

МРНТИ 28.23.37
УДК 004.

<https://doi.org/10.51889/2021-2.1728-7901.09>

А.А. Муханбет, Б.С. Дарибаев, Е.С. Нурахов*

Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан

**e-mail: mukhanbetaksultan0414@gmail.com*

НЕЙРОНДЫҚ ЖЕЛІЛЕРДІ ҚОЛДАНА ОТЫРЫП, МҰНАЙДЫ ЫҒЫСТЫРУ МӘСЕЛЕСІН ШЕШУ

Аңдатпа

Мұнайды ығыстыру мәселесі нейрондық желілер арқылы шешілді. Бакли-Левевертт моделі таңдалды, ол мұнайды сумен ығыстыру процесін сипаттайды. Мұнай, су фазаларының үздіксіздік теңдеуінен және Дарси заңынан тұрады. Міндет-мұнайды ығыстыру мәселесін оңтайландыру. Оңтайландыру үш деңгейде жүзеге асырылады: есептеулерді векторлау; алгоритмді нейрондық желілерді қолдана отырып жүзеге асыру. Жұмыста ұсынылған әдістің ерекшелігі-әдісті жоғары дәлдікпен және ең аз қателіктермен сәйкестендіру, нейрондық желілердің көмегімен шешу. Зерттеу жұмысы сонымен қатар нейрондық және рекуррентті нейрондық желілермен салыстырылған алғашқы жұмыстардың бірі болып табылады. Зерттеу нәтижесінде градиентті жоғарылату жіктеуіштері мен нейрондық желі жоғары дәлдікті көрсетті, сәйкесінше 99,99% және 97,4%. Осы мақсатқа жету үшін 10-класстан 67000-нан астам деректер жиынтығы жасалды. Бұл деректер кеуекті ортадағы мұнайды ығыстыру мәселелерін шешу үшін маңызды. Ұсынылған әдістеме нейрондық желілерге мұнай туралы білімді енгізудің қарапайым және талғампаз тәсілін ұсынады. Бұл нейрондық желілердің ең маңызды екі кемшілігін жояды: үлкен мәліметтер жиынтығына қажеттілік және экстраполяцияның сенімділігі. Ұсынылған принциптерді болашақта сансыз тәсілдермен жинақтауға болады және тікелей және кері мұнай мәселелерін шешу үшін алгоритмдердің жаңа класын құруға әкелуі керек.

Түйін сөздер: Бакли-Левевертт, нейрондық желі, сәулет, метрика, оқыту.

Аннотация

А.А. Муханбет, Б.С. Дарибаев, Е.С. Нурахов*

Казахский национальный университет имени аль-Фараби, Алматы, Казахстан

РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ ВЫТЕСНЕНИЯ НЕФТИ С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Проблема вытеснения нефти решалась с помощью нейронных сетей. Была выбрана модель Бакли-Левевертта, описывающая процесс вытеснения нефти водой. Он состоит из уравнения неразрывности нефтяной и водной фаз и закона Дарси. Задача - оптимизировать проблему вытеснения масла. Оптимизация проводится на трех уровнях: векторизация расчетов; реализация алгоритма с использованием нейронных сетей. Особенностью предлагаемого в работе метода является идентификация метода с высокой точностью и минимальными ошибками, решение с помощью нейронных сетей. Это исследование также является одним из первых, в котором сравниваются нейронные и рекуррентные нейронные сети. В результате исследования классификаторы повышения градиента и нейронные сети показали высокую точность, 99,99% и 97,4% соответственно. Для достижения этой цели было создано более 67 000 наборов данных из 10-го класса. Эти данные важны для решения проблемы вытеснения нефти в пористых средах. Предлагаемый метод обеспечивает простой и изощренный способ внедрения знаний о нефти в нейронные сети. Это устраняет два наиболее важных недостатка нейронных сетей: необходимость в больших наборах данных и надежность экстраполяции. Предлагаемые принципы могут быть обобщены бесчисленным количеством способов в будущем и должны привести к созданию нового класса алгоритмов для решения прямых и обратных нефтяных проблем.

