

HISOBLASH VA AMALIY МАТЕМАТИКА MUAMMOLARI

ПРОБЛЕМЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ
И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ
PROBLEMS OF COMPUTATIONAL
AND APPLIED MATHEMATICS



ПРОБЛЕМЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ И ПРИКЛАДНОЙ МАТЕМАТИКИ

№ 1(46) 2023

Журнал основан в 2015 году.

Издается 6 раз в год.

Учредитель:

Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и
искусственного интеллекта.

Главный редактор:

Равшанов Н.

Заместители главного редактора:

Азамов А.А., Арипов М.М., Шадиметов Х.М.

Ответственный секретарь:

Ахмедов Д.Д.

Редакционный совет:

Азамова Н.А., Алоев Р.Д., Бурнашев В.Ф., Загребина С.А. (Россия),
Задорин А.И. (Россия), Игнатъев Н.А., Ильин В.П. (Россия),
Исмагилов И.И. (Россия), Кабанихин С.И. (Россия), Карачик В.В. (Россия),
Курбонов Н.М., Маматов Н.С., Мирзаев Н.М., Мухамедиева Д.Т., Назирова Э.Ш.,
Нормуродов Ч.Б., Нуралиев Ф.М., Опанасенко В.Н. (Украина), Раджабов С.С.,
Расулов А.С., Садуллаева Ш.А., Самаль Д.И. (Беларусь),
Старовойтов В.В. (Беларусь), Хаётов А.Р., Хамдамов Р.Х., Хужаев И.К.,
Хужаеров Б.Х., Чье Ен Ун (Россия), Шабозов М.Ш. (Таджикистан),
Шадиметов Х.М., Dimov I. (Болгария), Li Y. (США), Mascagni M. (США),
Min A. (Германия), Rasulev V. (США), Schaumburg H. (Германия), Singh D. (Южная
Корея), Singh M. (Южная Корея).

Журнал зарегистрирован в Агентстве информации и массовых коммуникаций при
Администрации Президента Республики Узбекистан.

Регистрационное свидетельство №0856 от 5 августа 2015 года.

ISSN 2181-8460, eISSN 2181-046X

При перепечатке материалов ссылка на журнал обязательна.

За точность фактов и достоверность информации ответственность несут авторы.

Адрес редакции:

100125, г. Ташкент, м-в. Буз-2, 17А.

Тел.: +(99871) 231-92-45.

E-mail: journals@airi.uz.

Сайт: journals.airi.uz (www.pvpm.uz).

Дизайн и компьютерная вёрстка:

Шарипов Х.Д.

Отпечатано в типографии НИИ РЦТИИ.

Подписано в печать 28.02.2023 г.

Формат 60x84 1/8. Заказ №1. Тираж 100 экз.

Содержание

<i>Равшанов Н., Аминов С.М.</i> Моделирование многофазной фильтрации в многослойной деформируемой пористой среде	5
<i>Ибрагимов А.А., Хамроева Д.Н.</i> Полная проблема собственных значений для несимметричных интервальных матриц	31
<i>Жалолов О.И., Хаятов Х.У.</i> Алгоритм построения оптимальной интерполяционной формулы в пространстве Соболева $\tilde{W}_2^{(m)}(T_1)$	47
<i>Равшанов Н., Мухамедиева Д.Т., Курбонов Н.М., Тухтамуродов Н.У.</i> Моделирование нелинейной фильтрации флюидов в пористой среде с применением технологий искусственного интеллекта	60
<i>Мадражимов Ш,Ф., Махаров К.Т.</i> Классификация объектов выборки с пропусками в данных	78
<i>Мухамедиева Д.Т., Рустамов Е.Н.</i> Алгоритм обработки знаний	88
<i>Адылова Ф.Т., Давронов Р.Р., Сафаров Р.А., Кушимуратов С.И.</i> Теория чат-ботов и её приложения в здравоохранении	101
<i>Равшанов Н., Пекось О.А., Бакаев И.И.</i> Прогнозирование сердечно-сосудистых заболеваний методами машинного обучения	109
<i>Исмаилов О.М., Мирзахалилов С., Исмаилов М.О.</i> Исследование методов и алгоритмов репликации в системах с распределенной базой данных	116

УДК 519.6+004.8

МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЛИНЕЙНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ФЛЮИДОВ В ПОРИСТОЙ СРЕДЕ С ПРИМЕНЕНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

¹Равшанов Н., ²Мухамедиева Д.Т., ^{1,3*}Курбонов Н.М.,

¹Тухтамуродов Н.У.

*nozim_kurbonov@mail.ru

¹Научно-исследовательский институт развития цифровых технологий и искусственного интеллекта,

100125, Узбекистан, Ташкент, м-в. Буз-2, 17А;

²Национальный исследовательский университет

«Ташкентский институт инженеров ирригации и механизации сельского хозяйства», ул. Кари Ниязий 39, 100000, г. Ташкент, Узбекистан;

³Ташкентский университет информационных технологий имени Мухаммада-ал-Хоразми, 100202, Узбекистан, Ташкент, ул. Амира Темура, 108.

Вопросы разработки адекватной математической модели, описывающей процесс аномальной фильтрации флюидов в пористых средах непосредственно связаны с задачами определения гидродинамических параметров нефте- и газовых коллекторов. С этой целью, в работе предложена модель искусственной нейронной сети, обучаемая на экспериментальных данных, полученных при различных свойствах пористых сред таких как: проницаемость пласта в зависимости от типа горных пород, пористость и мощность пласта, перепады давления, скорость течения жидкости и газа и т.д. В целом, обучающая выборка составила 203 экспериментальных измерений по четырем физическим параметрам образцов терригенных пород. Разработка самой модели искусственной нейронной сети выполнена на языке программирования Python. Исходный датасет был разбит на две части – 90% выборки были использованы для обучения, а оставшиеся 10% – для тестовой проверки качества обучения модели. Задача обучения сводилась к нахождению некоторой функциональной связи $Y = F(X)$, где X – входные, Y – выходные векторы.

Ключевые слова: фильтрация, коэффициент пористости, коллектор, гидродинамические параметры коллектора, нейронная сеть, искусственный интеллект.

