическая опасность пород IV калийного горизонта и пород калийного горизонта IV-П на шахтном поле Петриковского ГОКА // Горное эхо. – 2021. – № 4 (85). – С. 87-95. – DOI: 10.7242/echo.2021.4.18.
4. Андрейко С.С. Технология проведения уклонов, вскрывающих IV калийный горизонт, по выбросоопасным породам проходческими комбайнами избирательного действия в условиях рудника 2РУ ОАО «Беларуськалий» // Актуальные проблемы повышения эффективности и безопасности эксплуатации горношахтного и нефтепромыслового оборудования: материалы II Междунар. науч.-практ. конф. «Горная и нефтяная электромеханика – 2015». / ПНИПУ. – Пермь, 2015. – Т. 1. – С. 125-131.
5. Литвиновская Н.А. Результаты исследований газоносности и газодинамических характеристик IV калийного горизонта в районе вскрывающих уклонов шахтного поля 2РУ ПАО «Беларуськалий» // Горное эхо. – 2019. – № 2 (75). – С. 79-82. – DOI: 10.7242/echo.2019.2.19.
6. Береснев С.П., Сенюк В.В., Гончар В.И., Андрейко С.С., Литвиновская Н.А. Исследование механизма формирования опасных по газодинамическим явлениям зон в породах калийного горизонта // Горн. журн. – 2010. – № 8. – С.31-33.
7. Андрейко С.С. Механизм образования очагов газодинамических явлений в соляном породном массиве. – Пермь: Изд-во ПГТУ, 2008. – 196 с.
8. Андрейко С.С., Лялина Т.А., Нестеров Е.А., Еловицова А.С. Оценка возможности развития газодинамических явлений при ведении горных работ на III калийном горизонте Краснослободского рудника 2 РУ // Горная механика и машиностроение. – 2012. – № 1. – С. 5-15.
9. Андрейко С.С. Газодинамические явления в калийных рудниках: методы прогнозирования и способы предотвращения: учеб. пособие. – Пермь: Изд-во. ПГТУ, 2007. – 208 с.
10. Андрейко С.С. Гипотезы и модели механизма возникновения газодинамических явлений в шахтах // Горная механика. 2002. – №2. – С. 3-8.

УДК 004.032.26

DOI:10.7242/echo.2022.1.22

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МНОГОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА ДЛЯ НАСТРОЙКИ ПАРАМЕТРОВ ТЕПЛОФИЗИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ЗАМОРАЖИВАЕМЫХ ПОРОД

М.А. Семин

Горный институт УрО РАН, г. Пермь

Аннотация: В статье рассматривается задача определения поправок к модельным теплофизическим параметрам замораживаемых пород с целью достижения максимального соответствия рассчитанного в модели поля температур пород с экспериментально измеренными температурами в контрольно-термических скважинах. Решение данной задачи важно с точки зрения совершенствования методов контроля состояния ледопородных ограждений подземных сооружений с использованием взаимосвязанных теоретических моделей и экспериментальных данных. Поправки к модельным теплофизическим параметрам определяются с использованием модели многослойного персептрона, которая предварительно обучается на заданной тренировочной выборке.

Ключевые слова: искусственное замораживание пород, обратная задача Стефана, искусственные нейронные сети, многослойный персептрон, метод обратного распространения ошибки.

Введение

При строительстве шахтных стволов с применением специального способа искусственного замораживания пород обязательным является систематический контроль состояния замороженных пород [1]. Наиболее распространенным на сегодня способом контроля замораживания является термометрический контроль, подразумевающий строительство нескольких (3-4 шт.) контрольно-термических (КТ) скважин вблизи контура замораживающих колонок (обычно на расстоянии 1-4 м от контура). В КТ скважинах организуется распределенное измерение температуры по их глубине с заданной периодичностью во времени [2].

