

Технічні науки

УДК 622.279:004.8

Пилявський Сергій Вікторович

Івано-Франківський національний технічний університет нафти і газу

ORCID: 0009-0000-2097-0192

Pyliavskyi Serhii

Ivano-Frankivsk National Technical University of Oil and Gas

DOI: <https://doi.org/10.25313/2520-2057-2026-8-12127>

**ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В
ПОЄДНАННІ З ТРИВИМІРНИМ МОДЕЛЮВАННЯМ У
СЕРЕДОВИЩІ PETREL ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ ТЕХНОЛОГІЇ
РОЗРОБКИ ГАЗОВИХ РОДОВИЩ З АКТИВНИМ ВОДОНАПІРНИМ
РЕЖИМОМ**

**APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS
COMBINED WITH THREE-DIMENSIONAL MODELLING IN THE
PETREL ENVIRONMENT FOR OPTIMISING THE DEVELOPMENT
TECHNOLOGY OF GAS FIELDS WITH AN ACTIVE WATER DRIVE**

***Анотація.** Розглянуто можливості інтеграції методів машинного навчання у класичний цикл геолого-гідродинамічного моделювання газових покладів з активним водонапірним режимом, реалізований у програмному середовищі Petrel у поєднанні з симуляторами ECLIPSE та INTERSECT. Запропоновано гібридний робочий процес, у якому чисельна гідродинамічна модель зберігає роль фізичного «еталона», а сурогатні (проксі) моделі на основі нейронних мереж і ансамблевих алгоритмів беруть на себе обчислювально витратні задачі — автоматизовану адаптацію моделі до історії розробки, багатоваріантну оптимізацію сітки свердловин і*

режимів їх експлуатації, а також раннє прогнозування прориву пластової води. Окреслено обмеження підходу та вимоги до вхідних даних.

Ключові слова: газове родовище, водонапірний режим, тривимірне моделювання, Petrel, штучний інтелект, машинне навчання, проксі-модель, адаптація моделі, прорив води, коефіцієнт газовилучення.

Summary. The paper considers the integration of machine learning methods into the conventional geological and reservoir simulation workflow for gas reservoirs produced under an active water drive, implemented within the Petrel software platform coupled with the ECLIPSE and INTERSECT simulators. A hybrid workflow is proposed in which the numerical reservoir model retains the role of a physics-based reference, while surrogate (proxy) models built on neural networks and ensemble algorithms take over the computationally expensive tasks, namely assisted history matching, multi-variant optimisation of well placement and well operating regimes, and early prediction of water breakthrough. Six areas of machine learning application are identified: prediction of petrophysical properties in the interwell space, surrogate modelling, automated history matching with probabilistic P10/P50/P90 forecasting, water breakthrough forecasting from both synthetic and field time-series data, optimisation of the development system, and physics-informed neural networks. An eight-stage workflow is presented in which every optimum found on the surrogate model is verified by a full reservoir simulation run. The limitations of the approach and the requirements for input data quality are outlined.

Key words: gas reservoir, water drive, three-dimensional modelling, Petrel, artificial intelligence, machine learning, proxy model, history matching, water breakthrough, gas recovery factor.

Актуальність. Значна частина газових покладів Дніпровсько-Донецької западини та Передкарпатського прогину перебуває на

завершальній стадії розробки й експлуатується за водонапірного режиму. Саме цей режим є основною причиною втрат вуглеводнів: заземлення газу водою, що просувається по найбільш проникних пропластках, суттєво знижує кінцевий коефіцієнт газовилучення порівняно з газовим режимом виснаження, а обводнення окремих свердловин нерідко настає раніше, ніж це передбачали проєктні документи. Ключове інженерне завдання тому полягає не у максимізації миттєвого дебіту, а в управлінні швидкістю та геометрією просування фронту води.

У попередньому дослідженні автора обґрунтовано роль тривимірного моделювання у середовищі Petrel як інструменту [1, 2], що дозволяє інтегрувати геофізичні, геологічні та промислові дані, відтворити просторову структуру покладу, локалізувати газоводяний контакт і за допомогою симуляторів ECLIPSE або INTERSECT відтворити багатofазну фільтрацію. Проте практичне застосування цього інструментарію стикається з обмеженням обчислювального характеру, яке з розвитком деталізації моделей лише загострюється.

Постановка проблеми. Один повний прогін високороздільної моделі великого газового покладу триває від кількох годин до кількох діб. Водночас коректна адаптація моделі до історії розробки (history matching) та пошук оптимальної системи розміщення свердловин вимагають сотень і тисяч таких прогонів [3]. Через це на практиці інженер змушений обмежуватися десятком-двома детермінованих сценаріїв, обраних експертно, що не гарантує ані потрапляння в область оптимуму, ані коректної оцінки невизначеності прогнозу. Додатковим джерелом похибки є параметри аквіфера — його об'єм, провідність і ступінь гідродинамічного зв'язку з покладом визначаються найменш достовірно, тоді як саме вони найсильніше впливають на прогноз водоприпливу.