Цитирование: Равшанов Н., Мухамедиева Д.Т., Курбонов Н.М., Тухтамуродов Н.У. Моделирование нелинейной фильтрации флюидов в пористой среде с применением технологий искусственного интеллекта // Проблемы вычислительной и прикладной математики. – 2023. – № 1(46). – С. 60-77.

1 Введение

Ведущее место в топливно-энергетическом секторе занимают нефть и газ, составляя основу топливно-энергетических балансов большинства стран. Поэтому, проблемы добычи, переработки, транспортировки энергоносителей и создания систем управления рациональным использованием энергоресурсов являются и остаются приоритетными направлениями, как в нашей республике, так и в мировом масштабе.

Рост производства этих энергоносителей связан с процессами разведки, проектирования, разработки и ввода в действие новых нефтегазовых месторождений. С целью ускорения процессов проектирования и разработки новых нефтегазовых месторождений, повышения технико-экономических показателей нефте- и газоотдачи

пластовых систем, а также наиболее полного извлечения продуктов из старых нефтегазовых залежей, необходимо проведение комплексных исследований с помощью эффективных методов и средств.

Надо отметить, что на сегодняшний день применение возможностей цифровых, информационно-коммуникационных технологий, в том числе, математического и программного обеспечения искусственного интеллекта (ИИ) для решения прикладных задач народного хозяйства, например в нефтегазовой отрасли, даёт возможность обрабатывать и создавать огромные массивы баз данных и баз знаний, значительно сокращать время оперативного анализа эксплуатационных данных, полученных из реальных газовых и нефтяных месторождений, выявлять новые закономерности аномальной фильтрации жидкостей и газа в многослойных пористых средах и учитывать их при дальнейшей разработке коллекторов, а также подбирать оптимальные методы разработки для увеличения добычи нефти и газа, при этом сокращая затраты.

Процесс фильтрации нефти, газа и воды в однородных и неоднородных многослойных пористых средах является важной составляющей при разработке углеводородных месторождений, оценке уровня подземных вод и защите их от распространения ионных соединений, возникающих вследствие кислотной обработки нефтяных залежей.

Таким образом, учет физико-механических свойств жидкостей и газа при фильтрации в пористых средах с более реальными гидродинамическими параметрами является основным показателем для моделирования и проведения комплексного исследования объекта, а так же решения задач проектирования систем разработки месторождений, защиты подземных вод от источников загрязнения и принятия управленческих решений.

В данном направлении работают многочисленные исследователи, как в Узбекистане, так и за рубежом, которыми уже получены значительные результаты практического и теоретического характера. Сотрудниками Чешского технического университета была предложена численная схема высокого порядка аппроксимации по пространственным переменным для однофазного многокомпонентного течения в пористых средах [1]. Математическая модель авторов состоит из уравнений переноса компонентов смеси, уравнения давления и связанных соотношений для физических величин, таких как вязкость или плотность, а также скорости Дарси. Дискретная задача получена с помощью разрывного метода Галеркина для дискретизации уравнений переноса с комбинацией смешанно-гибридного метода конечных элементов для дискретизации уравнения скорости и давления Дарси. Эта задача решается консервативным итерационным методом IMPES.

Исследователями из Китайского нефтяного университета изложен вариант применения метода правильного ортогонального разложения (англ. POD) в численных расчетах течения сланцевого газа в пористой среде с двойной пористостью и двойной проницаемостью [2]. Авторы отмечают, что точность и надежность моделей POD для подобных задач невелики. Для чего, собственно авторами и был предложен новый способ проецирования, который может гарантировать полное сохранение массы системы матрица-трещина. Численные результаты показывают, что модель POD может обеспечить высокую точность (среднее относительное отклонение всего 0,8%) и многократное увеличение скорости вычислений.

Научным коллективом Тюменского индустриального университета во главе с В.А. Коротенко на основе уравнений механики сплошной среды разработана модель неста-

ционарной двухфазной фильтрации нефти и воды, закачиваемой в пласт при учете зависимости коэффициента водонасыщенности от давления [3]. В этой статье авторами дано обоснование применения предложенной зависимости. Система нелинейных дифференциальных уравнений решена с использованием метода интегральных соотношений, что позволило получить приближенное аналитическое решение распределения возмущений напора воды в области двухфазной фильтрации. Тем самым, авторам удалось определить радиус области возмущения (фронт вытеснения нефти водой) и определить границы области возмущения при заданных граничных условиях на забое нагнетательной скважины.

Некоторые аспекты моделирования нестационарных процессов фильтрации двухфазных жидкостей в многопластовых коллекторах в призабойной зоне рассмотрены М. Калимолдаевым [4]. В предложенной модели учитываются количество пластов, давление жидкости в данных пластах, проницаемость пластов, вязкость нефти и т.д. Авторами статьи исследованы плоскопараллельное течение и осесимметричный случай. При численном решении использованы неструктурированные сетки. Шаг интегрирования по времени определяется обобщенным неравенством Куранта. В результате в полученных численных решениях отсутствуют большие осцилляции.

В.Н. Сокотущенко рассматривается математическая модель, позволяющая адекватно рассчитать количественные параметры процесса течения газоконденсатной смеси в пласте с учетом фазового перехода в системе газ-конденсат [5]. Разработанная математическая модель позволяет рассчитать гидродинамические характеристики процесса фильтрации газоконденсатной залежи как колебательной системы и получить их качественное и количественное соответствие. Предложенный автором математический аппарат может служить основой для решения актуальных прикладных задач.

Р.М. Кац с соавторами в статье [6] рассматривают математическую модель двухфазной несмешивающейся фильтрации двух слабосжимаемых жидкостей (нефти и воды). Исследователями описывается концепция суммарной скорости фильтрации. Приводится система конечно-разностных уравнений для предложенной модели, а также описывается программная реализация этой модели и результаты тестирования программы.

Сотрудниками Башкирского государственного университета в статье [7] описаны математическая модель водогазового воздействия на нефтяные залежи и реализация соответствующего программного модуля. Исследователями рассматривается трехфазная фильтрация воды с пузырьками, нефти и свободного газа в пористой среде с учетом роста и укрупнения мелких пузырьков в порах, образования свободной газовой фазы, эффекта проскальзывания, сжимаемости пор и неизотермичности процесса. Также ими проведено многопараметрическое исследование задачи и представлен анализ результатов численного моделирования.

