SOCAR Proceedings

Reservoir and petroleum engineering

journal home page: http://proceedings.socar.az

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЕБИТА ГОРИЗОНТАЛЬНЫХ СКВАЖИН

А. В. Соромотин, Д. А. Мартюшев*, И. Б. Степаненко

Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

Application of machine learning methods to forecast the rate of horizontal wells

A. V. Soromotin, D. A. Martyushev*, I. B. Stepanenko

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

ABSTRACT

The paper summarizes and provides an overview of the analytical equations of fluid inflow to horizontal wells. Using the actual data, it was found that analytical equations do not allow reliably calculating and predicting the flow rate of horizontal wells and it is necessary to apply new approaches to solve this problem. The paper proposes a fundamentally new approach to forecasting the flow rate of horizontal wells, based on the application and training of machine learning methods. A fully connected neural network of direct propagation was used as a model. When comparing the actual and calculated using a fully connected neural network of direct propagation of horizontal well flow rates, their high convergence with a correlation coefficient of more than 0.8 was established. In further studies, it is planned to expand the sample and parameters included in the model to improve the calculation and forecasting of horizontal wells in various geological and physical conditions of their operation.

Keywords: horizontal well; oil flow rate; linear regression; artificial neural network.

© 2023 «OilGasScientificResearchProject» Institute. All rights reserved.

Введение

Бурение горизонтальных скважин широко развивается как технология повышения эффективности разработки нефтяных и газовых месторождений благодаря ряду существенных преимуществ перед традиционным вертикальным или наклонно-направленным. Горизонтальное бурение позволяет эффективно разрабатывать обширные залежи углеводородов с использованием одной скважины за счет протяженного горизонтального участка [1-4]. Пусковые дебиты горизонтальных скважин в несколько раз выше вертикальных (наклонно-направленных) в идентичных геолого-физических условиях [5, 6]. Вышеуказанные преимущества позволяют сделать вывод о том, что горизонтальное бурение стало ценной технологией за последние два десятилетия. Анализ опыта бурения горизонтальных скважин, представленный в работах [7, 8], показывает, что существенное влияние на эффективность горизонтальных скважин оказывают изменяющиеся вдоль ствола геолого-физические условия, которые в свою очередь, формируют сложный профиль притока флюида [9-10]. Исследования оптимального дизайна трещин при проведении гидроразрыва пласта способствуют высокой эффективности при бурении скважин с горизонтальным окончанием [11].

На рисунке 1 представлена гистограмма распределения ввода скважин с горизонтальным окончанием в эксплуатацию на нефтяных месторождениях Пермского края в период с 2009 по 2022 год. Анализ данных, представленных на рисунке 1, показывает, что с течением времени происходило увеличение длины горизонтального участка (с 50 м до 380 м), связанное непосредственно с развитием технологий для бурения скважин сложной конструкции. На турнейско-франско-фаменских отложениях нефтяных месторождений Пермского края пробурено наибольшее количество горизонтальных скважин – 215, на визейских – 80 скважин, на башкирско-серпуховских – 77 скважин,

Рис. 1. Динамика бурения скважин с горизонтальным окончанием и его проложения на нефтяных месторождениях Пермского края

**E-mail:* martyushevd@inbox.ru

http://dx.doi.org/10.5510/OGP2023SI100833

на верейских – 30 скважин и на каширо-верейских – 2 скважины. Наиболее предпочтительными для бурения скважин с горизонтальным окончанием на территории Пермского края являются карбонатные коллектора, так как они менее подвержены потере устойчивости ствола скважины, чем терригенный коллектор.

Теоретические основы притока флюида к горизонтальным скважинам

Исследования по изучению притока жидкости к горизонтальному стволу скважин началось с 1950х годов. Первые теоретические основы представили Меркулов и Борисов. Далее, Гигер и другие ученые представили свои научные труды математических зависимостей притока жидкости к скважинам сложной конструкции в зависимости от геолого-физических условий их эксплуатации. В конце восьмидесятых, опираясь на метод Борисова, Джоши разработал формулу расчета дебита горизонтальной скважины в однородном пласте. Стоит отметить, что изучением фильтрации жидкостей к горизонтальным скважинам занимались такие ученые, как: А. М. Григорян, В. П. Пилатовский, П. Я. Полубаринова-Кочина, Л. С. Лейбензон, В. П. Табаков, Ю. П. Борисов, L. P. Stockman, F. M. Giger, S.D. Joshi, G. I. Renard, J.M. Dupuy, D. K. Babu, В.В Шеремет и др. Одним из основных недостатков данных подходов математического моделирования является наличие множества допущений неоднородности пласта, конструкции скважины, закона фильтрации флюида, фильтрационных сопротивлений, реологии флюидов и их свойств. В таблице показаны основные формулы притока к стволу горизонтальной скважины, полученные как отечественными, так и зарубежными учеными. Анализ формул, представленных в таблице, позволяет сделать вывод о том, что дебит горизонтальных скважин зависит от множества параметров таких как: проницаемости коллектора, эффективной нефтенасыщенной толщины, протяженности проходки по коллектору горизонтального участка, депрессии на пласт, вязкости нефти, радиуса скважины и радиуса дренирования скважины, а также различных фильтрационных сопротивлений.

