Министерство образования и науки Республики Казахстан
Институт математики и математического моделирования

Традиционная международная апрельская математическая конференция в честь Дня работников науки Республики Казахстан, посвященная 75-летию академика НАН РК Тынысбека Шариповича Кальменова.

ТЕЗИСЫ ДОКЛАДОВ

Алматы 2021

методы добычи углеводородов, как закачка теплоносителя в нефтяной пласт, горение, закачка химических реагентов (полимер, ПАВ) и другие.

Система нелинейных уравнений, описывающая модель движения многокомпонентной многофазной жидкости, линеаризована методом Ньютона-Рафсона [2] и решена с помощью итерационного алгоритма метода обобщенных минимальных невязок (GMRES)[3,4]. Для достижения лучшей сходимости был использован предобуславливатель ILU(0)[5]. В результате, для решения данной задачи, была использована полностью неявная схема, называемая алгоритмом Newton-ILU(0)-GMRES. На основе полученного последовательного алгоритма реализован параллельный алгоритм с использованием технологии интерфейса передачи сообщений (MPI) и фрагментированный алгоритм в системе LuNA[6].

Тесты проведены на суперкомпьютере МВС-10П межведомственного суперкомпьютерного центра Российской академии наук и были проанализированы.

Funding: Авторы были поддержаны грантом AP09260564 МОН РК.

Ключевые слова: метод Ньютона, методы Крыловского типа, GMRES, предобуславливатель, многокомпонентное течение, система LuNA.

2010 Mathematics Subject Classification: 35F45, 65F08

Литература

[1] Chen Z. *Reservoir Simulation: mathematical techniques in oil recovery*, Society for Industrial and Applied Mathematics (2006).

[2] Chen Z. *Computational methods for multiphase flows in porous media*, Society for Industrial and Applied Mathematics (2007).

[3] Saad Y. *Iterative methods for sparse linear systems.2nd ed.*, SIAM (2003).

[4] Saad Y., Schults M. GMRES: A generalized minimal residual algorithm for solving nonsymmetric linear systems, *SIAM J Sci Statist Comput*, **7**:3 (1986), 856–869.

[5] Mittal R.C., Al-Kurdi A.H. An efficient method for constructing an ILU preconditioner for solving large sparse nonsymmetric linear systems by the GMRES method, *Computers & Mathematics with Applications*, **185**:2 (2003), 391–403.

[6] Malyshkin, V.E., Perepelkin, V.A. LuNA Fragmented Programming System, Main Functions and Peculiarities of Run-Time Subsystem, *Proceedings of the 11th International Conference on Parallel Computing Technologies, LNCS*, (2011), 53–61.

— ⁂ ⁂ ⁂ —

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДОБЫЧИ НЕФТИ

Е. КЕНЖЕБЕК[1,a], Т.С. ИМАНКУЛОВ[2,b] Д.Ж. АХМЕД-ЗАКИ[3,c]

[1] *Казахский Национальный Университет имени Аль-Фараби, Алматы, Казахстан*

[2] *Yessenov University, Актау, Казахстан*

[3] *Astana IT University, Нур-Султан, Казахстан*

E-mail: [a]*kenzhebekyerzhan@gmail.com*, [b]*imankulov.timur@gmail.com*

Имеются много научных работ связанных с улучшением добычи нефти с использованием методов машинного обучения. В одном из таких работ [1] авторы выясняли, что применение алгоритмов машинного обучения могут оказаться более производительными по сравнению с традиционными вычислениями на регулярной сетке. А так же в данной работе описывается подход к созданию прокси-модели [2] на основе методов машинного обучения, в частности была использована метод случайного леса. В работе [3] рассматривается алгоритмы машинного обучения для оценки коэффициента добычи нефти с использованием комбинации инженерных параметров. Для набора данных, состоявшийся из 30 параметров были применены модели линейной регрессии и метод опорных векторов. В результате, полученные данные были очень близкими к результатам перекрестной проверки. Таким образом, авторы данной работы предполагают, что рассмотренные ими методы могут использоваться для прогнозирования добычи в дальнейшем.