Е.А. Микишаниной рассматривается [8] двумерная стационарная задача фильтрации, описывающая проникание жидкости через упругую пористую плиту, в рамках гипотезы о зависимости коэффициента фильтрации среды от первого инварианта тензора напряжений. На тестовом примере автором аналитически методом Чарного определено давление жидкости внутри плиты и построены графики давления.

В статье С.Т. Мухамбетжанова [9] исследован ряд математических моделей теории фильтрации, представляющих собой усложненные варианты задач типа Стефана и Веригина. Суть исследования состояла в анализе разрешимости моделей, качественных свойств решений и построении численных алгоритмов. Численные ре-

ализации моделей позволяют выполнять прогнозные расчеты на реальных месторождениях. Авторами статьи приведены конкретные тестовые примеры с конкретными данными. В работе И.И. Холматовой [10] рассмотрены вопросы моделирования процесса фильтрации при разработке газовых месторождений, ограниченных водоносными системами. Исследование автора направлено на определение основных параметров залежи для дальнейшей разработки и повышение газоотдачи. С этой целью автором разработана компьютерная модель, описываемая дифференциальным уравнением с переменными коэффициентами при соответствующих начальных и граничных условиях и подвижных границах. Произвольно заданная область преобразуется в стандартную с помощью метода фиктивной области. Функциональные зависимости параметров пористости и проницаемости строятся методом локальной аппроксимации, заданной в некоторых заданных точках пласта для каждой узловой точки. Разработан алгоритм решения задачи методами продольно-поперечной схемы и проточного варианта метода прогонки. Результаты показаны в виде изолиний.

И.И. Холматовой была предпринята попытка доказать, что технологию разработки, основанную на неоднородных параметрах пласта, необходимо внедрять в практику. Численные эксперименты показали, что при использовании этой технологии открываются широкие возможности для поиска высокоэффективных проектных решений при разработке месторождений.

2 Постановка задачи

Для исследования и более адекватного описания процесса фильтрации газа в пористых средах, определения основных показателей, используемых при разработке нефте- и газовых месторождений, а также принятия управленческих решения была разработана трехмерная математическая модель, описываемая уравнением [11–26]

$$\frac{\partial}{\partial x}(\nu_x \rho) + \frac{\partial}{\partial y}(\nu_y \rho) + \frac{\partial}{\partial z}(\nu_z \rho) = -\frac{\partial}{\partial t}(\rho m), \quad (1)$$

а в особых узлах (скважины)

$$\frac{\partial}{\partial x}(\nu_x \rho) + \frac{\partial}{\partial y}(\nu_y \rho) + \frac{\partial}{\partial z}(\nu_z \rho) = -\frac{\partial}{\partial t}(m \rho) - F_Q. \quad (2)$$

В уравнениях (1)-(2)

$$\nu_x = -\frac{K}{\mu} \frac{\partial P}{\partial x}; \nu_y = -\frac{K}{\mu} \frac{\partial P}{\partial y}; \nu_z = -\frac{K_z}{\mu} \frac{\partial P}{\partial z}. \quad (3)$$

Подставляя соотношения (3) в уравнение (2) и, учитывая переменность мощности пласта, получим:

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{K}{\mu} b \rho \frac{\partial P}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{K}{\mu} b \rho \frac{\partial P}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{K_z}{\mu} b \rho \frac{\partial P}{\partial z} \right) = \frac{\partial}{\partial t} (m \rho) \tilde{b} - F_Q, \quad (4)$$

где

$$F_Q = \frac{\rho Q P_{at}}{P \Delta z \Delta x \Delta y} \cdot \frac{2\mu}{b \cdot K} \delta(x, y, z), \quad \delta(x, y, z) = \begin{cases} 1 & \text{при } (x, y, z) \in \gamma_\nu; \\ 0 & \text{при } (x, y, z) \notin \gamma_\nu. \end{cases}$$

Здесь Q – объемный расход (при атмосферном давлении) на скважинах, $Q\rho$ – массовый расход, P – давление; P_{at} – атмосферное давление, ρ – плотность, b – мощность

пласта, \tilde{b} – среднее значение мощности в сеточном квадрате, Δx , Δy , Δz – шаги по координатам x , y и z соответственно; m – пористость пласта; K , μ – соответственно коэффициент фильтрации и вязкости газа, $K_z = f(m, g)$, γ_ν – множество точек области G , в которых могут присутствовать скважины.

Примем, что газ идеальный и $\rho = const \cdot P$. Тогда получаем

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{K}{\mu} b P \frac{\partial P}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{K}{\mu} b P \frac{\partial P}{\partial y} \right) + \frac{\partial}{\partial z} \left(\frac{K_z}{\mu} b P \frac{\partial P}{\partial z} \right) = \frac{\partial}{\partial t} (m p) \tilde{b} - F_q. \quad (5)$$

Уравнение (5) справедливо для любого закона фильтрации и любой зависимости плотности от давления.

Если в уравнении (5) все коэффициенты постоянные, т.е. $K = K_z = \mu = b = m = const$, то получим:

$$\frac{\partial^2 P^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 P^2}{\partial z^2} = \frac{2m\mu}{K} \frac{\partial P}{\partial t} - \frac{Q P_{at}}{\Delta x \Delta y \Delta z} \cdot \frac{2\mu}{b \cdot K} \delta(x, y, z) \quad (6)$$

с соответствующими краевыми условиями:

$$P(x, y, z, t)|_{t=0} = P_H; \quad (7)$$

$$K P \frac{\partial P}{\partial x} \Big|_{x=0} = -\eta (P_{at} - P); \quad (8)$$

$$K P \frac{\partial P}{\partial x} \Big|_{x=L_x} = \eta (P_{at} - P); \quad (9)$$

$$K P \frac{\partial P}{\partial y} \Big|_{y=0} = -\eta (P_{at} - P); \quad (10)$$

$$K P \frac{\partial P}{\partial y} \Big|_{y=L_y} = \eta (P_{at} - P); \quad (11)$$

$$K P \frac{\partial P}{\partial z} \Big|_{z=0} = 0; \quad K P \frac{\partial P}{\partial z} \Big|_{z=L_z} = 0. \quad (12)$$

$$\oint \frac{K}{\mu} b \cdot \frac{\partial P}{\partial n} ds = c Q_\nu; \quad (13)$$

В итоге получен окончательный вид модели, с помощью которой можно проводить исследования процесса фильтрации рассматриваемого компонента в пористой среде с целью определения основных параметров разработки и проектирования нефте- и газовых месторождений.