По данным экспериментального мониторинга температуры в КТ скважинах восстанавливается поле температур во всем замораживаемом породном массиве. Обычно это осуществляется путем подбора теплофизических свойств в задаче таким образом, чтобы теоретическое поле температур в КТ скважинах наилучшим образом соответствовало данным экспериментальных измерений. Математически это приводит к необходимости решения обратных задач теплопроводности с движущейся границей фазового перехода (или задач Стефана) [3, 4].

В настоящее время существует множество методов решения обратных задач Стефана (ОЗС): методы регуляризации [5, 6], метод Тихонова [7], метод фундаментальных решений [8], генетические алгоритмы [9], глубокое обучение [10] и пр. Также в литературе описывается множество типов обратных задач: коэффициентные, ретроспективные, граничные [11]. В настоящей статье речь пойдет о коэффициентной ОЗС, для решения которой будет рассмотрен предложенный автором метод, основанный на нейронной сети (многослойном персептроне). Важно отметить, что нейронные сети применяются не для поиска решения уравнений теплопереноса (как в [10]), а для выбора стратегии наилучшей корректировки параметров задачи теплопереноса исходя из данных эксперимента.

Постановка коэффициентной обратной задачи Стефана

Рассматривается ситуация замораживания однородного изотропного слоя породного массива, содержащего в своем поровом пространстве воду. Замораживание осуществляется вертикальной замораживающей колонкой, в которой движется рассол с некоторыми заданными температурой и расходом. Единственная замораживающая колонка и слой породного массива имеют достаточно большую протяженность в вертикальном направлении, так что вертикальными теплоперетоками от соседних слоев пород и дневной поверхности можно пренебречь. Предполагается, что поровая вода неподвижна, а ее замерзание при понижении температуры происходит по некоторому известному закону. Также принимается гипотеза о локальном тепловом равновесии фаз (твердые частицы пород, вода, лёд).

С учетом сделанных гипотез задача о теплопереносе в замораживаемом породном массиве является одномерной, а изменение термодинамических параметров слоя породного массива может быть описано следующей системой уравнений:

$$\frac{\partial H}{\partial t} = \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left(r \lambda \frac{\partial T}{\partial r} \right), \quad (1)$$

$$H = \rho c_p T + \rho w L \chi(T), \quad (2)$$

$$\chi(T) = \left[1 + \left(\frac{T_{liq} - T}{\omega} \right)^{\frac{1}{1-m}} \right]^{-m}, \quad (3)$$

$$\left[\lambda \frac{\partial T}{\partial r} - \alpha (T_{fr} - T) \right]_{r=R_{fr}} = 0, \quad (4)$$

$$\lambda = \lambda_s(1 - n) + n[\lambda_w \chi + \lambda_i(1 - \chi)], \quad (5)$$

$$n = w \frac{\rho}{\rho_w}, \quad (6)$$

$$T|_{r=R_{out}} = T_0, \quad (7)$$

$$T|_{t=0} = T_0, \quad (8)$$

где H – удельная энтальпия влажных пород, Дж/м³; λ – теплопроводность, Вт/(м·°С); T – температура, °С; ρ – плотность влажных пород, кг/м³; c_p – удельная теплоемкость влажных пород, Дж/(кг·°С); w – массовая влажность пород, кг/кг; L – удельная теплота фазового перехода воды в лед, Дж/кг; T_{liq} – температура начала замерзания поровой воды, °С; ω – характеристическая температура охлаждения, связанная с наиболее часто встречающимся радиусом пор R_{ch} , m – индекс, указывающий на распределение радиуса поры относительно среднего R_{ch} ; α – коэффициент теплоотдачи на границе с замораживающей колонкой, Вт/(м²·°С); T_{fr} – температура рассола в замораживающей колонке, °С; λ_s – теплопроводность сухого скелета (твердых частиц) пород, Вт/(м·°С); λ_w – теплопроводность воды, Вт/(м·°С); λ_i – теплопроводность льда, Вт/(м·°С); n – пористость; ρ_w – плотность воды, кг/м³; R_{fr} и R_{out} – внутренняя и внешняя границы расчетной области по радиальной координате r , м; t – время, с.