Проблематика работы

Исследования, представленные в работах авторов, представленных в таблице, показывают, что значение дебита горизонтальных скважин, рассчитанные с использованием аналитических формул притока и гидродинамических симуляторов, зачастую значительно отличаются от фактического. Для расчета дебита по формулам, представленным в таблице 1, привлечена геолого-промысловая информация по 178 горизонтальным скважинам, которые эксплуатируют карбонатные и терригенные отложения нефтяных месторождений Пермского края. Для расчета в выборке участвовали скважины объектов: турнейско-франско-фаменских отложений – 85, визейских – 36, башкирско-серпуховских – 39, верейских – 18. Результаты в виде кросс-плота сопоставления рассчитанных (модельных) и фактических значений дебита горизонтальных скважин представлены на рисунке 2.

Анализ рисунка 2 показывает, что рассчитанные по аналитическим формулам значения дебита горизонтальных скважин, не коррелируются с фактическими данными (R^2<0.1). Таким образом, можно сделать вывод,

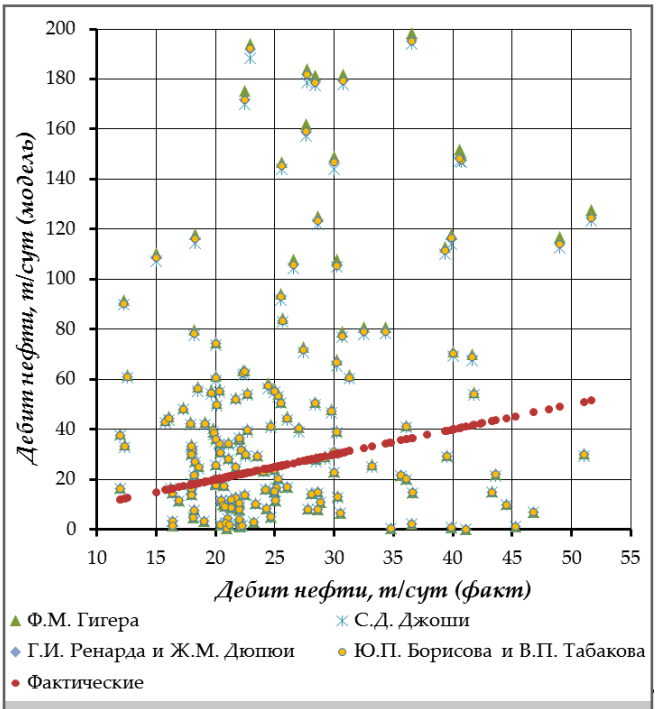

Рис. 2. График корреляции модельных (рассчитанных) и фактических значений дебита нефти горизонтальных скважин

что аналитические уравнения не позволяют достоверно прогнозировать дебит горизонтальных скважин и необходимо применение новых подход для решения поставленной задачи. В данной статье предлагается использование методов машинного обучения для прогнозирования дебитов горизонтальных скважин, эксплуатирующихся в различных геолого-физических условиях нефтяных месторождений Пермского края.

Множественная линейная регрессия

Первым этапом построения моделей машинного обучения является сбор и подготовка, предобработка и структуризация цифрового массива. Для прогнозирования пускового дебита горизонтальных скважин отобраны следующие параметры:

- *Геолого-физическая характеристика пласта:* тип коллектора; средняя общая толщина пласта, м; средняя эффективная нефтенасыщенная толщина, м; коэффициент нефтенасыщенности, д. ед.; коэффициент песчанистости, д. ед.; коэффициент расчлененности, ед.; абсолютная отметка ВНК, м; коэффициент вытеснения, д.ед.; проницаемость, мкм^2; коэффициент пористости, %; вязкость нефти, МПа·с; плотность нефти, г/м^3; объемный коэффициент нефти, д.ед.; газосодержание, м^3/т; начальное пластовое давление, мпа; давление насыщения, мпа; текущее давление, МПа.
- *Исходные данные для ГДИС:* полная сжимаемость, 10^{-4} МПа$^{-1}$; сжимаемость породы, 10^{-4} МПа$^{-1}$; коэффициент сжимаемости нефти, 10^{-4} МПа$^{-1}$; депрессия, атм.
- *Конструктивные особенности скважины*: диаметр ствола скважины, м; забой, тип перфорации; длина горизонтального участка по стволу м; положение кровли и подошвы горизонтального ствола относительно абсолютной отметки ВНК, м.
- *Освоение скважины:* метод освоения; объем реагента.