Ключевые слова: Бакли-Левевертт, нейронная сеть, архитектура, метрики, обучение.

Аннотация

SOLVING THE PROBLEM OF OIL RELEASE USING NEURAN NETWORKS

*Mukhanbet A.A. *, Daribaev B.S., Nurakhov Y.S.*

Al-Farabi Kazakh National University, Almaty, Kazakhstan

The problem of oil displacement was solved through neural networks. The Buckley-Leverett model was chosen, which describes the process of displacing oil with water. It consists of the equation of continuity of oil and water phases and Darcy's law. The task is to optimize the problem of oil displacement. Optimization is carried out at three levels: vectorization of calculations; implementation of the algorithm using neural networks. The peculiarity of the method proposed in the work is the identification of the method with high accuracy and minimal errors, the solution with the help of neural networks. The study is also one of the first to compare neural and recurrent neural networks. As a result

of the study, gradient enhancement classifiers and neural networks showed high accuracy, 99.99% and 97.4%, respectively. To achieve this goal, more than 67,000 data sets from 10th grade were created. These data are important for solving the problem of oil displacement in porous media. The proposed method provides a simple and sophisticated way to introduce oil knowledge into neural networks. This eliminates two of the most important disadvantages of neural networks: the need for large data sets and the reliability of extrapolation. The proposed principles can be summarized in countless ways in the future and should lead to the creation of a new class of algorithms for solving direct and reverse oil problems.

Keywords: Buckley-Leverett, neural network, architecture, metrics, training.

Кіріспе

Машиналық оқыту және компьютерлік көру бұрыннан бері зерттеудің ең танымал бағыттарының бірі болып келеді. Соңғы жылдары машиналық оқыту әдістері деректерді өңдеу үшін ғылымның әртүрлі салаларында кеңінен қолданылады. Мұнай өнеркәсібінде машиналық оқытуды қолдану да белсенді түрде кеңейуде. Мұнай өндіру мәселелерін шешу үшін резервуарлардың геологиялық модельдерін қолдану қажет. Резервуар моделінің мөлшері ұлғайған сайын есептеу уақыты артады. Сондықтан мұнай өндіруді болжауға көп уақыт кетеді.

Бұл мәселені шешудің бір тәсілі-осы жұмыстың мақсаты болып табылатын нейрондық желілерді пайдалану. Бұл жұмыста мұнай өндіруді болжау үшін машиналық оқытудың тиімді әдістерін қолдану тәсілдері қарастырылады. Жүйені оқыту үшін мұнай кен орнынан алынған Тарихи деректер және екі ұңғымаға (айдау және өндіру) негізделген суррогат модельдерінен алынған синтетикалық деректер пайдаланылды. Синтетикалық деректер әртүрлі геологиялық параметрлерді өзгерту арқылы математикалық модельдер (мұнайды ығыстыру модельдері, қабаттардың мұнай беруін арттыру модельдері) негізінде алынды. Алгоритмді жүзеге асыру кезінде Машиналық оқыту және жіктеу әдістері ескерілді. Нәтижесінде, машинаны оқыту әдістерін қолдана отырып, тұрақты тордағы дәстүрлі есептеу тәжірибелерімен салыстырғанда анағұрлым өнімді екендігі анықталды.

Энергетикалық жүйелер-бұл машиналық оқыту әдістері үшін ерекше проблемалар жиынтығы. Олардың үлкен қаржылық және экологиялық салдары, үлкен белгісіздігі және қатаң физикалық шектеулері бар. Бақылау-өлшеу құралдары, телеметрия және деректерді сақтау саласындағы соңғы жетістіктер операторларға шешім қабылдау кезінде деректерге көбірек сенім артуға мүмкіндік берді. Алайда, осы деректердің барлығын біріктіру проблема болып табылады, ал шешімдер туралы уақтылы хабарлау қажеттілігі көптеген салаларда маңызды бәсекелестік артықшылыққа айналды [1]. Бұл жұмыстың басты уәждерінің бірі-жердегі жүйелерге машиналық оқытуды қолданудың сенімді әдістемесі әлі жоқ.