Анализ проведенных научно-исследовательских работ по процессу фильтрации жидкости и газа в пористых средах показал, что одним из важных параметров является проницаемость пласта, характеризующая проводимость коллектора и который изменяется в широком диапазоне - от 10-12 до 10-23 м² в зависимости от типов горных пород. Традиционно для определения проницаемости пород в лабораторных условиях в качестве флюида используют инертные газы, чтобы минимизировать влияние флюида на измеряемую проницаемость.

Как было сказано в работе [27], проницаемость пористых сред, определенная с использованием газа, отличается от истинного значения. Данное явление объясняется

эффектом проскальзывания газа (эффект Клинкенберга), возрастающим с уменьшением проницаемости нефти и газового коллектора. Надо отметить, что до недавнего времени считалось, что эффект Клинкенберга важен только для корректного определения проницаемости пород в лабораторных условиях и что он малосуществен в задачах прогнозирования производительности скважин. При процессе фильтрация флюидов в пористых средах отклонение от закона Дарси может проявляться под действием инерционных сил в пористых средах и по мере увеличения градиентов давления и скорости течения жидкости и газа силы инерции становятся более значительными, и связь между градиентом давления и скоростью течения становится нелинейной. В этом случае закон Дарси обычно заменяется уравнением Форхгеймера, в котором используется инерционный коэффициент (коэффициент Форхгеймера), метод определения которого недостаточно хорошо изучен.

Схожие задачи, связанные с прогнозированием основных показателей и параметров пористой среды, при разработке нефти и газовых месторождений с привлечением методов искусственного интеллекта (ИИ) подробно рассмотрены в работе [28]. Результаты указанной работы показали эффективность методов машинного обучения при решении подобных задач.

В работе [29] искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой математическую модель биологической нейронной сети (рис. 1), где нейрон получает входы из образца и смешивает их с весами для вычисления чистого входа. Чистый вход затем передается функции активации (в данном случае единичная ступенчатая функция), которая генерирует бинарный выход -1 или $+1$ - распознанную метку класса образца. Во время фазы обучения этот выход используется для вычисления ошибки распознавания и для обновления весов.

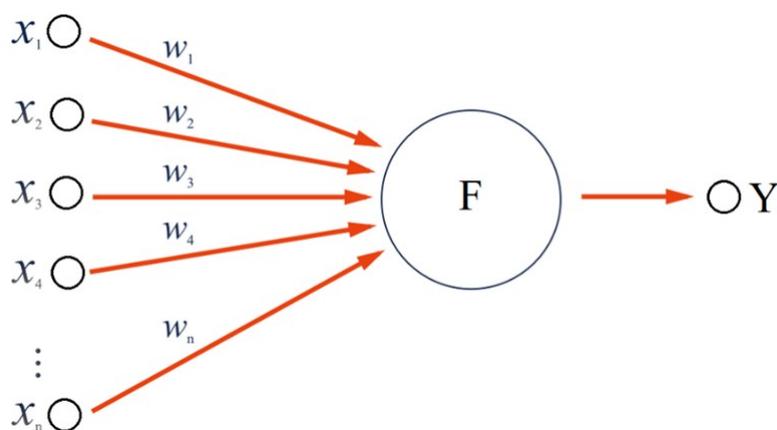


Рис. 1 Нейронная структура

В предлагаемой модели в качестве входных параметров используются физические характеристики образца породы и флюида, в полной мере описывающие течение газа в пористой среде и при этом определяемые до начала моделирования с большой степенью достоверности из проведенных лабораторных исследований (табл. 1). В модели не были учтены такие входные параметры, как диаметр образца, вязкость и плотность газа, а также температура окружающей среды, поскольку во всех образцах породы они имели одинаковое значение.

Исходные параметры модели ИНС для предсказания проницаемости пористой среды при процессе фильтрации жидкости и газа в нефтяных и газовых коллекторах приведены в таблице 1.

Таблица 1. Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды

№	Характеристика	Ед. изм.
1	Пористость, ϕ	-
2	Длина образца, l	метр
3	Перепад давления, $\Delta\rho$	Па
4	Скорость течения жидкости и газа, u	м./с.

Обучающая выборка составила 203 экспериментальных измерения по четырем физическим параметрам образцов терригенных пород.

Создание модели ИНС осуществлялось на программном языке Python. Разрабатываемая модель ИНС была обучена на 90% исходной выборки, а оставшиеся 10% выборки были использованы для тестовой проверки качества обучения модели.

Таблица 2. Структура ИНС

Слой	Функция активации	Число нейронов
Входной	ReLU	6
Первый скрытый слой	Sigmoid	3
Второй скрытый слой	Linear	11
Третий скрытый слой	Linear	11
Выходной	ReLU	1

Требуется решить задачу построения решающего правила определения принадлежности неизвестного объекта, то есть набора обучающих выборок, с помощью нейросетевого алгоритма.

Несмотря на разнообразие нейронных сетей, все они имеют общие черты. Таким образом, все они, как и человеческий мозг, состоят из нейронов, имитирующих многие однотипные элементы — нейроны головного мозга.

Как видно из рис. 1, искусственный нейрон, как и живой, состоит из синапсов, соединяющих входы нейрона с ядром, ядра нейрона, обрабатывающего входные сигналы, и аксона, соединяющего нейрон с нейроны следующего слоя. Каждый синапс имеет вес, который определяет, насколько входные данные соответствующего нейрона влияют на его состояние. Состояние нейрона определяется формулой.

$$F = \sum_{i=1}^n x_i w_i \quad (14)$$

Здесь:

- n - количество входных нейронов;
- $x_i - i$ - значение входных нейронов;
- $w_i - i$ - синаптический вес.