Таблица

Основные формулы притока к стволу горизонтальной скважины

Ученый	Формула притока
Ю. П. Борисов и В. П. Табаков	$$Q=\frac{2\pi kh}{\mu B}\cdot\frac{P_{ef}-P_w}{\ln\frac{4R_{ef}}{L}+\frac{h}{L}\ln\frac{h}{2\pi r_w}}$$ k – значение проницаемости; L – длина горизонтального участка; h – толщина пласта; μ – вязкость флюида; P_{ef} – давление на контуре питания; P_w – давление на забое скважины; r_w – радиус скважины; R_{ef} – радиус контура питания
В. Д. Лысенко	$$Q=\frac{2\pi kh\Delta P}{\mu B\left(\frac{L}{4\sigma}+\frac{1}{2\pi}\ln\frac{2\sigma+l_s}{2l_s}+\frac{h}{2\pi l_s}\ln\frac{h}{2\pi r_w}\right)}$$ L – расстояние от скважины с давлением P_w до контура питания с давлением P_{ef} ; 2σ – ширина пласта; l_s – длина горизонтального ствола
В. П. Пилатовского	$$Q=\frac{2\pi kL\Delta P}{\mu\left[\frac{R_{ef}}{2h}-\frac{1}{2\pi}\ln\left(\frac{2\pi r_w}{h}\sin\frac{\pi a}{h}\right)\right]}$$ $\alpha = h/2$
А. М. Пирвердян	$$Q=\frac{2\pi kL\left(P_{ef}-P_w\right)}{\mu B\left[\frac{2\pi H}{h}+\ln\frac{h}{2\pi r_w}+\frac{1}{2}\ln\frac{2}{1-\cos\frac{\pi\left(2a-r_w\right)}{h}}\right]}$$ α – расстояние от оси горизонтального ствола до кровли. При симметричном расположении горизонтального ствола по толщине $\alpha = h/2$
И. А. Чарный	$$Q=\frac{2\pi kL\left(P_{ef}-P_w\right)}{\mu B\left[\frac{2\pi H}{h}+\ln\frac{h}{2\pi r_w}\right]}$$ H – расстояние от скважины до границы пласта
В. П. Меркулов	$$Q=\frac{2\pi khL\Delta P}{\mu\left\{\left[\frac{\pi b}{h}+\ln\frac{h}{2\pi r_w}-\left(\ln\frac{a+c}{2c}+\lambda\right)\right]+\frac{L}{h}\ln\frac{2R_{ef}}{(a+b)}\left(1-\frac{\delta^2}{R_{ef}^2}\right)\right\}}$$ $\alpha = 0.5L + 2h$ – большая полуось эллипса; $b=\left(2Lh+4h^2\right)^{1/2}$ – малая полуось эллипса; $c = 0.5L$ – фокусное расстояние; $\lambda = f(\alpha, \omega)$ где $\alpha = L/2h$, $\omega = \delta/h$, δ – эксцентриситет асимметричного расположения оси горизонтального ствола по толщине
S. D. Joshi	$$Q=\frac{2\pi kh}{\mu B}\cdot\frac{P_{ef}-P_w}{\ln\frac{a+\sqrt{a^2-\left(L/2\right)^2}}{L/2}+\frac{h}{L}\ln\frac{h}{2r_w}}$$ $$a=\frac{L}{2\sqrt{2}}\left[1+\sqrt{1+4\left(2R_{ef}/L\right)^4}\right]^{\frac{1}{2}}$$
F. M. Giger	$$Q=\frac{2\pi kh}{\mu B}\cdot\frac{P_{ef}-P_w}{\ln\frac{1+\sqrt{1-\left(L/2R_{ef}\right)^2}}{L/2R_{ef}}+\frac{h}{L}\ln\frac{h}{2\pi r_w}}$$ R_k – размер большой полуоси эллипса, представляющей контур питания

Для анализа сформирована база данных по 178 горизонтальным скважинам, эксплуатирующих карбонатные коллектора 31 нефтяного месторождения Пермского края. Обучающая выборка состояла из 80% элементов, экзаменационная – из 20% элементов. На рисунке 3 представлены гистограммы распределения дебита нефти и длины горизонтального ствола скважин.

Для прогнозирования дебита нефти использован многомерный регрессионный анализ – эффективный инструмент математической статистики, широко и успешно применяющийся при решении различных научных и практических задач, в том числе в области нефтегазопромыслового дела [12-14].

В качестве исходных параметров приняты: коэффициент нефтенасыщенности (k_o), коэффициент песчанистости ($k_п$), коэффициент вытеснения (*ВЫТ*), эффективная вскрытая толщина (h), коэффициент пористости (m), диаметр ствола скважины (d), проницаемость (k), вязкость нефти (μ), депрессия (dP), объемный коэффициент (B), давление насыщения ($P_{нас}$), длина горизонтального участка (L), пластовое давление ($P_{пл}$), тип коллектора (СТ), тип окончания скважины (w_1), особенности освоения (кислотная обработка, ГРП) (w_2).

Указанные геолого-технологические параметры использованы при построении многомерной математической модели дебита нефти горизонтальной скважины. Соответственно, дебит выступает в качестве зависимого признака, остальные геолого-технологические параметры – в качестве независимых факторов. Для каждой модели вычислены статистические характеристики ее работоспособности, в том числе коэффициент множественной корреляции R, уровень значимости p и стандартная ошибка вычисления. Построенная многомерная модель пускового дебита горизонтальной скважины имеет вид:

$$Q = 32.2\cdot k_o + 8.2\cdot k_п + 15.5\cdot ВЫТ + 0.6\cdot h + 0.2\cdot m - 0.07\cdot d - 4.1\cdot k - \\ - 0.009\cdot \mu - 0.05\cdot dP + 3.1\cdot B + 0.36\cdot P_{нас} + 0.01\cdot L + 0.62\cdot P_{пл} + \\ + 0.002\cdot СТ + 3.1\cdot w_1 + 1.1\cdot w_2 - 25.2$$

$R^2 = 0.531$; $p < 0.0001$; стандартная ошибка – 6.4 м^3/сут.