Физикаға негізделген қазіргі заманғы машиналық оқыту әдістері туралы әдебиеттерді шолудан кейін Бакли-Леверетт проблемасына әдіс және оны қолдану ұсынылған [2]. Бастапқы тапсырманың өзгеруі жалғасады, оның ішінде бірнеше физикалық және өлшемді.

Қазіргі уақытта есептеулер мұнай мен газ өндіру саласындағы маңызды бөлімдердің бірі болып табылады. Мұнайдың ығысуын және басқа процестерді модельдеуге болады. Көптеген жетекші мұнай-газ компаниялары есептеулерге көбірек көңіл бөледі, өйткені оларсыз компанияларды одан әрі дамыту мүмкін емес. Кеуекті ортадағы мұнайды ығыстыру мәселесі күрделі және машинаны оқыту әдістерін қолдана отырып, мұнайды өндіру және ығыстыру туралы мәліметтерді дұрыс болжауға болады.

Әдістеме

Бұл зерттеудің мақсаты нейрондық желілерді қолдана отырып, мұнайды ығыстыру мәселесін шешудің тиімділігін болжау және арттыру болып табылады. Бұл жұмыстың ғылыми жаңалығы-нейрондық желілерді қолдана отырып, мұнайды ығыстыру мәселелерін шешу үшін жоғары дәлдікпен және ең аз қателіктермен әдісті анықтау. Бұл мұнайдың ығысуын жақсы және дәл модель арқылы болжауға мүмкіндік береді. Осы мақсатқа жету үшін келесі міндеттерді шешу қажет:

- мұнайды ығыстыру үшін Бакли-Леверетт моделін қолдана отырып мәліметтер жиынтығын жинау;
- нейрондық желілерді пайдалана отырып мұнайдың ығысуын болжау міндеттерін іске асыру;
- болжау есептеріндегі ең жақсы жіктеуішті анықтау үшін алгоритмдердің сапасына сандық бағалау жүргізу.

Баклей-Леверетт моделі

Белгілі бір уақыт аралығында белгілі бір температурада айдау ұңғымасынан суды соруды есептеу қарастырылады. P_{inj} және P_{prod} ($P_{inj} > P_{prod}$) қысымы айдау және өндіру ұңғымаларында орнатылады. Сорылатын су мұнайды резервуардан шығарады, ол өз кезегінде өндіруші ұңғымаға түседі. Бұл мәселені зерттеп, резервуардағы мұнайды ығыстыру кезінде массалық емес процестерді талдау үшін компьютерлік үлгіні жасау қажет [3].

Екіфазалы сүзудің математикалық моделі ағындағы су мен май балансының теңдеулерінен тұрады. $\partial\Omega$ шекарасы арқылы Ω ауданының жүйелік теңдеуі келесі түрде жазылады.

$$m \frac{\partial S}{\partial t} + \text{div}(\bar{v}_1) = 0, \quad (1)$$

$$m \frac{\partial S_2}{\partial t} + \text{div}(\bar{v}_2) = 0, \quad (2)$$

$$\bar{v}_1 = -k \frac{f_1}{\mu_1} \nabla P, \quad (3)$$

$$\bar{v}_2 = -k \frac{f_2}{\mu_2} \nabla P, \quad (4)$$

мұндағы m -қабаттың кеуектілігі, s_1, s_2 -сәйкесінше су мен мұнаймен қанықтыру, $0 \leq s_1, s_2 \leq 1, s_1 + s_2 = 1$; өткізгіштік коэффициенті; k қатынасы абсолютті өткізгіштік, f_1, f_2 – салыстырмалы фазалық өткізгіштік; μ_1, μ_2 -тұтқырлық; P -қысым.

Сонымен, P функциясы, яғни қысым келесі бастапқы және соңғы жағдайларда табылуы керек.

$$\frac{\partial P}{\partial n} \Big|_{\partial\Omega} = 0, \quad (5)$$

мұндағы $\partial\Omega$ -аумақтың шекарасы [4].

