УДК 622.276.1/.4 DOI: 10.24887/0028-2448-2024-4-76-79

Новые возможности мониторинга разработки нефтяных месторождений при оценке энергетического состояния залежей методами искусственного интеллекта

New opportunities of oil field development monitoring when assessing the energy state of formations using the artificial intelligence methods

I.N. Ponomareva[1], M.S. Cherepanov[1], A.A. Melekhin[1], L.A. Zaharov[1]

[1]Perm National Research Polytechnic University, RF, Perm

E-mail: melehin.sasha@mail.ru

Keywords: reservoir pressure, artificial intelligence methods, reservoir pressure maintenance, interaction between wells, tracer analysis

One of the key tasks of oil field development monitoring is the evaluation of hydrodynamic interaction between production and injection wells. In practice, this task is usually solved by conducting expensive and time-consuming tracer (indicator) analysis. It is commonly important to develop an indirect methodology that allows solving this task promptly. This article considers an approach based on comparative analysis of monthly average values of reservoir pressure in the zones of oil recovery and injection volumes. A complex carbonate Tournaisian reservoir of the Opalikhinskoye field was chosen as the object of study. Large-scale tracer studies were carried out during the period of analysis, which is the justification of the object selection. The results of tracer studies are used as actual information on the hydrodynamic connection between the oil recovery and water injection zones. In practice, formation pressure values in the withdrawal zones are obtained during well tests, while the actual frequency and regularity of measurements do not allow the implementation of the proposed approach. In this regard, to assess the hydrodynamic relationship between the withdrawal and injection zones, it is proposed to use the formation pressure values performed with a one-month time step on a specially created model which was developed using the artificial intelligence methods. All digitized historical data on actual formation pressures during the oil production wells exploitation in Perm region were used in training the model. The minimum amount of geological and field information is used as input data for the calculation (average monthly values of oil and liquid flow rates, downtime coefficients and at least one actual formation pressure measurement for the entire history of well exploitation). The occurrence of reservoir pressure values in one-month increments gives an opportunity to compare it with the injection volumes of neighboring injection wells to assess the hydrodynamic interaction between production and injection wells. The results of the proposed approach are fully confirmed by the tracer studies, which are demonstrated in this article as the example of two pairs of wells.

И.Н. Пономарева[1], Д.Т.Н.
М.С. Черепанов[1]
А.А. Мелехин[1], К.Т.Н.
Л.А. Захаров[1]

[1]Пермский национальный исследовательский политехнический университет

Адрес для связи: melehin.sasha@mail.ru

Ключевые слова: пластовое давление, методы искусственного интеллекта (ИИ), поддержание пластового давления (ППД), взаимодействие между скважинами, трассерные исследования

Для цитирования: *Новые* возможности мониторинга разработки нефтяных месторождений при оценке энергетического состояния залежей методами искусственного интеллекта / Л.А. Захаров, И.Н. Пономарева, М.С. Черепанов, А.А. Мелехин [и др.] // Нефтяное хозяйство. – 2024. – № 4. – С. 76-79. - https://doi.org/10.24887/0028-2448-2024-4-76-79
Zaharov L.A., Ponomareva I.N., Cherepanov M.S., Melekhin A.A., *New opportunities of oil field development monitoring when assessing the energy state of formations using the artificial intelligence methods* (In Russ.), Neftyanoe khozyaystvo = Oil Industry, 2024, No. 4, pp. 76-79,
DOI: https://doi.org/10.24887/0028-2448-2024-4-76-79

Исследования выполнены при поддержке Министерства науки и высшего образования Российской Федерации (проект № FSNM-2024-0005).

Мониторинг разработки месторождений является неотъемлемой составляющей системы управления нефтегазовыми активами. При проведении соответствующих мероприятий решается широкий спектр задач, в том числе оценка энергетического состояния залежей и зон дренирования отдельных скважин, контроль динамики флюидонасыщения и др. На практике для мониторинга разработки месторождений углеводородов проводят геофизические, гидродинамические, промыслово-геофизические и специальные исследования. На обработке их результатов основано применение группы графических методов мониторинга, в том числе построение и анализ карт текущих и накопленных отборов, изобар, графиков разработки.

Развитие современных методов обработки информации позволило расширить спектр решаемых задач, повысить их детальность и достоверность. В нефтегазодобывающей отрасли формируется цифровая база данных большого объема (Big Data) при реализации различных производственно-технологических процессов, что способствует масштабному применению методов искусственного интеллекта (ИИ) и машинного обучения (МО). Российскими и зарубежными специалистами данные методы используются для решения различных задач.