Тогда значение аксона нейрона можно определить с помощью формулы

$$Y = f(S). \tag{15}$$

Здесь f есть функция, называемая активацией. Часто в качестве функции активации используют сигмоиду, имеющую следующий вид:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-ax}}. \tag{16}$$

Основное преимущество этой функции в том, что она дифференцируема по всей оси абсцисс и имеет очень простую производную:

$$f'(x) = \alpha f(x)(1 - f(x)). \tag{17}$$

При уменьшении параметра α сигмоида уплощается и становится горизонтальной линией, которая находится на уровне 0,5 при $\alpha = 0$.

Перераспределение ошибок в нейронных сетях — мощный инструмент прогнозирования и качественного анализа. Ошибка распространяется от выходного слоя к входному слою, то есть в направлении, противоположном направлению распространения сигнала при нормальной работе сети. В общем случае задача обучения нейронных сетей сводится к нахождению некоторой функциональной связи $Y = F(X)$, где X — входные, Y — выходные векторы. В общем случае такая задача с конечным набором входных задач имеет бесконечное множество решений. Для ограничения пространства поиска при обучении ставится задача минимизации целевой функции ошибки нейронной сети, которая находится методом наименьших квадратов:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p (y_j - d_j)^2 \tag{18}$$

где

- $y_i - j$ - значение выходного нейрона;
- $d_i - j$ - вывести идеальное значение;
- p - количество нейронов в выходном слое.

Нейронная сеть обучается методом градиентного спуска, что означает, что на каждой итерации вес меняется по следующей формуле:

$$w_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \tag{19}$$

где η — параметр, определяющий скорость обучения.

$$\partial_j^{(n)} = \sum_k \partial_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)}. \tag{20}$$

Найти нейросеть для последнего слоя несложно, так как мы знаем целевой вектор, то есть вектор значений, которые нейросеть должна сгенерировать для заданного набора входных значений

$$\partial_j^{(N)} = (y_j^{(N)} - d_j). \tag{21}$$

И, наконец, запишем формулу (19) в развернутом виде

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot x_i^n. \quad (22)$$

Алгоритм обучения нейронной сети выглядит следующим образом:

Шаг 1: посылаем на вход нейросети и определяем выходные значения нейронов сети;

Шаг 2: Рассчитывается для выходного слоя нейронной сети по формуле (21) и рассчитывается изменение весов выходного слоя по формуле (22);

Шаг 3: для остальных слоев нейронной сети вычисляется $n = N - 1 \dots 1$ по формулам (20), (22) и $\Delta w_{ij}^{(n)}$ соответственно;

Шаг 4: корректируются все веса нейронной сети;

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (23)$$

Шаг 5: Если ошибка критическая, то переходите к Шагу 1.

На шаге 2 векторы из обучающей последовательности представляются сети в случайном порядке.

Итак, приведен алгоритм обучения нейронной сети для определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды.

Таблица 1 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.13E - 12 \text{ m}^2$; $\varphi = 0.204$; $l = 0.051 \text{ m}$; $d = 0.033 \text{ m}$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000675	0,204	0,051	1,19	1,1662
200000	100000	0,000143	0,204	0,051	1,05	1,0422
250000	100000	0,000223	0,204	0,051	0,939	0,9379
300000	100000	0,000311	0,204	0,051	0,859	0,8623
350000	100000	0,000411	0,204	0,051	0,807	0,8193
400000	100000	0,000508	0,204	0,051	0,748	0,761
500000	100000	0,000706	0,204	0,051	0,669	0,6566
600000	100000	0,000911	0,204	0,051	0,575	0,5769
700000	100000	0,0011	0,204	0,051	0,506	0,4919
900000	100000	0,00153	0,204	0,051	0,422	0,4172
1100000	100000	0,00196	0,204	0,051	0,36	0,3663
1300000	100000	0,00243	0,204	0,051	0,319	0,3468
1500000	100000	0,00287	0,204	0,051	0,283	0,322

Таблица 2 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 2.54E - 13m^2$; $\varphi = 0.188$; $l = 0.051m$; $d = 0.033m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000192	0,188	0,051	0,339	0,3297
200000	100000	0,0000417	0,188	0,051	0,307	0,3025
250000	100000	0,0000675	0,188	0,051	0,286	0,3011
300000	100000	0,000095	0,188	0,051	0,262	0,2824
350000	100000	0,000126	0,188	0,051	0,247	0,235
400000	100000	0,000158	0,188	0,051	0,232	0,2095
500000	100000	0,000197	0,188	0,051	0,181	0,1692
600000	100000	0,000297	0,188	0,051	0,187	0,1804
700000	100000	0,000378	0,188	0,051	0,174	0,1754
900000	100000	0,000556	0,188	0,051	0,153	0,164
1100000	100000	0,000729	0,188	0,051	0,136	0,1459
1300000	100000	0,00091	0,188	0,051	0,12	0,1305
1500000	100000	0,0011	0,188	0,051	0,108	0,1192

Таблица 3 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.78E - 13m^2$; $\varphi = 0.192$; $l = 0.051m$; $d = 0.033m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000149	0,192	0,051	0,265	0,2542
200000	100000	0,0000325	0,192	0,051	0,241	0,2301
250000	100000	0,0000525	0,192	0,051	0,222	0,2102
300000	100000	0,0000742	0,192	0,051	0,206	0,2022
350000	100000	0,0000977	0,192	0,051	0,193	0,1949
400000	100000	0,000123	0,192	0,051	0,181	0,1717
500000	100000	0,000175	0,192	0,051	0,162	0,1533
600000	100000	0,000233	0,192	0,051	0,148	0,1462
700000	100000	0,000292	0,192	0,051	0,135	0,1369
900000	100000	0,000436	0,192	0,051	0,121	0,121
1100000	100000	0,000583	0,192	0,051	0,108	0,1036
1300000	100000	0,000736	0,192	0,051	0,097	0,091
1500000	100000	0,000897	0,192	0,051	0,089	0,0832