Сызықтық әдіспен есептеу үшін қысымды анықтау алгоритмі қолданылады. Осы қысымның n -ші уақытша қабатында қысым осы уақыт қабатында болады, содан кейін есептеулер бірдей ретпен қайталанады. Нәтижелердің дұрыстығын тексеру үшін айдамалау және өндіру ұңғымалары дебиттерінің сәйкестігі тексеріледі және бақыланады.

Есеп айырысулар мынадай тәртіппен жүргізіледі:

- есептеу үшін қажетті бастапқы деректер берілді;
- қысымның таралуы шарт орындалғанға дейін есептеледі;
- келесі есептеу уақыт өте келе жүреді [5].

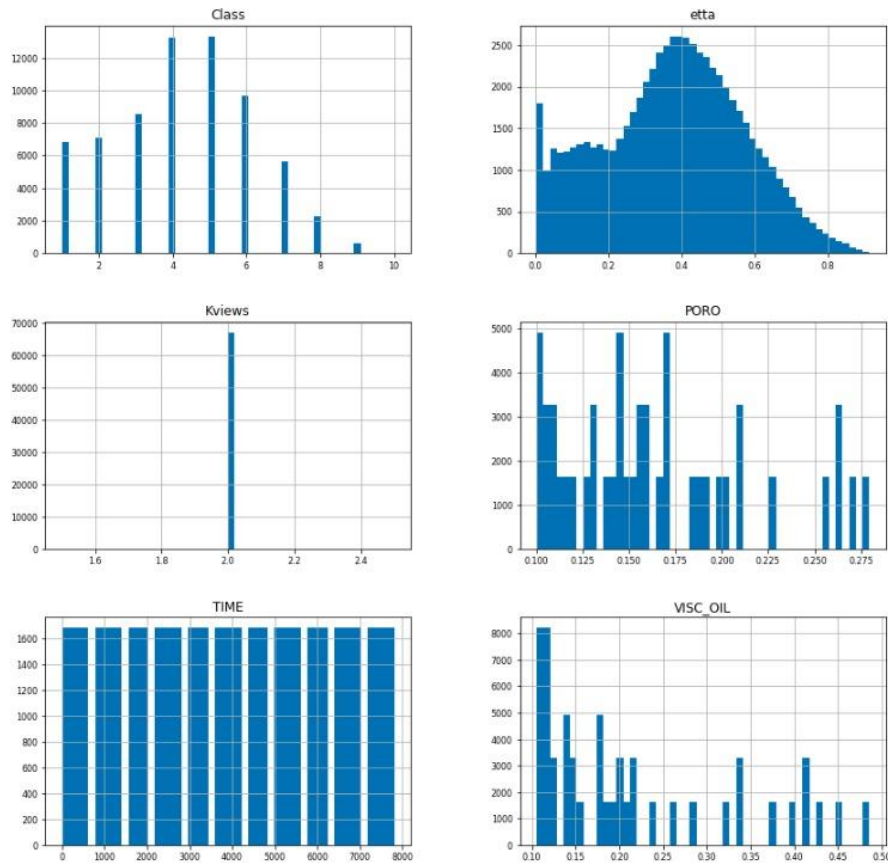
Бұл жұмыста алынған математикалық модельдің синтетикалық деректері оқыту және тестілеу үлгілеріне бөлінді. Машинаны оқыту моделінің кіріс параметрлері ретінде төрт параметр, ал шығыс параметрі ретінде мұнай алу коэффициенті алынды.