Например, в работе [1] приведены преимущества методов ИИ при изучении характеристик трещиновато-пористых коллекторов по данным томографических исследований образцов горных пород при реализации технологии «Цифровой керн». В работе [2] рассмотрены методы МО для повышения достоверности интерпретации данных каротажа и их интеграции с дополнительными петрофизическими характеристиками горных пород. Повышение эффективности и достоверности интерпретации материалов геофизических исследований скважин (ГИС) за счет применения методов МО также показано в работе [3], авторы которой разработали сложную ансамблевую модель оценки скорости распространения поперечной воны. В работе [4] рассмотрены преимущества методов МО при идентификации фаций в пределах сложнопостроенного карбонатного пласта. При этом использованы четыре различных метода МО и доказана преимущественная достоверность одного из них. Актуальная задача прогнозирования скорости бурения при первичном вскрытии сложнопостроенных коллекторов в работе [5] решена с применением методов ИИ. Методы МО использованы при прогнозировании устойчивости ствола скважины [6]. Созданная модель на основе МО при разработке системы мониторинга коррозии трубопроводов [7] в автоматическом режиме позволяет осуществлять интерпретацию показаний оптоволоконных датчиков, а ее оценка выполнена путем сопоставления с результатами лабораторных экспериментов.

В работах [8–10] методы ИИ применены для решения актуальной задачи нефтяного инжиниринга – ретро- и перспективной оценки пластового давления в зонах отбора нефтяных скважин. При обучении модели использован накопленный опыт фактических измерений пластового давления в зонах отбора нефти из скважин Пермского края, представленный в цифровых базах данных предприятий-недропользователей. В процессе создания прогностической модели исследована применимость классических и ансамблевых методов МО, в том числе нейросеть, «случайный лес», градиентный бустинг. При этом учтена специфика решения целевых задач. Подробная информация о модели, а также результаты исследования ее работоспособности детально рассмотрены в работе [10]. Преимуществом модели является незначительный по объему набор исходных данных для выполнения прогностических расчетов, что обусловлено необходимостью минимизации трудозатрат и снижения вероятности ошибок. В качестве исходных данных используются файлы, которые выгружаются из стандартных гидродинамических моделей (ГДМ) и содержат информацию о среднемесячных дебитах скважин и коэффициенте эксплуатации. Разработанная модель реализована в виде зарегистрированного модуля программного комплекса Data Stream Analytics (DSA). Продолжительность расчетов составляет не более 1 мин даже для крупных объектов разработки, а результатом являются данные о пластовом давлении в зоне отбора из каждой скважины за каждый месяц ее эксплуатации, представленные в виде индивидуальных и обобщенного графиков, а также в виде стандартной электронной таблицы. На графиках также нанесены данные по всем выполненным замерам пластового давления с целью визуальной оценки сходимости результатов расчетов. Отмечается достаточно высокая прогностическая способность разработанной модели при ее использовании в том числе для сложнопостроенных карбонатных пластов со сложной динамикой пластового давления, что проиллюстрировано на примере скважины турнейской залежи Опалихинского нефтяного месторождения (рис. 1). Из рис. 1 видно, что разработанная модель позволяет выполнять ретро- и перспективную оценки пластового давления со сложной динамикой, при этом достоверность расчетов следует считать достаточной.

Рис. 1. Динамика пластового и забойного давлений в зоне отбора скв. 404 с применением методов ИИ

Однако необходимо отметить ограничения по применению представленного подхода к определению пластового давления. Прежде всего в качестве обучающей выборки использовались данные нормированных промысловых измерений, выполненных в скважинах одного нефтедобывающего региона, что свидетельствует об априорной настройке модели на эти данные, ее применимость в других геолого-технологических условиях необходимо проверять. Реализованный алгоритм также имеет несколько ограничений, главным из которых является требование к наличию как минимум одного измерения пластового давления в истории эксплуатации каждой анализируемой скважины. Кроме того, модель позволяет оценивать пластовое давление только в зонах отбора. Несмотря на указанные ограничения, практическое применение разработанной модели дает возможность получать набор значений пластового давления с шагом 1 мес за весь период эксплуатации скважины. Наличие такой информации расширяет спектр решаемых задач по контролю разработки месторождений.