Система уравнений (1)-(8) образует прямую задачу Стефана (ПЗС). Параметры породного массива и замораживающей колонки, использованные при дальнейших расчетах ПЗС и ОЗС, сведены в табл.1.

Таблица 1

Параметры задачи Стефана

Параметр	Значение
Плотность влажных пород, кг/м ³	2150
Удельная теплоемкость твердых частиц, Дж/(кг·°С)	810
Теплопроводность твердых частиц, Вт/(м·°С)	3,37
Влажность пород, кг/кг	0,1
Температура начала замерзания воды, °С	0
Температура пород в начальный момент времени, °С	10
Температура хладоносителя, °С	-30
Коэффициент теплоотдачи через замораживающую колонку, Вт/(м ² ·°С)	300
Характеристическая температура охлаждения ω	0,000715
Индекс распределения радиуса поры m	0,249
Радиус замораживающей колонки, м	0,1
Радиус внешней границы домена, м	4
Радиальная координата центра КТ скважины, м	1,5

Для формулировки коэффициентной ОЗС необходимо переопределить задачу (1)-(8), введя известную информацию о временной динамике поля температуры в некоторой точке расчетной области $R_{fr} < R_c < R_{out}$. Физически это соответствует ситуации нахождения КТ скважины в породном массиве. Временная динамика поля температур в данной точке описывается некоторой заданной функцией $T_c(t)$:

$$T|_{r=R_c} = T_c(t). \quad (9)$$

В качестве дополнительных искомым параметров ОЗС вводятся теплопроводность λ_s сухого скелета породного массива и массовая влажность w пород. Таким образом, решение ОЗС состоит в нахождении таких поля температуры $T(r, t)$, теплопроводности λ_s и влажности w , при которых выполнялись бы уравнения (1)-(9).

Нам будет удобнее сформулировать задачу в несколько ином виде, с точки зрения определения не самих параметров λ_s и w , а их приращений $\Delta\lambda_s$ и Δw по отношению к некоторым начальным значениям $\lambda_s^{(0)}$ и $w^{(0)}$. Для этого нужно предположить, что в начале имеются исходные данные задачи (теплофизические свойства пород, рассола и геометрические параметры замораживающей колонки, положение КТ скважины), а поле температур, рассчитанное по этим исходным данным путем решения (1)-(8), не удовлетворяет условию (9). В этой ситуации требуется осуществить корректировку начальных теплопроводности $\lambda_s^{(0)}$ и влажности $w^{(0)}$ пород на предмет наилучшего удовлетворения решения ПЗС (1)-(8) условию (9). Т.е. корректировка предполагает определение таких $\Delta\lambda_s$ и Δw , которые позволили бы для модифицированных теплопроводности $\lambda_s = \lambda_s^{(0)} + \Delta\lambda_s$ и влажности $w = w^{(0)} + \Delta w$ обеспечить наилучшее выполнение условия (9). При этом точное выполнение равенства (9) может быть не достигнуто. В этом смысле величины таких $\Delta\lambda_s$ и Δw должны быть подобраны исходя из условия:

$$\|T|_{r=R_c} - T_c(t)\| \rightarrow \min, \quad (10)$$

где $\|\cdot\|$ – некоторая норма.

Модель многослойного персептрона и его обучение

Корректировку будем осуществлять с помощью искусственной нейронной сети прямой связи – многослойного персептрона [12, 13]. Многослойный персептрон в простейшем случае состоит из трех слоев нейронов: входного слоя, скрытого слоя и выходного слоя (см. рис. 1) – т.е. является трехслойным. Нейроны скрытого слоя используют нелинейную функцию активации, которая может иметь различный вид. Мы рассмотрим две функции – гиперболический тангенс:

$$f(x) = \tanh(ax), \quad (11)$$

и ReLU (Rectified Linear Unit):

$$f(x) = \max(ax; 0), \quad (12)$$

где x – взвешенная сумма входных сигналов, $f(x)$ – выходной сигнал, a – произвольная константа.

При этом выходной слой не будет содержать функцию активации, поскольку мы решаем не задачу классификации, а задачу подбора количественного выражения для приращений теплофизических свойств пород.