Таблица 4 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.75E - 13 m^2$; $\varphi = 0.202$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000158	0,202	0,051	0,278	0,272
200000	100000	0,0000345	0,202	0,051	0,252	0,2468
250000	100000	0,0000553	0,202	0,051	0,231	0,2262
300000	100000	0,0000783	0,202	0,051	0,215	0,2197
350000	100000	0,000103	0,202	0,051	0,202	0,2025
400000	100000	0,000129	0,202	0,051	0,189	0,1775
500000	100000	0,000185	0,202	0,051	0,169	0,1601
600000	100000	0,000243	0,202	0,051	0,152	0,1523
700000	100000	0,000306	0,202	0,051	0,14	0,1445
900000	100000	0,000453	0,202	0,051	0,124	0,1284
1100000	100000	0,000606	0,202	0,051	0,111	0,1105
1300000	100000	0,000758	0,202	0,051	0,099	0,0955
1500000	100000	0,000936	0,202	0,051	0,092	0,0883

Таблица 5 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.74E - 13 m^2$; $\varphi = 0.192$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,000013	0,192	0,051	0,232	0,2208
200000	100000	0,0000296	0,192	0,051	0,219	0,2087
250000	100000	0,0000489	0,192	0,051	0,207	0,191
300000	100000	0,0000708	0,192	0,051	0,197	0,1889
350000	100000	0,000095	0,192	0,051	0,188	0,1878
400000	100000	0,00012	0,192	0,051	0,178	0,1684
500000	100000	0,000175	0,192	0,051	0,162	0,1533
600000	100000	0,000236	0,192	0,051	0,15	0,1479
700000	100000	0,000292	0,192	0,051	0,135	0,1369
900000	100000	0,000439	0,192	0,051	0,122	0,122
1100000	100000	0,000597	0,192	0,051	0,111	0,1069
1300000	100000	0,00075	0,192	0,051	0,099	0,0932
1500000	100000	0,000925	0,192	0,051	0,092	0,0862

Таблица 6 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.65E - 13 m^2$; $\varphi = 0.173$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,000014	0,173	0,051	0,249	0,239
200000	100000	0,0000307	0,173	0,051	0,228	0,2177
250000	100000	0,00005	0,173	0,051	0,212	0,1998
300000	100000	0,0000708	0,173	0,051	0,197	0,1918
350000	100000	0,0000928	0,173	0,051	0,183	0,1833
400000	100000	0,000118	0,173	0,051	0,174	0,1681
500000	100000	0,000169	0,173	0,051	0,157	0,1499
600000	100000	0,000225	0,173	0,051	0,143	0,1409
700000	100000	0,000272	0,173	0,051	0,126	0,1258
900000	100000	0,000417	0,173	0,051	0,116	0,1123
1100000	100000	0,000561	0,173	0,051	0,104	0,0968
1300000	100000	0,000708	0,173	0,051	0,094	0,0858
1500000	100000	0,000875	0,173	0,051	0,087	0,0802

Таблица 7 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.36E - 13 m^2$; $\varphi = 0.147$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000121	0,147	0,051	0,215	0,2148
200000	100000	0,0000246	0,147	0,051	0,196	0,1872
250000	100000	0,0000433	0,147	0,051	0,183	0,1787
300000	100000	0,0000617	0,147	0,051	0,171	0,1718
350000	100000	0,0000817	0,147	0,051	0,161	0,1661
400000	100000	0,000103	0,147	0,051	0,152	0,1556
500000	100000	0,000148	0,147	0,051	0,136	0,1362
600000	100000	0,000195	0,147	0,051	0,124	0,1236
700000	100000	0,000247	0,147	0,051	0,116	0,1129
900000	100000	0,000353	0,147	0,051	0,098	0,0931
1100000	100000	0,000478	0,147	0,051	0,088	0,0824
1300000	100000	0,000606	0,147	0,051	0,08	0,0761
1500000	100000	0,00075	0,147	0,051	0,074	0,0732

Таблица 8 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.01E - 13 m^2$; $\varphi = 0.184$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,00000967	0,184	0,051	0,169	0,1679
200000	100000	0,0000217	0,184	0,051	0,158	0,1584
250000	100000	0,0000353	0,184	0,051	0,147	0,1316
300000	100000	0,000051	0,184	0,051	0,14	0,1284
350000	100000	0,0000667	0,184	0,051	0,13	0,1286
400000	100000	0,000085	0,184	0,051	0,124	0,1299
500000	100000	0,000122	0,184	0,051	0,111	0,1145
600000	100000	0,000162	0,184	0,051	0,101	0,106
700000	100000	0,000203	0,184	0,051	0,093	0,097
900000	100000	0,000292	0,184	0,051	0,08	0,0829
1100000	100000	0,000397	0,184	0,051	0,073	0,0761
1300000	100000	0,000514	0,184	0,051	0,067	0,0728
1500000	100000	0,000633	0,184	0,051	0,062	0,071

Таблица 9 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 8.58E - 14 m^2$; $\varphi = 0.201$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,00000854	0,201	0,051	0,146	0,1412
200000	100000	0,0000188	0,201	0,051	0,134	0,1321
250000	100000	0,0000312	0,201	0,051	0,126	0,103
300000	100000	0,0000446	0,201	0,051	0,119	0,099
350000	100000	0,00006	0,201	0,051	0,114	0,1065
400000	100000	0,0000758	0,201	0,051	0,108	0,1123
500000	100000	0,00011	0,201	0,051	0,098	0,1081
600000	100000	0,000147	0,201	0,051	0,089	0,096
700000	100000	0,000188	0,201	0,051	0,083	0,0907
900000	100000	0,000261	0,201	0,051	0,07	0,0785
1100000	100000	0,000361	0,201	0,051	0,066	0,0735
1300000	100000	0,000472	0,201	0,051	0,06	0,0716
1500000	100000	0,000583	0,201	0,051	0,055	0,0704

Таблица 10 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 2.27E - 14 m^2$; $\varphi = 0.202$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,00000242	0,202	0,051	0,043	0,0395
200000	100000	0,00000527	0,202	0,051	0,039	0,0524
250000	100000	0,0000088	0,202	0,051	0,037	0,0332
300000	100000	0,0000125	0,202	0,051	0,035	0,0379
350000	100000	0,0000169	0,202	0,051	0,033	0,0264
400000	100000	0,0000215	0,202	0,051	0,032	0,0218
500000	100000	0,0000282	0,202	0,051	0,026	0,0301
600000	100000	0,0000419	0,202	0,051	0,027	0,0251
700000	100000	0,000055	0,202	0,051	0,025	0,0218
900000	100000	0,0000833	0,202	0,051	0,023	0,0189
1100000	100000	0,000114	0,202	0,051	0,021	0,0195
1300000	100000	0,000149	0,202	0,051	0,02	0,015
1500000	100000	0,000192	0,202	0,051	0,019	0,0205