Рассмотрим результаты исследований по оценке эффективности системы поддержания пластового давления (ППД). Основным объектом исследований является турнейская залежь Опалихинского месторождения, характеризующаяся сложными геолого-физическими условиями добычи нефти, что обусловлено не только сложным строением карбонатного коллектора, но и высокой (87 мПа·с) вязкостью нефти. Реализованная система внутриконтурного заводнения способствовала прорывам закачиваемого агента к забоям добывающих скважин и их быстрому обводнению. При этом сложное строение пустотного пространства коллектора затрудняет все процессы добычи. В частности, проведен-

ными трассерными исследованиями установлен сложный характер взаимодействия нагнетательных и добывающих скважин (рис. 2). Несмотря на перфорацию во всех скважинах одних и тех же прослоев, основной объем закачиваемого агента поступает в добывающие скважины, расположенные на значительном удалении от нагнетательной скважины – объекта закачки трассирующего вещества. Данный вывод затрудняет идентификацию источников обводнения отдельных добывающих скважин при отсутствии трассерных исследований. Для решения указанной задачи предлагается подход, основанный на сравнительном анализе динамики закачки и пластового давления по добывающим скважинам, что возможно при наличии этой информации с одинаковой минимальной дискретностью. В данном случае взаимный анализ выполнен по среднемесячным значениям указанных параметров.

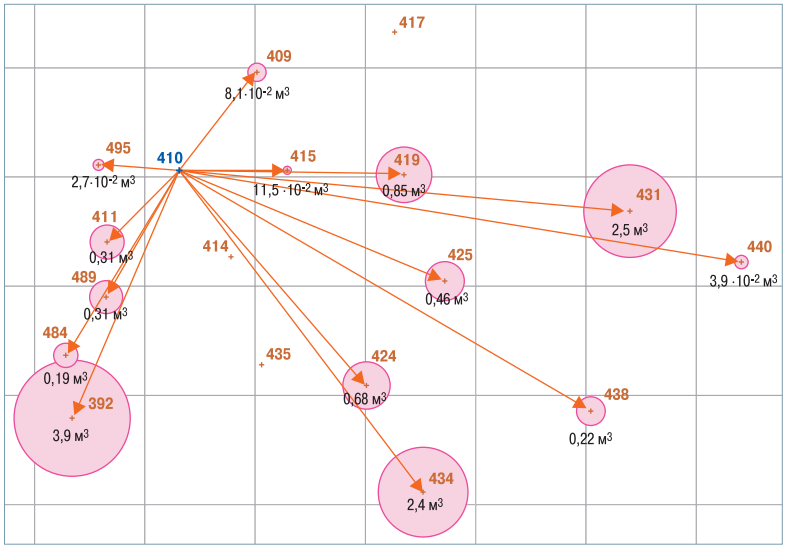

Рис. 2. Результаты трассерных исследований при изучении взаимодействия нагнетательной скв. 410 с добывающими скважинами

На рис. 3 представлена сравнительная динамика закачки и пластового давления по скважинам, в которых проводились трассерные исследования, что позволяет сопоставлять полученные результаты. Как следует из рис. 3, *а*, пластовое давление в зоне отбора скв. 495 не реагирует на изменения закачки в соседней нагнетательной скв. 410, что косвенно подтверждает отсутствие гидродинамической связи между этими скважинами. По данным трассерных исследований связь между ними также не установлена (см. рис. 2). Противоположный вывод следует из рис. 3, *б*. Изменения объемов закачиваемого агента в скв. 410 приводят к аналогичному изменению пластового давления в зоне отбора скв. 392, но с некоторым запаздыванием, что является закономерным. Данные трассерных исследований демонстрируют приоритетное распределение закачиваемой воды между указанными скважинами.