Розв'язання цієї суперечності між потрібною деталізацією та наявним обчислювальним ресурсом і становить основну мету застосування методів штучного інтелекту (ШІ) в описуваному класі задач.

Напрями застосування методів машинного навчання.

1. Уточнення розподілу фільтраційно-ємнісних властивостей.

Класичні геостатистичні методи (кригінг, послідовне гаусове моделювання SGS) заповнюють міжсвердловинний простір на основі варіограмного аналізу. Алгоритми машинного навчання — випадковий ліс, градієнтний бустинг (XGBoost, LightGBM), нейронні мережі — дозволяють доповнити цей підхід, встановивши нелінійні залежності між сейсмічними атрибутами, кривими ГДС та керновими визначеннями пористості й проникності. Особливе значення це має для виявлення високопроникних пропластків та зон тріщинуватості, якими вода проривається до вибою свердловин у першу чергу [5].

2. Сурогатні (проксі) моделі. Це найбільш результативний напрям. Сурогатна модель — це алгоритм, навчений на обмеженій вибірці повних гідродинамічних розрахунків (як правило, 100–300 прогонів, спланованих методами планування експерименту — латинський гіперкуб, Вох–Behnken), який відтворює відгук пласта за секунди замість годин [4]. У літературі показано, що проксі-моделі на основі штучних нейронних мереж перевершують традиційні поліноміальні та кригінгові метамоделі за точністю відтворення цільової функції при історичній адаптації [5]. Для покладів з водонапірним режимом окремо перевірено підхід «фізично підтриманого» проксі-моделювання, орієнтований саме на прогнозування переміщення фронту води [7].

3. Автоматизована адаптація моделі до історії розробки. Замість ручного підбору проникності та параметрів аквіфера сурогатна модель вбудовується в контур оптимізації, де мінімізується нев'язка між фактичними й розрахунковими значеннями пластового тиску, дебітів газу

та обводненості. Для цього застосовують генетичні алгоритми, метод рою частинок (PSO), диференціальну еволюцію, ансамблеві методи (ES-MDA, EnKF) та байєсову оптимізацію [3, 6]. Принципово, що результатом є не єдина «підігнана» модель, а ансамбль рівномірних реалізацій, який дає змогу подати прогноз у ймовірнісній формі P10/P50/P90 — що для водонапірного режиму значно чесніше за детермінований прогноз.

4. Раннє прогнозування прориву пластової води. Тут використовують два взаємодоповнювальні класи моделей. Перший — регресійні моделі, навчені на синтетичній вибірці симуляційних розрахунків, які пов'язують час прориву води з параметрами пласта, відстанню перфорації від ГВК і темпом відбору [8]. Другий — моделі часових рядів (LSTM, GRU, гібридні CNN-LSTM), навчені безпосередньо на промислових даних свердловин: динаміці вибійного та гирлового тисків, дебіті, вмісті води й хлоридів у продукції [9]. Такі моделі здатні виявити передвісники обводнення за кілька місяців до його фактичного прояву, що дає час на оперативне коригування режиму роботи свердловини.

5. Оптимізація системи розробки. Маючи швидкий проксі-симулятор, стає можливим перебрати тисячі варіантів: координати й траєкторії нових свердловин (у тому числі горизонтальних та багатостовбурних), інтервали й висоту перфорації над ГВК, розподіл відборів між свердловинами, послідовність введення їх у роботу [6]. Цільова функція при цьому формулюється комплексно — максимум кінцевого газовилучення або чистого дисконтованого доходу за обмежень на критичну депресію та допустиму обводненість. Перспективним є застосування навчання з підкріпленням (reinforcement learning) для динамічного керування режимами свердловин, коли агент навчається підтримувати відбір нижче критичного значення, за якого починається конусоутворення.

6. Фізично-інформовані нейронні мережі (PINN). Напряв, що усуває головну ваду суто статистичних моделей — здатність давати фізично некоректний результат за межами навчальної вибірки. У PINN рівняння нерозривності та закон Дарсі вводяться безпосередньо у функцію втрат, завдяки чому мережа залишається узгодженою з фізикою фільтрації навіть на екстраполяції.

Технічна реалізація в середовищі Petrel. Суттєвою перевагою Petrel є те, що описані методи не потребують виходу за межі платформи. Модуль Python Tool Pro та середовище розробки Ocean SDK дозволяють викликати бібліотеки scikit-learn, XGBoost, TensorFlow або PyTorch безпосередньо з проєкту, оперуючи властивостями сітки, даними свердловин і результатами симуляції як звичайними об'єктами. Функціонал Uncertainty and Optimization забезпечує планування експерименту та запуск серій розрахунків, а хмарне середовище DELFI — паралельне виконання ансамблю прогонів. Таким чином, геологічна модель, гідродинамічний симулятор і алгоритм машинного навчання працюють з єдиним джерелом даних, без експорту та пов'язаних із ним втрат інформації.