Таблица 11 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.60E - 14 m^2$; $\varphi = 0.149$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,00000149	0,149	0,051	0,024	0,0882
200000	100000	0,00000333	0,149	0,051	0,025	0,1224
250000	100000	0,0000057	0,149	0,051	0,024	0,0984
300000	100000	0,00000822	0,149	0,051	0,023	0,0818
350000	100000	0,000011	0,149	0,051	0,022	0,0753
400000	100000	0,0000141	0,149	0,051	0,021	0,0745
500000	100000	0,000021	0,149	0,051	0,019	0,0803
600000	100000	0,0000288	0,149	0,051	0,018	0,0886
700000	100000	0,0000375	0,149	0,051	0,017	0,0955
900000	100000	0,0000567	0,149	0,051	0,016	0,1017
1100000	100000	0,0000783	0,149	0,051	0,014	0,0946
1300000	100000	0,000103	0,149	0,051	0,013	0,0716
1500000	100000	0,000131	0,149	0,051	0,013	0,0375

Таблица 12 Экспериментальные данные определения абсолютной проницаемости образцов пористой среды с помощью нейронной сети ($k = 1.40E - 14 m^2$; $\varphi = 0.169$; $l = 0.051 m$; $d = 0.033 m$.)

Нормализованные данные (входные в нейронную сеть).						Предсказанные данные нейронной сетью
P1	P2	Q	f	z	Y	
150000	100000	0,0000013	0,169	0,051	0,023	0,0598
200000	100000	0,000003	0,169	0,051	0,022	0,1024
250000	100000	0,00000487	0,169	0,051	0,021	0,0888
300000	100000	0,00000705	0,169	0,051	0,02	0,0723
350000	100000	0,00000955	0,169	0,051	0,019	0,0663
400000	100000	0,0000122	0,169	0,051	0,018	0,0665
500000	100000	0,0000183	0,169	0,051	0,017	0,0746

3 Выводы

Для определения гидродинамических параметров нефте- и газовых коллекторов обучающая выборка составила 203 экспериментальных измерения по четырем физическим параметрам образцов терригенных пород, включая высокопроницаемые, низкопроницаемые и сверхнизко проницаемые образцы.

Создана модель искусственной нейронной сети, реализованная на языке программирования Python. Модель была обучена на 90% данных исходной выборки, а оставшиеся 10% выборки были использованы для тестовой проверки качества обучения, выполненного методом градиентного спуска. Обученная нейронная сеть затем использовалась для определения абсолютной проницаемости образцов различных пород.

Литература

- [1] *Gális, P., Mikyška, J.* Mathematical Modeling of the Single-Phase Multicomponent Flow in Porous Media. // Computational Science – ICCS 2021. Cham: Springer – 2021. – Vol. 12747. – P. 200–214. doi: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-030-77980-1_16
- [2] *Wang Y., Sun S., Yu B.* Acceleration of Gas Flow Simulations in Dual-Continuum Porous Media Based on the Mass-Conservation POD Method. // Energies. – 2017. – Vol. 10. No. 9. doi: <http://dx.doi.org/10.3390/en10091380>
- [3] *Korotenko V.A., Grachev S.I., Kushakova N.P., Leontiev S.A., Zaboeva M.I., Aleksandrov M.A.* On modeling of non-stationary two-phase filtration // IOP Conf. Ser.: Earth and Environmental Science. – 2018. – Vol. 181. – Art. No. 012016. doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1755-1315/181/1/012016>
- [4] *Kalimoldayev M., Kuspanova K., Baisalbayeva K., Mamyrbayev O., Abdildayeva A.* Numerical simulation of two-phase filtration in the near well bore zone // Open Engineering. – 2018. – Vol. 8. No. 1. – P. 77–86. doi: <http://dx.doi.org/10.1515/eng-2018-0010>
- [5] *Сокотущенко В.Н.* Математическое и экспериментальное моделирование процессов фильтрации углеводородов в газоконденсатном пласте // Вестник Международного университета природы, общества и человека «Дубна». Серия: Естественные и инженерные науки. – 2021. – №1(38). – С. 32–37.

