

АНАЛИЗ ПРОБЛЕМ И ПЕРСПЕКТИВ ПРОГНОЗА РАЗРАБОТКИ НЕФТЕГАЗОВЫХ МЕСТОРОЖДЕНИЙ

Тюленев И.Д.¹, Филимонов Н.Б.^{1,2}

¹*Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия;*

²*Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия*

Ключевые слова: прогнозирование добычи нефти, геолого-технические мероприятия, характеристики вытеснения, кривые падения, машинное обучение.

Аннотация. Рассматривается задача прогноза разработки нефтегазовых месторождений, а также вопрос определения состава технологических показателей, подлежащих анализу. Рассмотрены классические методы прогнозирования двух категорий: основанные на определении кривых падения дебитов нефти и построение прогноза с использованием характеристик вытеснения. Изучены современные перспективные методы прогнозирования дебитов и эффектов от проведения геолого-технических мероприятий на основе методов машинного обучения.

ANALYSIS OF FORECAST PROBLEMS AND PROSPECTS DEVELOPMENT OF OIL AND GAS FIELDS

Tyulenev I.D.¹, Filimonov N.B.^{1,2}

¹*Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia;*

²*Trapeznikov Institute of Control Problems of RAS, Moscow, Russia*

Keywords: oil production forecasting, machine learning, geological and technical measures, displacement characteristics, decline curves.

Abstract. The article considers the problem of forecasting the development of oil and gas fields, as well as the issue of determining the composition of technological indicators subject to analysis. Classical forecasting methods of two categories are considered: based on determining the decline curves of oil flow rates and forecasting using displacement characteristics. Modern promising methods for forecasting flow rates and effects from geological and technical measures based on machine learning methods are studied.

В настоящее время актуальной является задача прогноза разработки нефтегазовых месторождений [1]. Построение прогноза данного позволяет экспертам выбирать лучшую стратегию разработки месторождений, а инвесторам – анализировать будущее состояние портфеля нефтегазовых активов [2]. Основным интерес представляет прогнозирование темпа добычи и эффектов на извлеченный объем углеводородов от проведения геолого-технических мероприятий (ГТМ). Результатом прогноза является определение наилучшей стратегии разработки нефтегазовых месторождений, обуславливающей наибольшие темпы добычи и минимальные затраты на ее осуществление [3]. В работе рассмотрены как классические методы прогнозирования на основе кривых падения дебитов нефти и характеристик ее вытеснения водой, а также современные, перспективные методы прогнозирования, основанные на алгоритмах машинного обучения.

Классические методы прогнозирования нефтегазовых месторождений

Прогнозирование на основе кривых падения дебитов нефти. Оценка темпов падения дебитов нефти и жидкости новых скважин является сложной задачей в виду отсутствия в этом случае накопленных данных о фактических показателях добычи и обводненности. На практике для прогнозирования темпа падения дебитов новых скважин зачастую прибегают к анализу кривых падения [4].

Основными методами здесь являются: кривые Арпса, Дуонга и растянутая экспонента. Главным преимуществом использования метода кривой Арпса [5] является скорость и удобство реализации прогноза в ситуации отсутствия данных по разрабатываемому пласту. В зависимости от истории разработки рассматриваемого объекта выбирается один из трех типов моделей кривых Арпса.

Экспоненциальная модель описывается уравнением:

$$q(t) = q_i e^{-Dt}, \quad (1)$$

где q_i – начальный дебит; D – коэффициент спада.

Гиперболическая модель поддается более гибкой настройке кривой падения за счет введения параметра b ($0 < b < 1$):

$$q(t) = \frac{q_i}{(1 + bDt)^{\frac{1}{b}}}. \quad (2)$$

Гармоническая модель является частным случаем гиперболической при $b = 1$ и имеет вид:

$$q(t) = \frac{q_i}{(1 + Dt)}. \quad (3)$$

Несмотря на простоту и высокую скорость расчетов, метод кривых Арпса часто завышает прогнозы для нетрадиционных коллекторов, таких как сланцевые залежи, из-за неучета сложной геометрии трещин и нестационарных процессов.

Для трещиноватых низкопроницаемых пластов более эффективной оказывается модель Дуонга [6], учитывающая доминирование трещин в динамике добычи. Общая форма данной модели задается уравнением:

$$q(t) = q_i t^{-n} e^{\left(\frac{a}{1-n}(t^{1-n} - 1)\right)}, \quad (4)$$

где n – параметр спада, a – коэффициент связи.