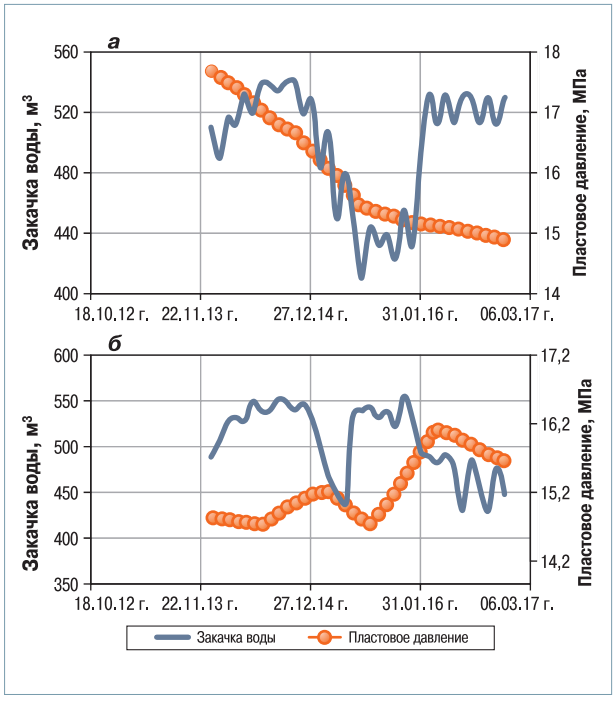

Рис. 3. Сравнительная динамика закачки воды в скв. 410 и пластового давления скв. 495 (*а*) и скв. 392 (*б*)

Таким образом, результаты представленного по сути косвенного метода подтверждаются данными выполненных в период анализа трассерных исследований, которые в определенной степени можно считать прямым методом решения задачи оценки взаимодействия нагнетательной и добывающей скважин. Аналогичные результаты получены по всем парам скважин с трассерными исследованиями, что свидетельствует о применяемости предложенного подхода для решения рассматриваемой задачи мониторинга разработки нефтяных месторождений. Однако возможность его реализации связана с использованием разработанной модели оценки пластового давления, поскольку недостаточная частота фактических измерений давления не позволяет выполнять трассерные исследования. Этот вывод также следует из анализа рис. 3. Например, единичный замер в скв. 495 (см. рис. 3, *а*) исключает возможность сравнительной динамики пластового давления и закачки воды.

Безусловно, представленный подход не является полностью готовым цифровым инструментом решения задачи мониторинга эффективности системы ППД. Для его совершенствования необходима разработка методики, позволяющей определять в автоматизированном режиме числовые характеристики, отражающие степень взаимодействия добывающих и нагнетательных скважин. При этом одним из важнейших этапов является обоснование применения оптимального статистического подхода, поскольку использование коэффициента корреляции Пирсона при оценке связи между анализируемыми параметрами осложнено скачкообразной динамикой закачки, что в ряде случаев обусловливает получение недостоверных результатов. Решение указанной задачи является направлением будущих исследований авторского коллектива, что позволит автоматизировать представленный алгоритм.

Выводы

1. Применение методов ИИ при обработке цифровых баз данных нефтедобывающих предприятий позволяет решать актуальные задачи нефтяного инжиниринга, в том числе осуществлять ретро- и перспективную оценки пластового давления в зонах отбора с минимальными временными интервалами (например, с шагом 1 мес). Выполненная программная реализация (DSA) соответствующей модели дает возможность решать указанную задачу с минимальными трудозатратами при незначительном объеме геолого-промысловой информации.

2. Наличие данных о пластовом давлении в зоне отбора в каждый месяц за весь период эксплуатации скважины расширяет спектр задач, решаемых при мониторинге разработки месторождений. Предложенная косвенная методика оценки эффективности системы заводнения нефтяных пластов даст возможность оценить гидродинамическую связь между нагнетательной и добывающей скважинами на основе сравнительного анализа закачки воды и пластового давления. Достоверность разработанного подхода подтверждается данными трассерных исследований.

3. Направлением совершенствования разработанного подхода является перевод его на количественный уровень, при котором не только будет выполняться визуальное сравнение динамики показателей, но и оцениваться их статистическая связь.

Список литературы

1. *Катанов Ю.Е., Ягафаров А.К., Аристов А.И.* Цифровой керн: аппроксимационные модели текстурных особенностей пустотного пространства песчаников // Вестник Академии наук Республики Башкортостан. – 2023. – Т. 47. – № 2 (110). – С. 33–42. - https://doi.org/10.24412/1728-5283-2023-2-33-42

2. *Rongbo Shao, Hua Wang, Lizhi Xiao.* Reservoir evaluation using petrophysics informed machine learning: A case study // Artificial Intelligence in Geosciences. – 2024. – 100070, https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100070.

3. *A new* machine learning approach for estimating shear wave velocity profile using borelog data / A. Joshi, B. Raman, C.K. Mohan, L.R. Cenkeramaddi // Soil Dynamics and Earthquake Engineering. – 2024. – V. 177. – 108424. https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2023.108424.

4. *Identification* of carbonate sedimentary facies from well logs with machine learning / Xianmu Hou, Peiqing Lian, Jiuyu Zhao [et al.] // Petroleum Research. –2024, https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2024.01.007.