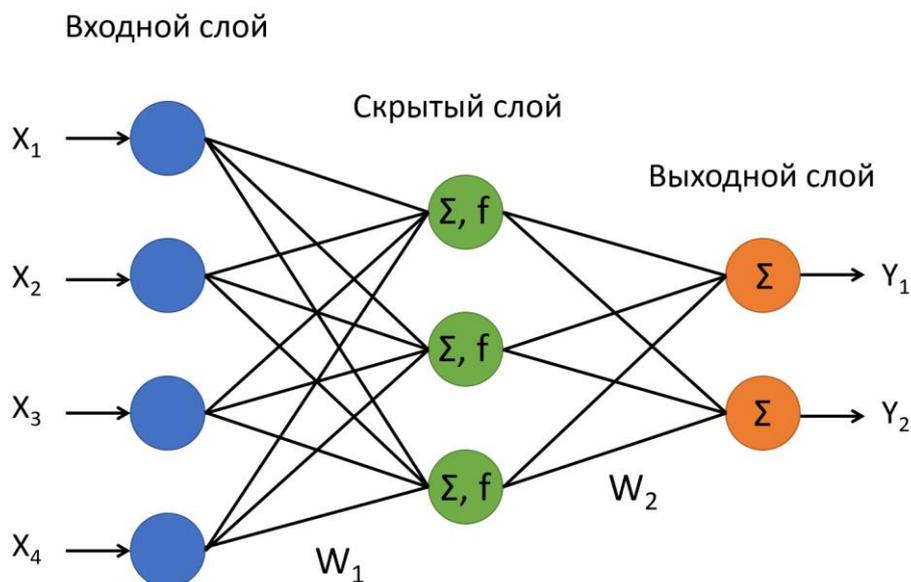


Рис. 1. Структура трехслойного персептрона

Концепция многослойного персептрона подразумевает, что каждый узел в одном слое соединяется с определенным весом $W_{i,jk}$ с каждым узлом в следующем слое (см рис. 1). Матрица W_1 задает множество весов при переходе с входного на скрытый слой, а матрица W_2 задает множество весов при переходе со скрытого на выходной слой.

Количество нейронов на выходном слое определяется исходя из количества настраиваемых параметров и количества критериев качества настройки (или функций оценки работы сети). В нашем случае настройку модели будем оценивать исходя из того, как хорошо она определяет требуемые приращения $\Delta\lambda_s$ и Δw , что потребует задания двух выходных нейронов. Для них можно ввести один интегральный критерий качества решения – относительная ошибка (по методу наименьших квадратов) определения λ_s и w температуры по сравнению с некоторыми известными величинами из обучающей выборки:

$$E = \sum_{i=1}^n \frac{\left(\frac{\lambda_s - \lambda_s^{(train)}}{\lambda_0^{(train)}}\right)^2 + \left(\frac{w - w^{(train)}}{w_0^{(train)}}\right)^2}{2}, \quad (13)$$

где индекс «train» означает, что сравнение осуществляется с тренировочной выборкой, на которой обучается персептрон. Индекс «0» соответствует некоторым характерным величинам теплофизических свойств.

Количество нейронов начального слоя определяется исходя из того, какую информацию мы хотим подать (и считаем достаточной) для качественного обучения модели трехслойного персептрона. В рассматриваемом здесь случае для каждого обучающего примера имеется четыре входных параметра – это отклонения вычисленной температуры от экспериментально измеренной для моментов времени 10, 20, 30 и 40 суток с мо-

мента начала процесса замораживания. Данные отклонения определяются на основании предварительного расчета ПЗС (1)–(8) для истинных (искомых) λ_s и w , а также для отклоненных значений этих теплофизических свойств (на 25–50 %). Пять вариантов вариации каждого теплофизического свойства формируют 25 вариантов отклонений пары $\{\lambda_s, w\}$. Далее часть этой выборки принимается как тренировочная выборка для обучения сети, а оставшаяся часть – как валидационная выборка для проверки качества работы сети.