Однако, метод требует тщательной калибровки начальных параметров по историческим данным, что ограничивает его применение при отсутствии достаточной информации.

Альтернативой выступает модель растянутой экспоненты (SEPD) [7], разработанная для систем с неоднородным распределением давления и длительным переходным режимом:

$$q(t) = q_i e^{-(t/\tau)^\beta}, \quad (5)$$

где τ – характеристическое время, β ($0 < \beta < 1$) – параметр растяжения. Несмотря на гибкость, модель SEPD требует значительного объема данных для определения оптимальных значений τ и β , что осложняет её использование на новых месторождениях.

Сравнивая методы, основанные на кривых падения дебитов нефти, можно отметить, что модели Арпса обеспечивая высокую скорость расчетов, склонны к завышению прогнозов в сложных геологических условиях. Модель Дуонга лучше отражает динамику трещиноватых коллекторов, однако её точность зависит от качества калибровки. Модель SEPD эффективна для описания нестационарных процессов, но требует детальных исторических данных. Указанные ограничения стимулируют интеграцию классических методов прогнозирования с методами машинного обучения, позволяющими учитывать многомерные зависимости и адаптироваться к специфике конкретных месторождений [10].

Прогнозирование методом подбора объектов-аналогов. Метод прогнозирования на основе подбора объектов-аналогов удобен и весьма эффективен в случае рассмотрения новых скважин [8]. На основе данных геологической и сейсмической разведки разрабатываемого объекта подбираются объекты со схожими геолого-физическими характеристиками (ГФХ). Появляется возможность на основе накопленных данных по объекту-аналогу определить его темпы падения и применить, например, метод падения кривых уже к новому объекту. Стоит подчеркнуть, что метод подбора объектов-аналогов имеет ключевое преимущество в том, что, анализируя историю разработки, эксперты могут перенять лучшую стратегию для разработки нового, определив необходимый состав проводимых ГТМ. Однако в виду большого количества ГФХ, влияющих на процесс добычи, подбор объекта-аналога является трудоемкой задачей. Важно учитывать, что даже при схожести ГФХ, каждый объект имеет свои уникальные особенности, влияющие на процесс разработки и извлечения углеводородов. Поэтому необходимо применять комплексный подход, включающий не только количественные параметры, но и качественные аспекты, такие как история разработки и адаптация методов к конкретным условиям.

Прогнозирование на основе характеристик вытеснения нефти водой. При наличии достаточного объема исторических данных и высокого уровня обводненности пласта (обычно свыше 70-80%) высокой точностью прогноза обладают методы, основанные на анализе характеристик вытеснения нефти водой. Здесь ключевая идея заключается в установлении зависимости водо-нефтяного фактора (ВНФ) от накопленной добычи жидкости или времени разработки. ВНФ определяется как отношение дебита воды q_B к дебиту нефти q_H :

$$ВНФ = \frac{q_B}{q_H} = \frac{q_{ж} - q_H}{q_H}, \quad (6)$$

где $q_{ж} = q_B + q_H$ – дебит жидкости.

Для прогнозирования строится зависимость натурального логарифма ВНФ от времени t или накопленной добычи нефти q_H , которая в зрелой стадии разработки часто аппроксимируется линейным трендом:

$$\ln(BH\Phi) = at + b,$$

где a – коэффициент, характеризующий скорость роста обводненности, b – константа.

Экстраполяция этого тренда на прогнозный период позволяет оценить будущие значения ВНФ. Дебит нефти на временном дискрете i рассчитывается через прогнозируемый дебит жидкости $q_{ж}^i$ и ВНФ:

$$q_H^i = \frac{q_{ж}^i}{1 + BH\Phi^i}, \quad (7)$$

причем $q_{ж}^i$ – часто задается как управляемый параметр, зависящий от режима закачки воды.

Преимуществами метода прогноза, основанного на характеристиках вытеснения нефти, являются простота реализации при наличии репрезентативных исторических данных, а также учет естественной динамики вытеснения нефти водой. Однако, данный метод требует стабильного режима эксплуатации и высокого уровня обводненности, причем он не учитывает влияние ГТМ на изменение характеристик вытеснения. Кроме того, линейная аппроксимация ВНФ может быть некорректной для месторождений с неоднородным строением пласта [9]. При этом метод активно применяется для оценки остаточных запасов на поздних стадиях разработки, однако его рекомендуется комбинировать с машинным обучением для учета многопараметровых эффектов [14].