Запропонований гібридний робочий процес. На основі викладеного пропонується така послідовність дій: (1) побудова базової тривимірної геологічної моделі в Petrel з машинно-навченим прогнозом ФЄП у міжсвердловинному просторі; (2) формування ансамблю геологічних реалізацій, що відображають невизначеність структури й параметрів аквіфера; (3) планування експерименту та виконання обмеженої серії повних розрахунків в INTERSECT; (4) навчання сурогатної моделі на отриманій вибірці й контроль її точності на незалежній підвибірці; (5) автоматизована адаптація до історії розробки з отриманням ансамблю прийнятних моделей; (6) оптимізація розміщення свердловин і режимів їх роботи на сурогатній моделі; (7) обов'язкова верифікація найкращих сценаріїв повним гідродинамічним розрахунком; (8) періодичне

перенавчання моделі в міру надходження нових промислових даних, тобто перехід до концепції цифрового двійника родовища.

Принциповим є сьомий етап: сурогатна модель звужує простір пошуку, але остаточне рішення завжди підтверджується фізично обґрунтованим розрахунком. Саме таке розмежування ролей відрізняє інженерне застосування ШІ від некритичного покладання на «чорну скриньку».

Обмеження та ризики. Ефективність описаних методів прямо залежить від якості й повноти вхідних даних: за відсутності систематичних вимірювань пластового тиску, регулярних досліджень свердловин та достовірного обліку супутньо видобутої води навчання моделі втрачає сенс. Обмеженою є й екстраполяційна здатність — сурогатна модель достовірна лише в межах діапазону параметрів, на якому вона навчена, тому кожне суттєве розширення умов вимагає нових розрахунків. Слід також урахувати ризик перенавчання за малих вибірок і складність інтерпретації результатів, що частково знімається методами пояснюваного машинного навчання (SHAP, аналіз важливості ознак).

Висновки. Інтеграція методів штучного інтелекту у процес тривимірного геолого-гідродинамічного моделювання в середовищі Petrel не замінює чисельну симуляцію, а знімає її головне практичне обмеження — обчислювальну вартість багатоваріантних розрахунків. Для газових родовищ з активним водонапірним режимом це відкриває можливість переходу від поодиноких детермінованих сценаріїв до систематичної ймовірнісної оптимізації, у якій цільовою функцією є не миттєвий дебіт, а керування просуванням фронту води. Очікуваними практичними результатами є скорочення тривалості адаптації моделі, обґрунтоване відтермінування прориву води у видобувних свердловинах і, як наслідок, підвищення кінцевого коефіцієнта газовилучення. Подальші дослідження доцільно спрямувати на апробацію запропонованого робочого процесу на

конкретному покладі з тривалою історією розробки та кількісну оцінку отриманого приросту точності прогнозу.

Література

1. Білецький В., Сергєєв П., Фик М., Козирець С. Моделювання в нафтогазовій промисловості. *Вісник НТУ «ХПІ»*. 2018. Вип. 1. С. 89–98.
2. Лапець О. В., Мащенко Л. В., Білобородько О. І. Використання тривимірного моделювання у сучасному світі. *Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій*. 2023. Т. 27. С. 130–135.
3. Oliver D. S., Chen Y. Recent progress on reservoir history matching: a review. *Computational Geosciences*. 2011. Vol. 15, No. 1. P. 185–221. DOI: 10.1007/s10596-010-9194-2.
4. Zangl G., Graf T., Al-Kinani A. Proxy modeling in production optimization. SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition. Vienna, Austria: SPE, 2006. SPE-100131-MS.
5. Motaei E. et al. Advancements in machine learning-driven proxy modelling techniques for reservoir engineering: a systematic review. *Journal of Petroleum Geology*. 2026. DOI: 10.1111/jpg.70037.
6. Chai Z., Nwachukwu A., Zagayevskiy Y., Amini S., Madasu S. An integrated closed-loop solution to assisted history matching and field optimization with machine learning techniques. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2021. Vol. 198. 108204. DOI: 10.1016/j.petrol.2020.108204.
7. Haghshenas Y., Emami Niri M., Amini S., Ahmadi Kolajoobi R. A physically-supported data-driven proxy modeling based on machine learning classification methods: application to water front movement prediction. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2021. Vol. 196. 107828. DOI: 10.1016/j.petrol.2020.107828.

8. Belkhir S. A., Alblooshi Y., Hashmet M. R. Data-driven and machine learning prediction of early water breakthrough time in naturally fractured reservoirs in the Middle East. *GOTECH*. Dubai, UAE: SPE, 2025. SPE-224585-MS. DOI: 10.2118/224585-MS.

9. Reservoir production prediction model based on a stacked LSTM network and transfer learning. *ACS Omega*. 2021. DOI: 10.1021/acsomega.1c05132.