Данная статья была посвящена к применению методов машинного обучения для прогнозирования добычи нефти. Был получен синтетический набор данных с помощью математического моделя Баклея-Леверетта, которая используется для расчета распределения насыщенности в задачах нефтедобычи. В качестве метода машинного обучения был реализован алгоритм многомерной линейной регрессии с полиномиальными свойствами. Выбраны различные комбинации параметров задачи добычи нефти, где в качестве входных параметров для машинного обучения были взяты пористость, вязкость нефтяной фазы и абсолютная проницаемость породы. А в качестве выходного параметра был выбран значение коэффициента нефтеотдачи. Задача была реализована с использованием языка Python, которая поддерживает многие методы машинного обучения. Были протестированы разные степени полиномиальной регрессии, а также было выявлено, что для наших синтетических данных квадратичная полиномиальная модель довольно хорошо обучается и прогнозирует значение коэффициента нефтеотдачи. Для оптимизации полиномиальной регрессии была применена регуляризация вида L1, известная как метод Лассо. Для квадратичной модели полиномиальной регрессии коэффициент детерминации составляет 0.96, что является довольно хорошим результатом для тестовых данных.

Была построена искусственная нейронная сеть с одним скрытым слоем с оптимально подобранными гиперпараметрами. В качестве функции активации дял скрытого слоя была применена relu. Для предотвращения проблемы переобучения была использована функция EarlyStopping, где обучение останавливается при количестве эпох без улучшений.Коэффициент детерминации построенной нейронной сети составил 0.97, которая является немного лучше чем модель полиномиальной регрессии.

Funding: Авторы были поддержаны грантом AP09260564 МОН РК.

Ключевые слова: математическая модель, повышение нефтеотдачи, машинное обучение, метод регрессии, полиномиальная регрессия, нейронная сеть.

2010 Mathematics Subject Classification: 35Q68, 68T99

Литература

[1] Krasnov F., Glavnov N., Sitnikov A. A Machine Learning Approach to Enhanced Oil Recovery Prediction, In: *Analysis of Images, Social Networks and Texts*, Springer, Cham (2017), 164–171.

[2] Guo Z., Reynolds A.C., Zhao H. A Physics-Based Data-Driven Model for History-Matching, Prediction and Characterization of Waterflooding Performance, *SPE Reservoir Simulation Conference*, Texas, USA (2017).

[3] Aliyuda K., Howell J. Machine Learning Algorithm for Estimating Oil Recovery Factor Using a Combination of Engineering and Stratigraphic Dependent Parameters, *Interpretation*, **7**:3 (2019), 1–34.

— ⁂ ⁂ ⁂ —

ОЦЕНКИ СИНГУЛЯРНЫХ (s-ЧИСЕЛ) И СОБСТВЕННЫХ ЧИСЕЛ РЕЗОЛЬВЕНТЫ ЛИНЕАРИЗОВАННОГО СИНГУЛЯРНОГО ОПЕРАТОРА КОРТЕВЕГА-ДЕ ФРИЗА

Мусакан МУРАТБЕКОВ[1,a], Айнаш СУЛЕЙМБЕКОВА [2,b]

[1] *Таразский Региональный универститет имени М.Х.Дулати, Тараз, Казахстан*
[2] *Евразийский Национальный университет имени Л.Н.Гумилева, Нур-Султан, Казахстан*
E-mail: [a]*musahan_m@mail.ru*, [b]*suleimbekovaa@mail.ru*

В настоящей работе рассматривается линейный оператор типа Кортевега-де Фриза

$$Lu = \frac{\partial u}{\partial y} + R_2(y)\frac{\partial^3 u}{\partial x^3} + R_1(y)\frac{\partial u}{\partial x} + R_0(y)u$$

первоначально определенный на $C^{\infty}_{0,\pi}(\overline{\Omega})$, где $\overline{\Omega} = \{(x,y) : -\pi \le x \le \pi, -\infty < y < \infty\}$.