На рисунке 4 выделены значения цветом: синий – для которых по построенной модели множественной регрессии абсолютное отклонение прогнозного значения пускового дебита от фактического составило более 5 т/сут; зеленый – абсолютное отклонение прогнозного значения пускового дебита составило менее 5 т/сут; оранжевый – зависимость Факт-Факт. На рисунке 4 выполнена группировка по месторождениям для синих точек (отклонение более 5 т/сут). Анализ рисунка 4 показывает, что на определенной части выборки (с абсолютным отклонением менее 5 т/сут) искомый параметр обладает высокой точностью прогнозирования (зеленый) ($R^2 = 0.857$). Также стоит отметить, что для ряда месторождений имеются значительные отклонения прогнозных значений от фактических, например, месторождение им. Сухарева, среднее абсолютное отклонение составило 10.1 т/сут. В то же время абсолютное отклонение для Ножовского месторождения составило 1.4 т/сут. Возможной причиной отклонений может являться особенность геолого-физических условий.

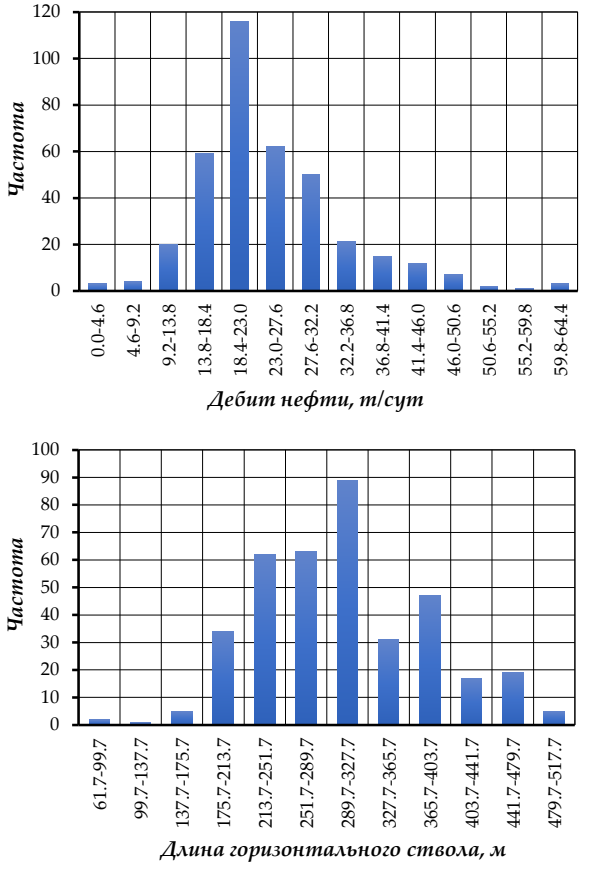

Рис. 3 . Гистограмма распределения дебита нефти и длины горизонтального ствола скважин

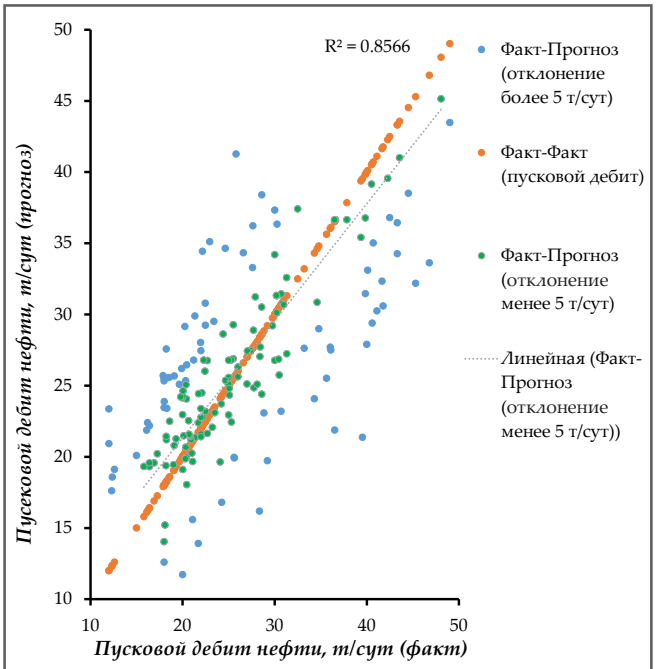

Рис. 4. Сопоставление прогнозных, построенных на основе множественной линейной регрессии, и фактических значения дебита горизонтальных скважин

Искусственная нейронная сеть

Искусственные нейронные сети (ANN) характеризуются как вычислительные модели с особыми способностями к адаптации, обучению, обобщению, распознаванию, кластеризации и организации данных. Искусственные нейронные сети – это вычислительные инструменты, состоящие из множества простых взаимосвязанных элементов, называемых нейронами по аналогии с нейрофи-