Кіріс параметрлері ретінде мұнай өндіру міндеті параметрлерінің әртүрлі комбинациясы алынды (кеуектілік, мұнай фазасының тұтқырлығы және жыныстың абсолютті өткізгіштігі). Ал шығыс параметрі ретінде мұнай өндіру коэффициентінің мәні таңдалды. Бакли-Левретт моделін қолдана отырып, әртүрлі өткізгіштік индекстер үшін 6 синтетикалық мәліметтер жиынтығы жасалды. Әрбір деректер жиынтығында тұтқырлық, кеуектілік және мұнай өндіру коэффициенті мәндері бар. Майдың тұтқырлығы 0,1–0,5 аралығында, кеуектілігі 0,1–0,3 аралығында және өткізгіштіктің әртүрлі нұсқаларында өзгереді. Деректер алынған Бакли-Левретт математикалық моделін [6] көруге болады.

Нәтижелер

Бакли-Левретт моделін қолдана отырып мәліметтер жинау

Жалпы, бұл деректер Бакли-Левретт математикалық моделінің синтетикалық деректері болып табылады [7]. Деректердің жалпы көлемі 67240 құрайды. Бакли-Левретт моделінің ішінде параметрлер алынды (1-сурет), атап айтқанда: кеуектілік, тұтқырлық, абсолютті өткізгіштік, уақыт итерациясы, мұнай алу коэффициенті.



Сурет 1. Бакли-Леверетт математикалық моделінің синтетикалық мәліметтерінің визуализациясы

Деректер жиынтығын зерттеу және осы деректерді баған түрінде бейнелеу арқылы айнымалы ішіндегі мәндерді бөлуге болады.

Нейрондық желілер.

Нейрондық желі архитектурасына жалпы 21658 параметрді қолданылды. Бұл зерттеу NN үшін кіріс параметрлері ретінде кеуектілік, мұнай фазасының тұтқырлығы, абсолютті өткізгіштігі және уақыт бойынша итерация көрсетілген. Мұнай шығару коэффициенті нейрондық желінің шығыс параметрі ретінде көрсетілген. Нейрондық желі 5 жасырын қабаттан тұрады. Активациялық функциясы-relu, ал активациялық функциясының шығыс функциясы softmax болды. Шығын функциясы үшін RMS қатесі қолданылды. 5 кіріс параметрлері алынды. Жасырын қабаттағы бес нейрон нейрондық желілер үшін оңтайлы сан екендігі анықталды.

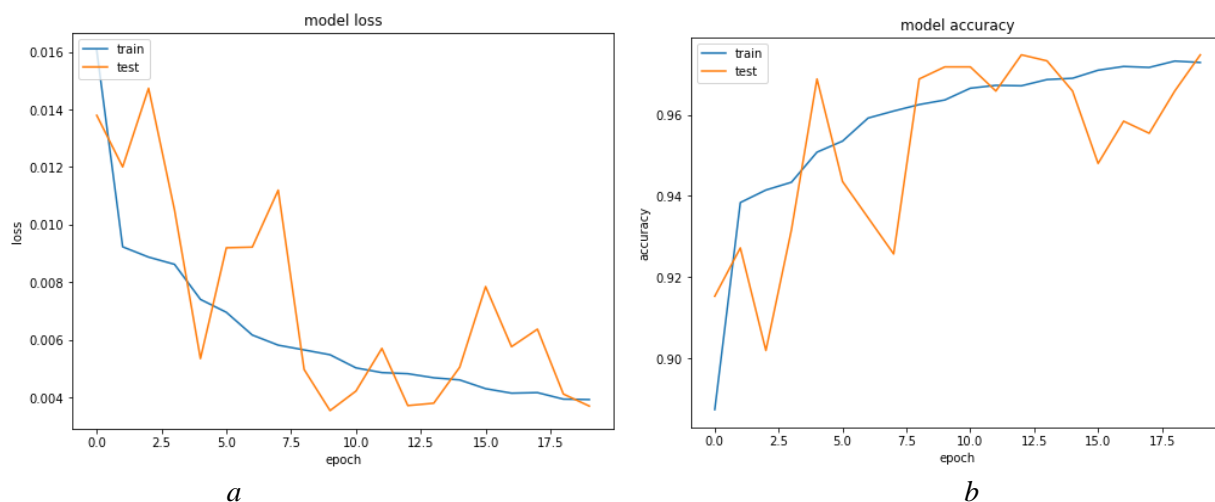
Нейрондық желіні оқыту үшін көптеген кіріс параметрлері қолданылған жұмыс бар. Бұл нейрондық желінің шамадан тыс және жеткіліксіз болуына әкелді. Нейрондық желі архитектурасын 2-суреттен көруге болады.