Количество нейронов скрытого слоя может быть переменным. Обычно оно определяется опытным путем исходя из количества обучающих примеров в тренировочной выборке и поведения решения на валидационной выборке. При этом часто применяется эмпирическое правило, согласно которому количество скрытых нейронов в 2-5 раз меньше количества примеров в тренировочной выборке.

Обучение трехслойного персептрона осуществляется с помощью метода обратного распространения ошибки [12]. Для итоговой корректировки весов используется параметр предыстории γ :

$$\Delta W_{i,jk}^n = \gamma \Delta W_{i,jk}^{n-1} + (1 - \gamma) \eta \frac{\partial E}{\partial W_{i,jk}}, \quad (14)$$

$$W_{i,jk}^n = W_{i,jk}^{n-1} - \Delta W_{i,jk}^n, \quad (15)$$

где η – множитель, задающий скорость градиентного спуска; n – номер временной итерации.

Результаты и их обсуждение

На рис. 2 представлены зависимости рассчитанной относительной ошибки E от количества итераций обучения для различных параметров нейронной сети. Программирование ОЗС и алгоритма обучения персептрона осуществлялось в Wolfram Mathematica. Рассматривались различные функции активации для скрытого слоя (ReLU и гиперболический тангенс), а также различное количество нейронов скрытого слоя (2 и 3). Параметры нейронной сети сведены в табл. 2. Расчеты на рис. 2 соответствуют случаю 8 примеров в тренировочной выборке и 17 примеров в валидационной выборке (всего 25 примеров).

Таблица 2

Параметры нейронной сети

Параметр	Значение
Множитель η скорости градиентного спуска	от 0,04 до 0,2
Параметр γ предыстории	0,05
Параметр a функции активации	1,0
Характерная теплопроводность, Вт/(м·°С)	3,37
Характерная влажность, кг/кг	0,1
Размер тренировочной (обучающей) выборки	от 8 до 12
Размер валидационной выборки	от 13 до 17
Максимальное количество итераций	10^6

В целом наилучшие результаты достигнуты для случая трех скрытых нейронов и максимальной скорости градиентного спуска. Конечная относительная ошибка после 1 млн. итераций составляет 0,0084. При увеличении количества итераций до 1,5 относительная ошибка снижается до 0,0041.