Современные методы прогнозирования нефтегазовых месторождений на основе алгоритмов машинного обучения

В последние годы методы и технологии машинного обучения становятся ключевым инструментом для прогнозирования добычи углеводородов и оценки эффективности ГТМ. В отличие от классических методов, основанных на анализе кривых падения или характеристик вытеснения, алгоритмы машинного обучения позволяют учитывать многомерные зависимости между геолого-физическими параметрами, технологическими показателями и историческими данными разработки. Это особенно актуально при работе с нестандартными месторождениями, где традиционные модели могут давать значительные погрешности. Среди наиболее востребованных методов выделяются ансамблевые алгоритмы (случайные леса, градиентный бустинг), эффективно обрабатывающие шумы и нелинейные взаимосвязи в данных [10]. Свою эффективность показывают также рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM), способные моделировать временные ряды с учетом долгосрочных зависимостей, таких как динамика обводненности или изменение дебитов [11].

Применение алгоритмов машинного обучения демонстрирует высокую точность в задачах краткосрочного прогнозирования дебитов, оптимизации режимов закачки и оценки экономической эффективности ГТМ. Например, в работе [12] показано, что использование алгоритмов XGBoost и LightGBM позволяет прогнозировать прирост добычи после ГТМ с ошибкой менее 10%, учитывая более 50 параметров, включая давление, состав флюида и историю ГТМ. Однако, ключевыми вызовами остаются необходимость больших объемов размеченных данных, интерпретируемость моделей и адаптация к изменяющимся условиям эксплуатации. Таким образом, на сегодняшний день перспективным направлением является разработка гибридных подходов, представляющих собой комбинацию физико-математических моделей пласта с методами глубокого обучения (Deep Learning) [13], что позволяет снизить зависимость от исторических данных и улучшить обобщающую способность прогнозов [14].

Список литературы

1. Халимов Э.М. Проект разработки: план действий или прогноз? // Недропользование XXI век. – 2008. – № 3. – С. 31-35.
2. Дмитриевский А.Н., Еремин Н.А., Столяров В.Е. Актуальные вопросы и индикаторы цифровой трансформации на заключительной стадии эксплуатации месторождений // SOCAR Proceedings Special Issue. – 2021. – № 2. – С. 1-13. – DOI: 10.5510/OGP2021SI200543.
3. Усманова А.А. Прогнозирование основных показателей разработки нефтяных месторождений // Исследование инновационного потенциала общества и формирование направлений его стратегического развития: материалы Международной научно-практической конференции. Том 2. – Курск: ЮЗГУ, 2011. – С. 146-148.
4. Lei T., Lihua Z., Binbin W. Methods of Decline Curve Analysis for Shale Gas Reservoirs // Energies. 2018, vol. 11(3), p. 552. DOI: 10.3390/en11030552.
5. Arps J.J. Estimation of Primary Oil Reserves // Petroleum Transactions, AIME. 1956, vol. 207, pp. 182-191. DOI: 10.2118/627-G.
6. Anh N. Duong Rate-Decline Analysis for Fracture-Dominated Shale Reservoirs: Part 2 // SPE/CSUR Unconventional Resources Conference – Canada. 2014. – DOI: 10.2118/171610-MS.
7. Can B., Kabir S. Probabilistic Production Forecasting for Unconventional Reservoirs With Stretched Exponential Production Decline Model // SPE Res Eval & Eng. 2012, vol. 15, pp. 41-50. DOI: 10.2118/143666-PA.
8. Вологин И.С., Исламов Р.Р., Нигматуллин Ф.Н., Харисова А.В., ЛОЗНЮК О.А. Методика выбора объекта-аналога для нефтегазовой залежи по геолого-физическим характеристикам // Нефтяное хозяйство. – 2019. – №12. – С. 124-127. – DOI: 10.24887/0028-2448-2019-12-124-127.
9. Акрамов Б.Ш., Наубеев Т.Х., Сапашов И.Я., Санетуллаев Е.Е., Ешмуратов А.Б. Прогнозирование показателей разработки по характеристикам вытеснения нефти водой // Universum: технические науки. – 2016. – № 7(28). – С. 9.
10. Tadjer A., Hong A., Bratvold RB. Machine Learning Based Decline Curve Analysis for Short-Term Oil Production Forecast // Energy Exploration & Exploitation. 2021, vol. 39(5), pp. 1747-176. DOI: 10.1177/01445987211011784.