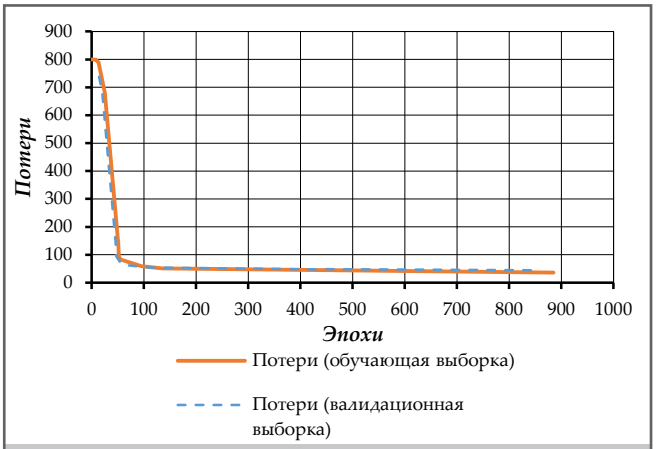

Рис. 5. Характеристика потерь тренировочной и валидационной выборки

зиологией, которые обладают уникальной способностью распознавать лежащие в основе взаимосвязи между входными и выходными событиями. Они хорошо подходят для моделирования систем со сложными взаимосвязями между неполными или зашумленными наборами данных. У нейрона есть два компонента: (1) алгоритм, который выполняет взвешенное суммирование его входных данных с компонентами (X_1, X_2, X_3, ..., X_n), т.е. $s = Sw_iX_i + b$, где b - смещение; и (2) линейная, нелинейная или логическая функция, которая выдает выходной сигнал, соответствующий s. Здесь можно использовать множество видов функций, включая пороговые (логические), сигмовидные, гиперболические касательные и гауссовы функции. В базовой нейронной сети есть три типа нейронов: входные нейроны, которые могут получать внешние данные, выходные нейроны, которые формируют данные из ANN, и скрытые нейроны, сигналы которых остаются внутри ANN. Существует три типа слоев, соответствующих типам нейронов. Скрытые нейроны могут образовывать один или несколько скрытых слоев. Нейроны в каждом слое обычно полностью взаимосвязаны с нейронами из соседних слоев. Важность каждого межнейронного соединения определяется его числовым значением. Применение машинного обучения широко развивается в области решения задач нефтегазовой отрасли [15-26].

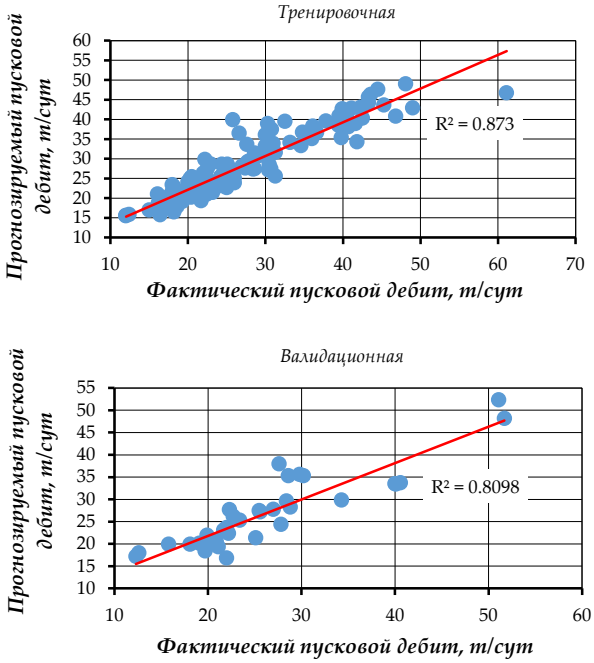

Рис. 6. Апробация прогнозирования дебита горизонтальных скважин на валидационной выборке

Использовались полносвязные нейронные сети с различным количеством скрытых слоев и количеством нейронов в слоях для достижение максимальной точности прогнозирования. Наилучший результат показала конфигурация из 4 скрытых слоев с 1000, 500, 250, 50 нейронами соответственно. Рисунок 5 показывает, что данная задача подчиняется обучению как для тренировочной, так и валидационной выборке без особенностей переобучения.

Анализ данных, представленный на рисунке 6, показывает, что коэффициент детерминации тренировочной выборки (142) достигает более 0.85; для валидационной (36) – более 0.8. В некоторых случаях модель показывает невысокую точность прогнозирования в связи с попаданием в обучающую выборку недостоверных данных. В целях повышения точности прогнозирования необходимо определение кондиционной исходной информации и расширения базы данных.

Выводы

1. Проведен анализ мирового и отечественного опыта в области определения и прогнозирования притока флюида к горизонтальным скважинам. Результаты расчёта дебита нефти горизонтальных скважин с использованием аналитических формул и сопоставления их с фактическими значениями показывают существенную погрешность в его определении.

2. В настоящей работе предложен подход прогнозирования дебита горизонтальных скважин на основе обучения методов машинного обучения. В качестве модели использовалась полносвязная нейронная сеть прямого распространения. Исходными данными слоя являлись - геолого-физические условия, конструкции скважин и особенности освоения. Выходной слой состоял из 1 нейрона – дебита горизонтальной скважины.

3. Преимуществом метода полносвязной нейронной сети прямого распространения является использование накопленного опыта бурения и формирование обобщенных закономерностей прогнозирования дебита горизонтальных скважин. Коэффициент детерминации составил 0.8 при различных тренировочной/валидационной выборках, что, в свою очередь, выше значения, полученного по аналитическим формулам притока и множественной линейной регрессии. Для повышения точности модели методами машинного обучения необходимо расширение базы данных эксплуатации горизонтальных скважин в различных геолого-физических условиях.