- [6] *Кац Р.М., Волгин Е.Р., Афанаскин И.В.* Численное моделирование двухфазной фильтрации нефти и воды // Труды научно-исследовательского института системных исследований РАН. – 2014. – Т. 4. № 2. – С. 141–148.
- [7] *Питюк Ю.А., Мусин А.А., Ковалева Л.А., Фахреева Р.Р.* Численное моделирование фильтрации водогазовой смеси в пористых средах // Вестник Башкирского университета. – 2019. – Т. 24. № 2. – С. 295–300.
- [8] *Микшианина Е.А.* Решение задачи фильтрации жидкости в упруго-пористой среде с переменной проницаемостью // Вестник Чувашского государственного педагогического университета. Серия: Механика предельного состояния. – 2018. – №1(35). – С. 57–62.
- [9] *Мухамбетжанов С.Т., Тилепиев М.Ш., Назарбекова К.Т.* Математическое и численное моделирование процесса фильтрации жидкости в пористой среде // Информация и образование: границы коммуникаций. – 2019. – № 11(19). – С. 219–221.
- [10] *Kholmatova I.I.* Mathematical modeling and numerical algorithm for the gas displacement by water in an inhomogeneous porous medium // Journal of Physics: Conference Series. – 2020. – Vol. 1546. – Art. No. 012084. doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1546/1/012084>
- [11] *Ravshanov N., Aminov S., Kravets O.Ja.* Mathematical model and numerical algorithms to analyze gas filtration process in a porous medium // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – Vol. 1399. Issue 5. – P. 055036. doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1399/5/055036>
- [12] *Kurbonov N.* 3D model and numerical algorithm for gas filtration in porous media // Mathematical Modeling and Computing. – 2022. – Vol. 9. No. 3. – P. 637–646. doi: <http://dx.doi.org/10.23939/mmc2022.03.637>
- [13] *Kurbonov N.* Computer Simulation of Three-Dimensional Gas Filtration Process in Porous Media // International Conference on Information Science and Communications Technologies (ICISCT). – 2021. – P. 1–5. doi: <http://dx.doi.org/10.1109/ICISCT52966.2021.9670250>
- [14] *Ravshanov N., Kurbonov N.M.* Computational experiment for analysis of main parameters of the gas filtration process in porous medium // American Journal of Mathematical and Computational Sciences. – 2016. – № 1(1). – P. 29–36.
- [15] *Ravshanov N., Kurbonov N. M.* Numerical simulation of gas filtration in a porous medium // Information technology modeling and management. Voronezh – 2016. – № 1 (97). – P. 34–45.
- [16] *Sadullaev R., Ravshanov N., Kurbonov N.M.* Mathematical model and numerical algorithm for gas filtration in porous media // Bulletin of Tashkent State Technical University. Tashkent. – 2011. – № 3–4. – P. 3–8.
- [17] *Kurbonov N., Ibragimova K.* Numerical solution of the problem of gas filtration in porous media by the method of coordinate splitting // Journal of Mathematical and Computational Science. – 2021. – Vol 11. Issue 6. – P. 7269–7286. doi: <http://dx.doi.org/10.28919/jmcs/5984>
- [18] *Курбанов Н.* Численное моделирование задачи фильтрации газа в пористых средах методом координатного расщепления // Проблемы вычислительной и прикладной математики. – 2021. – №5(35). – С. 71–85.
- [19] *Ravshanov N., Mamatov N., Kurbonov N., Akhmedov D.* Parallel computing algorithm for solving the problem of mass transfer in porous medium // European Applied Sciences. – 2013. – №3. – P. 40–42.

- [20] Курбанов Н.М., Ибрагимова К.А. Трехмерная модель и эффективный алгоритм параллельного вычисления задачи фильтрации газа в пористых средах // Информационные технологии моделирования и управления. Воронеж. – 2021. – № 2(124). – С. 96–106.
- [21] Kurbonov N.M., Ibragimova K.A. Parallel computational algorithm for solving gas filtration problems in porous media // International Journal of Advanced Research in Science, Engineering and Technology. – 2019. – Vol. 6. Issue 12. – P. 12129-12134.
- [22] Ravshanov N., Kurbonov N., Mukhamadiev A. An Approximate Analytical Solution of the Problem of Fluid Filtration in the Multilayer Porous Medium // International Journal of Computational Methods. – 2016. – Vol. 13. – № 6. doi: <http://dx.doi.org/10.1142/S0219876216500420>
- [23] Kurbonov N., Aminov S. Computer modeling of filtration processes with piston extrusion // Journal of Physics: Conference Series. – 2020. – Vol. 1441. – P. 012147. doi: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1441/1/012147>
- [24] Kurbonov N., Ibragimova K. Numerical Modeling of the Filtration Process During Oil Displacement by Gas // International Journal of Advanced Trends in Computer Science and Engineering. – 2020. – Vol. 9. Issue 5. – P. 8526–8532. doi: <http://dx.doi.org/10.30534/ijatcse/2020/232952020>
- [25] Равшанов Н., Курбанов Н.М. Компьютерное моделирование процесса фильтрации флюидов в пористых средах // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Вычислительная математика и информатика. – 2015. – Т. 4, № 2. – С. 89–106. doi: <http://dx.doi.org/10.14529/cmse150207>
- [26] Ravshanov N., Abilkasimov B., Kurbonov N. The Model and Numerical Algorithm, to Research the Filtration processes in porous media taking into account the phase transitions of multicomponent mixtures // European researcher. – 2012. – № 1(16). – P. 5–11.
- [27] Гаюнов А.Е. Анализ влияния нелинейных эффектов на течение флюидов в пористых средах // Дисс. канд. техн. наук. Москва. – 2021. – С. 112.
- [28] Ansah E.O. et al. Microbe-induced fluid viscosity variation: field-scale simulation, sensitivity and geological uncertainty // J Petrol Explor Prod Technol. – 2020. – Vol.10. – P. 1983–2003. doi: <http://dx.doi.org/10.1007/s13202-020-00852-1>
- [29] Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation // New York: Prentice Hall. – 1999. – P. 716.

Поступила в редакцию 06.02.2023

UDC 519.6+004.8

MODELING OF NONLINEAR FLUID FILTRATION IN A POROUS MEDIUM USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

¹Ravshanov N., ²Mukhamediyeva D.T., ^{1,3*}Kurbonov N.M.,

¹Tukhtamurodov N.U.

*nozim_kurbonov@mail.ru

¹Research Institute for the Development of Digital Technologies and artificial intelligence,

100124, 17A Buz-2, Mirzo-Ulugbek district, Tashkent, Uzbekistan;

²National Research University

«Tashkent Institute of Irrigation and Agricultural Mechanization Engineers»,
39 Kari Niazziy str., 100000, Tashkent, Uzbekistan;

³Tashkent University of Information Technologies,
00200, 108, Amir Temur street, Tashkent, Uzbekistan.

The issues of developing adequate mathematical models describing the process of fluids anomalous filtration in porous media are directly related to the problems of determining the hydrodynamic parameters of oil and gas reservoirs. Thus, the paper deals with determination of the filtration coefficient by machine learning methods. An artificial neural network model proposed in this work was trained on experimental data such as: reservoir permeability depending on rock types, reservoir thickness and porosity, pressure etc. The training set consisted of 203 experimental measurements for four physical parameters of terrigenous rock samples. The artificial neural network was developed in python. The original dataset was divided into two parts - 90% for training, and 10% for testing. The aim of the model training was reduced to finding some functional connection $Y = F(X)$, where the X is an input and the Y is the output vectors.

Keywords: filtration, porosity coefficient, hydrodynamic parameters of reservoir, neural network, artificial intelligence.

Citation: Ravshanov N., Mukhamediyeva D.T., Kurbonov N.M., Tukhtamurodov N.U. 2023. Modeling of nonlinear fluid filtration in a porous medium using artificial intelligence technologies. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 1(46): 60-77.