Шығын неғұрлым аз болса, модель соғұрлым жақсы болады. Оқыту және тексеру кезінде шығындар есептеледі және олардың өзара әрекеттесуі модельдің осы екі жиынтықта қаншалықты жақсы жұмыс істейтінін көрсетеді. Бұл оқыту немесе тест жиынтығындағы әр мысал үшін жіберілген қателіктердің қосындысы.

Нейрондық желілер жағдайында шығындар әдетте теріс логарифмдік ықтималдық және сәйкесінше жіктеу және регрессия үшін квадраттардың қалдық сомасы болып табылады. Содан кейін, әрине, оқыту моделінің негізгі мақсаты нейрондық желілерде кері таралу сияқты әртүрлі оңтайландыру әдістерін қолдана отырып, салмақ векторының мәндерін өзгерту арқылы модель параметрлеріне қатысты шығындар функциясының мәнін азайту (азайту) болып табылады. Шығындар мөлшері оңтайландырудың әр итерациясынан кейін белгілі бір модельдің қаншалықты жақсы немесе нашар әрекет ететінін көрсетеді. Нейрондық желі үшін шығындар мен дәлдікті түсіндіруді суреттен көруге болады.

Model: "sequential"		
Layer (type)	Output Shape	Param #
dense (Dense)	(None, 32)	192
dense_1 (Dense)	(None, 64)	2112
dense_2 (Dense)	(None, 128)	8320
dense_3 (Dense)	(None, 64)	8256
dense_4 (Dense)	(None, 32)	2080
dense_5 (Dense)	(None, 16)	528
dense_6 (Dense)	(None, 10)	170
Total params: 21,658		

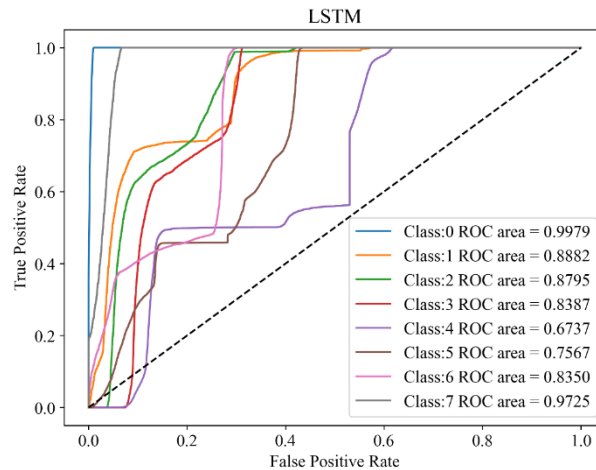
Сурет 2. Нейрондық желі архитектурасы



Сурет 3. Нейрондық желі метрикасы: *a* - шығын функциясының мәні; *b* - дәлдік мәні

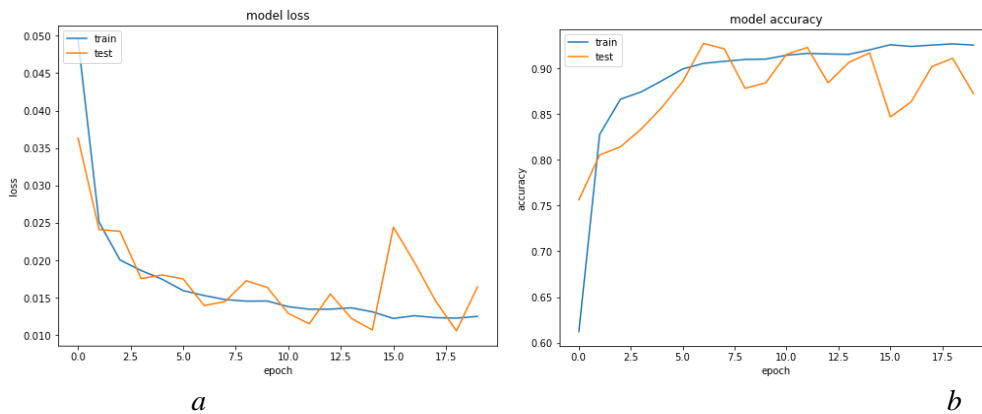
Нейрондық желілер үшін ROC қисықтарын құрудың стандартты әдісі-жіктеу үшін шығыс түйінінің шегін өзгерту. 4-суретте ROC қисығының жоғары нәтижесін тудыратыны көрсетілген, өйткені ол жұмыс нүктелерінің жақсы бөлінуінен тұрады.