Исследования выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSNM-2023-0005).

Литература

1. Киселев, В. М., Кинсфатор, А. Р., Бойков, О. И. (2015). Прогноз оптимальных направлений горизонтальных стволов для разработки Юрубчено-Томоховского месторождения. *Вестник ПНИПУ. Геология. Нефтегазовое и горное дело*, 14(15), 20–27.

2. Садыков, Р. Ш., Ибрагимова, Г. Г. (2016). Оптимизация разработки участков верхних горизонтов скважинами малого диаметра с горизонтальным окончанием. *Нефтепромысловое дело*, 9, 58–61.

3. Ашрафьян, М. О., Кривошей, А. В. (2007). Совершенствование технологии цементирования боковых стволов и скважин малого диаметра. *Строительство нефтяных и газовых скважин на суше и море*, 3, 34–38.

4. Таипова, В. А., Шайдуллин, А. А., Шамсутдинов, М. Ф. (2017). Горизонтальные скважины и гидроразрыв в повышении эффективности разработки нефтяных месторождений на примере НГДУ «АЗНАКАУВСК-НЕФТЬ» ПАО «ТАТНЕФТЬ». *Георесурсы*, 19(3), 198–203.

5. Бергенов, С. У., Чернова, О. С., Зипир, М. Г. (2020). Методика оценка ожидаемых запускных дебитов горизонтальных скважин на примере газоконденсатного месторождения. *Известия ТПУ. Инжиниринг георесурсов*, 331(3), 207–212.

6. Якупов, Р. Ф., Мухаметшин, В. Ш., Хакимзянов, И. Н., Трофимов, В. Е. (2019). Оптимизация выработки запасов из водонефтяных зон горизонта D3PS Шкаповского нефтяного месторождения с помощью горизонтальных скважин. *Георесурсы*, 21(3), 55–61.

7. Hazbeh, O., Aghdam, S. Kh., Ghorbani, H., et al. (2021). Comparison of accuracy and computational performance between the machine learning algorithms for rate of penetration in directional drilling well. *Petroleum Research*, 6(3), 271-282.

8. Старосветсков, В. В., Кашников, О. Ю. (2017). Особенности геологического сопровождения бурения горизонтальных скважин в сложно построенных коллекторах (на примере месторождения им. В. Н. Виноградова). *Геология, геофизика и разработка нефтяных и газовых месторождений*, 2, 43–49.

9. Ovchinnikov, K. N., Kotenev, Yu. A., Sultanov, Sh. H., et al. (2022). Regulation of hydrocarbon production process based on dynamic tracer monitoring of horizontal well inflow profile. *Georesursy*, 24(4), 126–137.

10. Chen, P., Hu, C., Zou, P., et al. (2021). Pressure response of a horizontal well in tight oil reservoirs with stimulated reservoir volume. *Lithosphere*, 1, 5383603.

11. Azad, M., Ghaedi, M., Farasat, A., et al. (2022). Case study of hydraulic fracturing in an offshore carbonate oil reservoir. *Petroleum Research*, 7(4), 419-429.

12. Martyushev, D. A., Ponomareva, I. N., Zakharov, L. A., Shadrov, T. A. (2021). Application of machine learning for forecasting formation pressure in oil field development. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University, Geo Assets Engineering*, 332(10), 140-149.

13. Galkin, V. I., Ponomareva, I. N., Martyushev, D. A. (2021). Prediction of reservoir pressure and study of its behavior in the development of oil fields based on the construction of multilevel multidimensional probabilistic-statistical models. *Georesursy*, 23(3), 73–82.

14. Ponomareva, I. N., Galkin, V. I., Martyushev, D. A. (2021). Operational method for determining bottom hole pressure in mechanized oil producing wells, based on the application of multivariate regression analysis. *Petroleum Research*, 6(4), 351-360.

15. Raji, S., Dehnamaki, A., Somee, B., Mahdiani, M. R. (2022). A new approach in well placement optimization using metaheuristic algorithms. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 215, 110640.

16.Ramah, S. G., Othman, M. A., Nouh, A. Z., El-Kwidy, T. (2022). Prediction of fold-of-increase in productivity index post limited entry fracturing using artificial neural network. *Petroleum Research*, 7(2), 236-245.

17. Zhang, L., Dou, H., Wang, T., et al. (2022). A production prediction method of single well in water flooding oilfield based on integrated temporal convolutional network model. *Petroleum Exploration and Development*, 49(5), 1150-1160.

18. Zakharov, L. A., Martyushev, D. A., Ponomareva, I. N. (2022). Predicting dynamic formation pressure using artificial intelligence methods. *Journal of Mining Institute*, 253, 23-32.

19. Li, D., Liu, X., Zha, W., et al. (2020). Automatic well test interpretation based on convolutional neural network for a radial composite reservoir. *Petroleum Exploration and Development*, 47(3), 623-631.

20. Bahaloo, S., Mehrizadeh, M., Najafi-Marghmaleki, A. (2022). Review of application of artificial intelligence techniques in petroleum operations. *Petroleum Research*. https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.07.002

21. Bhattacharyya, S., Vyas, A. (2022). Machine learning based rate decline prediction in unconventional reservoirs. *Upstream Oil and Gas Technology*, 8, 100064.