5. *Катанов Ю.Е.* Нейросетевая модель прогнозирования скорости и режимов бурения скважин в сложнопостроенных коллекторах // Известия вузов. Нефть и газ. – 2021. – № 1 (145). – С. 55–76. - https://doi.org/10.31660/0445-0108-2021-1-55-76

6. *Application* of machine learning in wellbore stability prediction: A review / Kai Xu, Zouwei Liu, Qi Chen [et al.] // Geoenergy Science and Engineering. – 2024. – V. 232. Part B. – 212409. https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212409.

7. *Iming Liu, Xiao Tan, Yi Bao.* Machine learning-assisted intelligent interpretation of distributed fiber optic sensor data for automated monitoring of pipeline corrosion // Measurement. – 2024. – V. 226. – 114190. - https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114190.

8. *Воспроизведение* пластового давления методами машинного обучения и исследование его влияния на процесс образования трещин при гидравлическом разрыве пласта / Е.В. Филиппов, Л.А. Захаров, Д.А. Мартюшев, И.Н. Пономарева // Записки Горного института. – 2022. – Т. 258. – С. 924–932. - http://doi.org/10.31897/PMI.2022.103

9. *Martyushev D.A., Ponomareva I.N., Filippov E.V.* Studying the direction of hydraulic fracture in carbonate reservoirs: using machine learning to determine reservoir pressure // Petroleum Research. – 2022. - http://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.06.003

10. *Захаров Л.А., Мартюшев Д.А., Пономарева И.Н.* Прогнозирование динамического пластового давления методами искусственного интеллекта // Записки Горного института. – 2022. – Т. 253. – С. 23–32. - http://doi.org/10.31897/PMI.2022.11

References

1. Katanov Yu.E., Yagafarov A.K., Aristov A.I., *Digital core: Approximation models of textural features of sandstone void space* (In Russ.), Vestnik Akademii nauk Respubliki Bashkortostan, 2023, V. 47, no. 2(110), pp. 33–42, DOI: https://doi.org/10.24412/1728-5283-2023-2-33-42

2. Rongbo Shao, Hua Wang, Lizhi Xiao, *Reservoir evaluation using petrophysics informed machine learning: A case study*, Artificial Intelligence in Geosciences, 2024, DOI: https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100070.

3. Joshi A., Raman B., Mohan C.K., Cenkeramaddi L.R., *A new machine learning approach for estimating shear wave velocity profile using borelog data*, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 2024, V. 177, DOI: https://doi.org/10.1016/j.soildyn.2023.108424.

4. Xianmu Hou, Peiqing Lian, Jiuyu Zhao et al., *Identification of carbonate sedimentary facies from well logs with machine learning*, Petroleum Research, 2024, DOI: https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2024.01.007.

5. Katanov Yu.E., *Neyrosetevaya model' prognozirovaniya skorosti i rezhimov bureniya skvazhin v slozhnopostroennykh kollektorakh* (In Russ.), Izvestiya vuzov. Neft' i gaz, 2021, no. 1(145), pp. 55–76, DOI: https://doi.org/10.31660/0445-0108-2021-1-55-76

6. Kai Xu, Zouwei Liu, Qi Chen et al., *Application of machine learning in wellbore stability prediction: A review*, Geoenergy Science and Engineering, 2024, V. 232, Part B, DOI: https://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212409.

7. Iming Liu, Xiao Tan, Yi Bao, *Machine learning-assisted intelligent interpretation of distributed fiber optic sensor data for automated monitoring of pipeline corrosion*, Measurement, 2024, V. 226, DOI: https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114190.

8. Filippov E.V., Zakharov L.A., Martyushev D.A., Ponomareva I.N., *Reproduction of reservoir pressure by machine learning methods and study of its influence on the cracks formation process in hydraulic fracturing* (In Russ.), Zapiski Gornogo instituta = Journal of Mining Institute, 2022, V. 258, pp. 924–932, DOI: http://doi.org/10.31897/PMI.2022.103

9. Martyushev D.A., Ponomareva I.N., Filippov E.V., *Studying the direction of hydraulic fracture in carbonate reservoirs: using machine learning to determine reservoir pressure*, Petroleum Research, 2022, DOI: http://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.06.003

10. Zakharov L.A., Martyushev D.A., Ponomareva I.N., *Predicting dynamic formation pressure using artificial intelligence methods* (In Russ.), Zapiski Gornogo instituta = Journal of Mining Institute, 2022, V. 253, pp. 23–32, DOI: http://doi.org/10.31897/PMI.2022.11