11. Khan M., Alnuaim S., Tariq Z., Abdulraheem A. Machine Learning Application for Oil Rate Prediction in Artificial Gas Lift Wells // Paper presented at the SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. – Manama, Bahrain, March 2019. – DOI: 10.2118/194713-MS.
12. Кочнев А.А., Козырев Н.Д., Кочнева О.Е., Галкин С.В. Разработка комплексной методики прогноза эффективности геолого-технических мероприятий на основе алгоритмов машинного обучения // Георесурсы. – 2020. – Т. 22, №3. – С. 79-86.
13. Вейдман С. Глубокое обучение: легкая разработка проектов на Python. – СПб.: Питер, 2021. – 272с.
14. Sheikhoushaghi A., Gharaei N.Y., Nikoofard A. Application of Rough Neural Network to Forecast Oil Production Rate of an Oil Field in a Comparative Study // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022, vol. 209, p. 109935. DOI: 10.1016/j.petrol.2021.109935.

References

1. Халимов Э.М. Development Project: Action Plan or Forecast? // Subsoil use XXI century. 2008, no. 3, pp. 31-35.
2. Dmitrievsky A.N., Eremin N.A., Stolyarov V.E. Actual issues and indicators of digital transformation at the final stage of field operation // SOCAR Proceedings Special Issue. 2021, no. 2, pp. 1-13. DOI: 10.5510/OGP2021SI200543.
3. Usmanova A.A. Forecasting the main indicators of oil field development // Research of the innovative potential of society and the formation of directions for its strategic development: proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Vol. 2. – Kursk: SWSU, 2011. – P. 146-148.
4. Lei T., Lihua Z., Binbin W. Methods of Decline Curve Analysis for Shale Gas Reservoirs // Energies. 2018, vol. 11(3), p. 552. DOI: 10.3390/en11030552.
5. Arps J.J. Estimation of Primary Oil Reserves // Petroleum Transactions, AIME. 1956, vol. 207, pp. 182-191. DOI: 10.2118/627-G.
6. Anh N. Duong Rate-Decline Analysis for Fracture-Dominated Shale Reservoirs: Part 2 // SPE/CSUR Unconventional Resources Conference – Canada. 2014. – DOI: 10.2118/171610-MS.
7. Can B., Kabir S. Probabilistic Production Forecasting for Unconventional Reservoirs With Stretched Exponential Production Decline Model // SPE Res Eval & Eng. 2012, vol. 15, pp. 41-50. DOI: 10.2118/143666-PA.
8. Volgin I.S., Islamov R.R., Nigmatullin F.N., Harisova A.V., Loznyuk O.A. Methodology for Selecting an Analogous Object for Oil and Gas Reservoirs to Geological and Physical Characteristics // Oil Industry. 2019, no. 12, pp. 124-127. DOI: 10.24887/0028-2448-2019-12-124-127.
9. Akramov B.Sh., Naubeev T.Kh., Sapashov I.Ya., Sanetullaev E.E., Eshmuratov A.B. Forecasting Development Indicators Based on Oil Displacement Characteristics by Water // Universum: Technical Sciences. 2016, no. 7(28), p. 9.
10. Tadjer A., Hong A., Bratvold R.B. Machine Learning Based Decline Curve Analysis for Short-Term Oil Production Forecast // Energy Exploration & Exploitation. 2021, vol. 39(5), pp. 1747-176. DOI: 10.1177/01445987211011784.
11. Khan M., Alnuaim S., Tariq Z., Abdulraheem A. Machine Learning Application for Oil Rate Prediction in Artificial Gas Lift Wells // Paper presented at the SPE Middle East Oil and Gas Show and Conference. – Manama, Bahrain, March 2019. – DOI: 10.2118/194713-MS.

12. Kochnev A.A., Kozyrev N.D., Kochneva O.E., Galkin S.V. Development of a Comprehensive Methodology for Forecasting the Effectiveness of Geological and Technical Measures Based on Machine Learning Algorithms // Georesources. 2020, vol. 22, no. 3, pp. 79-86.
13. Weidman S. Deep Learning from Scratch: Building with Python from First Principles. – SPb.: Peter, 2021. – 271 p.
14. Sheikhoushaghi A., Gharaei N.Y., Nikoofard A. Application of Rough Neural Network to Forecast Oil Production Rate of an Oil Field in a Comparative Study // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2022, vol. 209, p. 109935. DOI: 10.1016/j.petrol.2021.109935.

Филимонов Николай Борисович – доктор технических наук, профессор	Filimonov Nikolay Borisovich – doctor of technical sciences, professor
Тюленев Илья Дмитриевич – студент	Tyulenev Ilya Dmitrievich – student
nbfilimonov@mail.ru	

Received 21.02.2025