22. Veliyev, E. F., Shirinov, S. V., Mammedbeyli, T. E. (2022). Intelligent oil and gas field based on artificial intelligence technology. *SOCAR Proceedings*, 4, 70-75.

23. Bukhtoyarov, V. V., Nekrasov, I. S., Tynchenko, V. S., et al. (2022). Application of machine learning algorithms for refining processes in the framework of intelligent automation. *SOCAR Proceedings*, SI1, 12-20.

24. Wang, Z.-Z., Zhang, K., Chen, G.-D., et al. (2023). Evolutionary-assisted reinforcement learning for reservoir real-time production optimization under uncertainty. *Petroleum Science*, 20(1), 261-276.

25. Rashid, M., Luo, M., Ashraf, U., et al. (2023). Reservoir quality prediction of gas-bearing carbonate sediments in the Qadirpur field: Insights from advanced machine learning approaches of SOM and cluster analysis. *Minerals*, 13, 29.

26. Kang, J., Li, N.-Y., Zhao, L.-Q., et al. (2022). Construction of complex digital rock physics based on full convolution network. *Petroleum Science*, 19(2), 651-662.

References

1. Kiselev, V. M., Kinsfator, A. R., Boykov, O. I. (2015). Prediction of optimal horizontal well paths for Yurubcheno-Tokhomskoye field development. *Bulletin of the Perm National Research Polytechnic University. Oil and Gas Engineering and Mining*, 14(15), 20–27.

2. Sadykov, R. Sh., Ibragimova, G. G. (2016). Optimization of development of upper horizons sections by small diameter wells with a horizontal tail-end. *Oilfield Engineering*, 9, 58-61.

3. Ashraf'ian, M. O., Krivoshei, A. V. (2007). Improving the technology of cementing sidetracks and small-diameter wells. *Construction of Oil and Gas Wells Onshore and Offshore*, 3, 34-38.

4. Taipova, V. A., Shaidullin, A. A., Shamsutdinov, M. F. (2017). Role of horizontal wells and hydraulic fracturing in increasing the efficiency of oilfield development using the example of oil and gas production department «Aznakayevskneft» Tatneft PJSC. *Georesursy,* 19(3), 198-203.

5. Bergenov, S. U., Chernova, O. S., Zipir, M. G. (2020). Methodology for estimating the expected starting rates of horizontal wells on the example of a gas condensate field. *Proceedings of Tomsk Polytechnic University*. *Georesource Engineering*, 331(3), 207-212.

6. Yakupov, R. F., Mukhametshin, V. Sh., Khakimzyanov, I. N., Trofimov, V. E. (2019). Optimization of reserve production from water oil zones of D3ps horizon of Shkapovsky oil field by means of horizontal wells. *Georesursy*, 21(3), 55-61.

7. Hazbeh, O., Aghdam, S. Kh., Ghorbani, H., et al. (2021). Comparison of accuracy and computational performance between the machine learning algorithms for rate of penetration in directional drilling well. *Petroleum Research*, 6(3), 271-282.

8. Starosvetskov, V. V., Kashnikov, O. Iu. (2017). Specific features of geological monitoring of horizontal wells drilling in reservoir beds of complex structure (as in the case of V. N. Vinogradov field). *Geology, Geophysics and Development of Oil and Gas Fields*, 2, 43-49.

9. Ovchinnikov, K. N., Kotenev, Yu. A., Sultanov, Sh. H., et al. (2022). Regulation of hydrocarbon production process based on dynamic tracer monitoring of horizontal well inflow profile. *Georesursy*, 24(4), 126–137.

10. Chen, P., Hu, C., Zou, P., et al. (2021). Pressure response of a horizontal well in tight oil reservoirs with stimulated reservoir volume. *Lithosphere*, 1, 5383603.

11. Azad, M., Ghaedi, M., Farasat, A., et al. (2022). Case study of hydraulic fracturing in an offshore carbonate oil reservoir. *Petroleum Research*, 7(4), 419-429.

12. Martyushev, D. A., Ponomareva, I. N., Zakharov, L. A., Shadrov, T. A. (2021). Application of machine learning for forecasting formation pressure in oil field development. *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University, Geo Assets Engineering*, 332(10), 140-149.

13. Galkin, V. I., Ponomareva, I. N., Martyushev, D. A. (2021). Prediction of reservoir pressure and study of its behavior in the development of oil fields based on the construction of multilevel multidimensional probabilistic-statistical models. *Georesursy*, 23(3), 73–82.

14. Ponomareva, I. N., Galkin, V. I., Martyushev, D. A. (2021). Operational method for determining bottom hole pressure in mechanized oil producing wells, based on the application of multivariate regression analysis. *Petroleum Research*, 6(4), 351-360.

15. Raji, S., Dehnamaki, A., Somee, B., Mahdiani, M. R. (2022). A new approach in well placement optimization using metaheuristic algorithms. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 215, 110640.

16.Ramah, S. G., Othman, M. A., Nouh, A. Z., El-Kwidy, T. (2022). Prediction of fold-of-increase in productivity index post limited entry fracturing using artificial neural network. *Petroleum Research*, 7(2), 236-245.