Зерттеудің келесі моделі-рекуррентті нейрондық желі. Жасалған модельдің қысқаша сипаттамасында келесі параметрлер бар: қабаттар және олардың модельдегі реті, әр қабаттың шығу формасы, әр қабаттағы параметрлер (таразылар) саны, модельдегі параметрлердің (таразылардың) жалпы саны.



Сурет 4. Рекуррентті нейрондық желінің әр класы үшін қабылдағыштың жұмыс қисықтары

Бұл қисықтың сандық түсіндірмесі AUC ауданының көрсеткішін береді (5-сурет). ROC қисық сызығымен және жалған оң жіктеулердің үлес осімен шектелген. AUC нәтижесі неғұрлым жоғары болса, классификатор соғұрлым жақсы жұмыс істейді.



Сурет 5. Қайталанатын нейрондық желінің көрсеткіштері: a - шығын функциясының мәні; b - дәлдік мәні

5-суретті зерттей келе, тексеру деректерінің дәлдігі оқыту мәліметтеріне қарағанда жоғары екендігін айтуға болады.

6. Алгоритмдерді салыстырмалы талдау нәтижелерін талқылау

Бұл жұмыста нейрондық желілер мен жіктеуіштерді қолдана отырып, мұнайдың ығысуын болжау мәселесін шешу әзірленді. Шешім үшін мәліметтер жиынтығы Баклей-Леверетт моделінен алынды. Параметрлер суретте көруге болатын Баклей-Леверетт моделінің бөлігі ретінде алынды. Атап айтқанда: кеуектілік, тұтқырлық, абсолютті өткізгіштік, уақыт итерациясы, мұнай алу коэффициенті. Жалпы алғанда, 5 параметрден тұратын 67000 синтетикалық деректер жиналды. Мұнай өндіру кезінде көптеген параметрлерді алуға болады, бірақ бұл деректерді өңдеуге және оқытуға көп уақыт кетеді және нейрондық желілерді қайта даярлау қажет болуы мүмкін. Бұл мәселені математикалық шешуде қоршаған орта мен сұйықтықтың кейбір параметрлері төмендетілді немесе тұрақты мәндер ретінде қабылданды, өйткені мұндай нәтижелерді қосу есептеу уақытын бірнеше есе арттырады. Резервуардың екі өлшемді шаршы бөлімі есептеу аймағы ретінде таңдалды және шекаралық мәндерді табу үшін симметрия шарты таңдалды. Есептеулер модельдеу кезінде сұйықтықтың қозғалысын көрсетеді, бірақ қолданыстағы резервуардың параметрлерін таңдағанда оны нақты жағдайда мұнай өндіруді және ығысуды болжау үшін қолдануға болады.

5. Қорытынды

1. Бакли-Леверетт моделі мұнайды ығыстыру мәселесін шешу үшін зерттелді. Мұнайды ығыстыру мәселесін болжау нейрондық және қайталанатын желілерді қолдану арқылы жүзеге асырылды. Болжау есептеріндегі ең жақсы жіктеушіті анықтау үшін алгоритмдердің сапасын сандық бағалау жүргізілді. Ұсынылған зерттеу жұмысы мұнайдың ығысуын дұрыс болжауға бағытталған. Осы мақсатқа жету үшін 10-сынып үшін 67000-нан астам деректер жиынтығы жасалды.