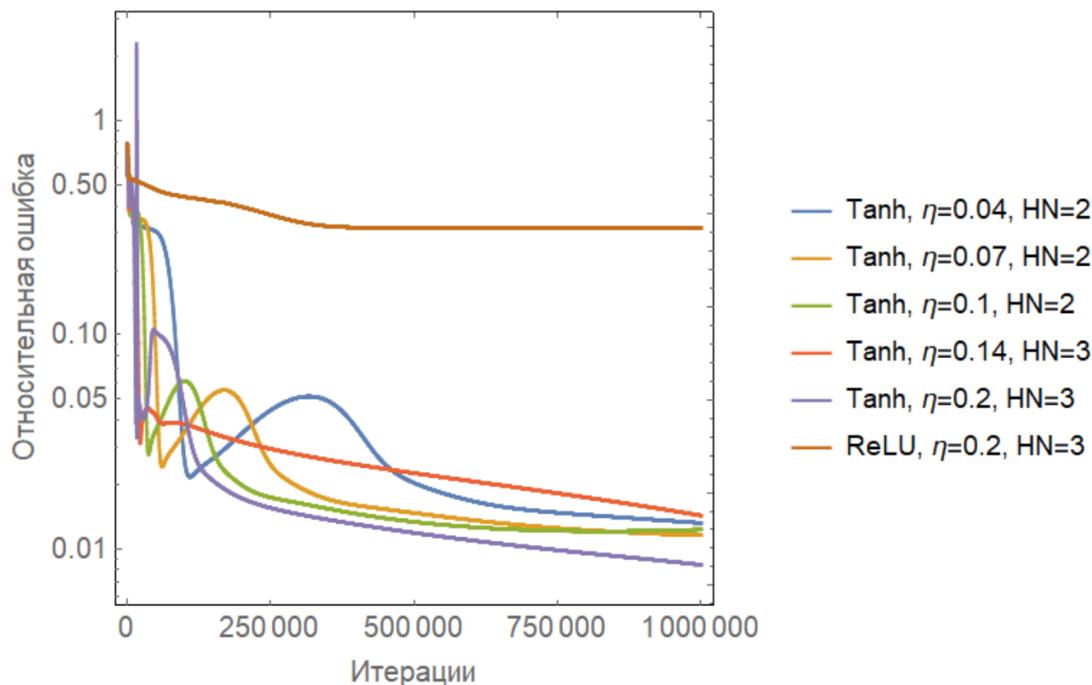


Рис. 2. Зависимости относительной ошибки от количества итераций обучения для различных параметров нейронной сети

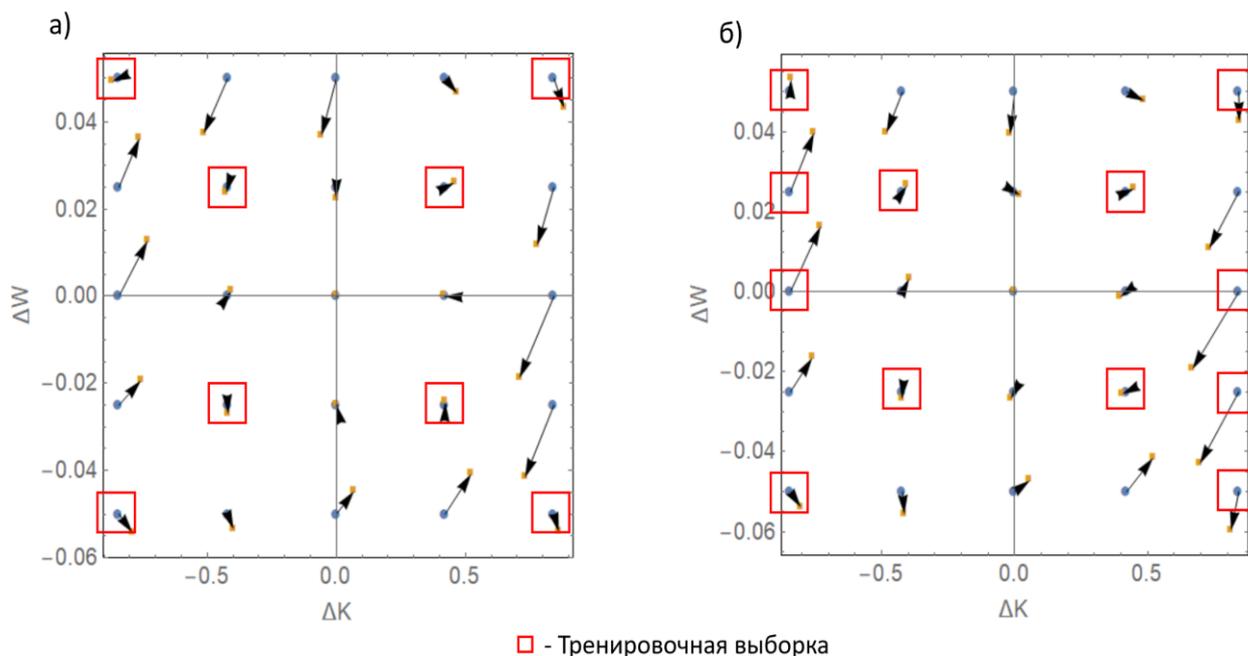


Рис. 3. Тренировочная и валидационная выборки правильных приращений теплофизических свойств пород (синие точки), а также модельные приращения теплофизических свойств пород (желтые точки); векторными стрелками отмечены ошибки прогнозных значений сети; а) 8 тренировочных примеров, б) 12 тренировочных примеров