17. Zhang, L., Dou, H., Wang, T., et al. (2022). A production prediction method of single well in water flooding oilfield based on integrated temporal convolutional network model. *Petroleum Exploration and Development*, 49(5), 1150-1160.

18. Zakharov, L. A., Martyushev, D. A., Ponomareva, I. N. (2022). Predicting dynamic formation pressure using artificial intelligence methods. *Journal of Mining Institute*, 253, 23-32.

19. Li, D., Liu, X., Zha, W., et al. (2020). Automatic well test interpretation based on convolutional neural network for a radial composite reservoir. *Petroleum Exploration and Development*, 47(3), 623-631.

20. Bahaloo, S., Mehrizadeh, M., Najafi-Marghmaleki, A. (2022). Review of application of artificial intelligence techniques in petroleum operations. *Petroleum Research*. https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.07.002

21. Bhattacharyya, S., Vyas, A. (2022). Machine learning based rate decline prediction in unconventional reservoirs. *Upstream Oil and Gas Technology*, 8, 100064.

22. Veliyev, E. F., Shirinov, S. V., Mammedbeyli, T. E. (2022). Intelligent oil and gas field based on artificial intelligence technology. *SOCAR Proceedings*, 4, 70-75.

23. Bukhtoyarov, V. V., Nekrasov, I. S., Tynchenko, V. S., et al. (2022). Application of machine learning algorithms for refining processes in the framework of intelligent automation. *SOCAR Proceedings*, SI1, 12-20.

24. Wang, Z.-Z., Zhang, K., Chen, G.-D., et al. (2023). Evolutionary-assisted reinforcement learning for reservoir real-time production optimization under uncertainty. *Petroleum Science*, 20(1), 261-276.

25. Rashid, M., Luo, M., Ashraf, U., et al. (2023). Reservoir quality prediction of gas-bearing carbonate sediments in the Qadirpur field: Insights from advanced machine learning approaches of SOM and cluster analysis. *Minerals*, 13, 29.

26. Kang, J., Li, N.-Y., Zhao, L.-Q., et al. (2022). Construction of complex digital rock physics based on full convolution network. *Petroleum Science*, 19(2), 651-662..

Применение методов машинного обучения для прогнозирования дебита горизонтальных скважин

А. В. Соромотин, Д. А. Мартюшев, И. Б. Степаненко
Пермский национальный исследовательский политехнический университет, Пермь, Россия

Реферат

В статье обобщен и приведен обзор аналитических уравнений притока жидкости к горизонтальным скважинам. С использованием фактических данных установлено, что аналитические уравнения не позволяют достоверно рассчитывать и прогнозировать дебит горизонтальных скважин и необходимо применение новых подходов для решения данной задачи. В работе предложен принципиально новый подход прогнозирования дебита горизонтальных скважин, основанный на применении и обучении методов машинного обучения. В качестве модели использовалась полносвязная нейронная сеть прямого распространения. При сопоставлении фактических и рассчитанных с применением полносвязной нейронной сети прямого распространения значений дебитов горизонтальных скважин уставлена высокая их сходимость с коэффициентом корреляции более 0.8. В дальнейших исследованиях планируется расширение выборки и параметров, входящих в модель для повышения расчета и прогнозирования дебитов горизонтальных скважин в различных геолого-физических условиях их эксплуатации.

Ключевые слова: горизонтальная скважина; дебит нефти; линейная регрессия; искусственная нейронная сеть.

Üfüqi quyuların debitini proqnozlaşdırmaq üçün maşın öyrənmə metodlarının tətbiqi

A.V. Soromotin, D. A. Martyşev, İ. B. Stepanenko
Perm Milli Tədqiqat Politexnik Universiteti, Perm, Rusiya

Xülasə

Məqalədə üfüqi quyulara maye axınının analitik tənliklərinin ümumiləşdirilməsi və icmalı verilmişdir. Faktiki məlumatların istifadəsi nəticəsində müəyyən edilmişdir ki, analitik tənliklər üfüqi quyularının debitinin dəqiq hesablanmasını və proqnozlaşdırmasını təmin etmir və bu məsələnin həll olunması üçün yeni yanaşmaların tətbiqi tələb olunur. Məqələdə, maşın öyrənmə metodlarının öyrədilməsi və tətbiqinə əsaslanan üfüqi quyularının debitini proqnozlaşdırılması üçün prinsip etibarı ilə yeni yanaşma təklif olunur. Model olaraq, tam əlaqəli birbaşa yayılan neyron şəbəkəsi istifadə edilmişdir. Faktiki və tam əlaqəli birbaşa yayılan neyron şəbəkəsindən istifadə edərək hesablanmış üfüqi quyuların debit dəyərlərini müqayisə edərkən onların korrelyasiya əmsalı 0.8-dən çox olan yüksək yaxınlaşması müəyyən edilmişdir. Gələcək tədqiqatlarda, üfüqi quyuların istismarının müxtəlif geoloji və fiziki şəraitində hesablanmasını və proqnozunu artırmaq üçün modelə daxil olan seçim və parametrlərin genişləndirilməsi planlaşdırılır.

Açar sözlər: üfüqi quyu; neft debiti; xətti reqressiya; süni neyron şəbəkə.