2. Нейрондық желілердің нәтижелері классификаторлардың нәтижелерімен сәйкес келеді. Нейрондық желінің дәлдігі 97,1%, ал қайталанатын нейрондық желінің дәлдігі 93% құрайды.

3. Нейрондық желінің дәлдік матрицасы шынайы оң шешімдер (TP) үшін 11692 және шынайы теріс шешімдер (TN) үшін 3409 көрсетеді. Жалған оң (FP) және жалған теріс (FN) шешімдер үшін жіктеу қателері 3 құрайды. Болашақта бұл жіктеушітердің өнімділігін CUDA және FPGA технологияларын қолдана отырып параллелизациялау арқылы арттыру жоспарлануда.

Пайдаланылған әдебиеттер тізімі

- 1 Emmanuel de Bezenac, Arthur Pajot, and Patrick Gallinari. *Deep learning for physical processes: Incorporating prior scientific knowledge*. CoRR, abs/1711.07970, 2017.
- 2 S. E. Buckley and M. C. Leverett. *Mechanism of fluid displacement in sands*. *Transactions of the AIME*, 146(01):107–116, 1942.
- 3 Muhammad M.AlmajidMoataz, O.Abu-Al-Saud. *Prediction of porous media fluid flow using physics informed neural networks*. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Volume 208, Part A, January 2022
- 4 Leyla Muradkhanli. *Neural Networks for Prediction of Oil Production*. *IFAC-PapersOnLine*, Volume 51, Issue 30, 2018, Pages 415-417
- 5 Raghad Al-Shabandara, Ali Jaddoab, Panos Liatsisc, Abir Jaafar Hussain. *A deep gated recurrent neural network for petroleum production forecasting*. *Machine Learning with Applications*, Volume 3, 15 March 2021
- 6 Hung Vo Thanh, Yuichi Sugai., Kyuro Sasaki. *Application of artificial neural network for predicting the performance of CO2 enhanced oil recovery and storage in residual oil zones*. *Scientific Reports volume 10, Paper number: 18204* (2020)
- 7 Chaoyang Hu, Fengjiao Wang, Chi Ai, Xu Wang, Yongping Wang. *An Improved New Convolutional Neural Network Method for Inverting the Pore Pressure in Oil Reservoir by Surface Vertical Deformation*. *Lithosphere* (2021) 2021 (Special 1): 5597238.

References:

- 1 Emmanuel de Bezenac, Arthur Pajot, and Patrick Gallinari. (2017) *Deep learning for physical processes: Incorporating prior scientific knowledge*. CoRR, abs/1711.07970,
- 2 S. E. Buckley and M. C. Leverett. (1942) *Mechanism of fluid displacement in sands*. *Transactions of the AIME*, 146(01):107–116,
- 3 Muhammad M.AlmajidMoataz, O.Abu-Al-Saud. (2022) *Prediction of porous media fluid flow using physics informed neural networks*. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Volume 208, Part A,
- 4 Leyla Muradkhanli. (2018) *Neural Networks for Prediction of Oil Production*. *IFAC-PapersOnLine*, Volume 51, Issue 30, 415-417
- 5 Raghad Al-Shabandara, Ali Jaddoab, Panos Liatsisc, Abir Jaafar Hussain. (2021) *A deep gated recurrent neural network for petroleum production forecasting*. *Machine Learning with Applications*, Volume 3, 15.
- 6 Hung Vo Thanh, Yuichi Sugai., Kyuro Sasaki. (2020) *Application of artificial neural network for predicting the performance of CO2 enhanced oil recovery and storage in residual oil zones*. *Scientific Reports volume 10, Paper number: 18204/*
- 7 Chaoyang Hu, Fengjiao Wang, Chi Ai, Xu Wang, Yongping Wang. (2021) *An Improved New Convolutional Neural Network Method for Inverting the Pore Pressure in Oil Reservoir by Surface Vertical Deformation*. *Lithosphere* (Special 1): 5597238.