Максимальная относительная ошибка определения приращений теплофизических свойств по тренировочной выборке составляет 1,5% для λ_s и 6,7% для w . Максимальная относительная ошибка определения приращений теплофизических свойств по валидационной выборке составляет 3,9% для λ_s и 103% для w . Из рис. 3а видно, что высокие ошибки определения Δw имеют место только в случае больших начальных отклонении $\Delta \lambda_s > 0.5$ Вт/(м·°С). Причем расширение размера тренировочной выборки не решает данную проблему, как это видно из рис. 3б. Это говорит о том, что предложенная и обученная нейросеть способна подбирать адекватные приращения теплофизических свойств только при малых $\Delta \lambda_s$: $|\Delta \lambda_s| < 0,5$. Это может быть объяснено тем, что задаваемая данной нейросетью нелинейная функция $y=y(x)$ не способна в полной мере отразить закономерности изменения приращений $\Delta \lambda_s$ и Δw при изменении температурного рассогласования на КТ скважине.

Примечательно, что случай двух скрытых нейронов при различных скоростях градиентного спуска имеет примерно равную минимальную ошибку – около 0,01. А при задании ReLU функции активации ошибка получается достаточно большой (около 0,3) и перестает заметно уменьшаться при количестве итераций более 0,5 млн.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Паршаков О.С., Левин Л.Ю., Семин М.А. Анализ процесса оттаивания горных пород при проходке шахтных стволов способом искусственного замораживания // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2021. – № 8. – С. 51-69. – DOI: 10.25018/0236-1493-2021-8-0-51.
2. Левин Л.Ю., Семин М.А., Паршаков О.С. Совершенствование методов прогнозирования состояния ледопородного ограждения строящихся шахтных стволов с использованием распределенных измерений температуры в контрольных скважинах // Записки Горного института. – 2019. – Т. 237, № 3. – С. 268-274. – DOI: 10.31897/PMI.2019.3.268.
3. Желнин М.С., Плехов О.А., Семин М.А., Левин Л.Ю. Численное решение обратной задачи определения объемной теплоемкости породного массива в процессе искусственного замораживания // Вестн. ПНИПУ: Механика. – 2017. – № 4. – С. 56-75.
4. Левин Л. Ю., Семин М. А., Зайцев А. В. Решение обратной задачи Стефана при анализе замораживания грунтовых вод в породном массиве // Инженерно-физический журнал. – 2018. – Т. 91, №. 3. – С. 655-663.
5. Гольдман Н.Л. Классы единственности решения двухфазных коэффициентных обратных задач Стефана // Докл. Акад. наук. – 2013. – Т. 449, № 5. – С. 507-512.
6. Танана В.П. Об оптимальности по порядку метода проекционной регуляризации при решении условно-корректных задач // Докл. Акад. наук. – 2006. – Т. 410, №. 6. – С. 741-744.
7. Семин М. А., Зайцев А. В., Левин Л. Ю. Численное решение обратной задачи Стефана при анализе искусственного замораживания породного массива // Математическое моделирование. – 2021. – Т. 33, №. 2. – С. 93-108.
8. Johansson B.T., Lesnic D., Reeve T. A method of fundamental solutions for the one-dimensional inverse Stefan problem // Applied Mathematical Modelling. – 2011. – V. 35, №. 9. – P. 4367-4378.
9. Słota D. Solving the inverse Stefan design problem using genetic algorithms // Inverse Problems in Science and Engineering. – 2008. – V. 16, №. 7. – P. 829-846.
10. Wang S., Perdikaris P. Deep learning of free boundary and Stefan problems // Journal of Computational Physics. – 2021. – V. 428. – P. 109914.
11. Алифанов О.М. Обратные задачи теплообмена. – М.: Машиностроение, 1988. – 279 с.: ил.
12. Gardner M.W., Dorling S.R. Artificial neural networks (the multilayer perceptron) – A review of applications in the atmospheric sciences // Atmospheric environment. – 1998. – V. 32, №. 14-15. – P. 2627-2636.
13. Галушкин А.И. Синтез многослойных систем распознавания образов. – М.: Энергия, 1974. – 366 с. ил.