

І.С. Дмитрієва, А.М. Дмитренко

МЕТОДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПРОГНОЗУВАННЯ ПОКЛАДІВ ВУГЛЕВОДНІВ З ТРИВИМІРНИХ СЕЙСМІЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Ця стаття висвітлює застосування методів штучного інтелекту для прогнозування покладів вуглеводнів з тривимірних сейсмічних зображень. У дослідженні розглядаються сучасні досягнення в галузі ШІ для інтерпретації сейсмічних даних, включаючи згорткові, рекурентні, графові нейронні мережі та трансформери. Автори аналізують існуючі обмеження, зокрема проблеми з якістю та кількістю навчальних даних, складнощі узагальнення та інтерпретації результатів. Стаття розглядає методи попередньої обробки та інженерії ознак сейсмічних зображень, стратегії роботи з обмеженими даними та окреслює перспективні напрямки для майбутніх досліджень у цій сфері.

Ключові слова: штучний інтелект, тривимірні сейсмічні зображення, вуглеводні, прогнозування покладів, згорткові нейронні мережі, рекурентні нейронні мережі, мережі трансформерів, графові нейронні мережі, фізично-інформовані нейронні мережі, сейсмічні атрибути, спектральне розкладання, трансферне навчання, генеративні змагальні мережі.

Вступ. Зростаючий глобальний попит на енергетичні ресурси посилив потребу в ефективних і точних методах виявлення та видобування покладів вуглеводнів. Тривимірна (3D) сейсмічна візуалізація є фундаментальною технологією, що надає важливу інформацію про підземні геологічні структури та потенційні розташування резервуарів. Традиційно інтерпретація цих складних 3D-сейсмічних даних значною мірою покладалася на досвід геонауковців, включаючи трудомісткий ручний аналіз та суб'єктивні інтерпретації. Однак зростаючий обсяг і складність сейсмічних даних, а також потреба в швидших і надійніших результатах розвідки, стимулювали дослідження та впровадження методів штучного інтелекту (ШІ).

Штучний інтелект має значний потенціал для трансформації галузі розвідки вуглеводнів шляхом автоматизації та покращення аналізу складних 3D-сейсмічних даних. Алгоритми машинного навчання можуть обробляти великі обсяги даних, автоматично виділяти складні сейсмічні структури та підвищувати точність інтерпретації сейсмічних даних, що приводить до ефективніших і точніших прогнозів покладів вуглеводнів. Застосування технологій ШІ також може оптимізувати робочі процеси розвідки та зменшити ризики, що в кінцевому підсумку сприяє більш успішним відкриттям та оптимізованим виробничим операціям.

Мета дослідження полягає в тому, щоб сприяти трансформації галузі розвідки вуглеводнів за допомогою передових технологій ШІ, що могло б значно підвищити ефективність виявлення та видобутку енергетичних ресурсів в умовах зростаючого глобального попиту.

Огляд сучасних досягнень у застосуванні ШІ для прогнозування вуглеводнів з 3D-сейсмічних зображень. Застосування ШІ у прогнозуванні вуглеводнів з 3D-сейсмічних зображень зазнало значних успіхів, з використанням різних моделей машинного навчання та методологій. Серед усталених моделей ШІ згорткові нейронні мережі (CNN) стали провідною технікою завдяки їхній ефективності в аналізі зображень. Оскільки 3D-сейсмічні дані можна розглядати як об'ємне зображення, CNN добре підходять для ідентифікації складних геологічних структур, таких як розподіл піщаних тіл, які є вирішальними для характеристики вуглеводневих резервуарів. Дослідження продемонстрували ефективність CNN у таких завданнях, як виявлення розломів, класифікація літології та ідентифікація потенційних нафтогазових особливостей у сейсмічних даних.

Рекурентні нейронні мережі (RNN), зокрема мережі з довгою короткостроковою пам'яттю (LSTM), хоча й не так безпосередньо застосовуються до аналізу статичних 3D-сейсмічних об'ємів, знайшли застосування в суміжних завданнях, таких як сейсмічна інверсія імпедансу. Ці мережі відмінно обробляють послідовні дані і можуть бути цінними при аналізі часозалежних сейсмічних даних, наприклад, при 4D-сейсмічному моніторингу резервуарів. Окрім архітектур глибокого навчання, традиційні технології машинного навчання, такі як штучні нейронні мережі (ANN), машини опорних векторів (SVM) та випадкові ліси, також широко використовуються для характеристики резервуарів. Ці методи застосовуються для прогнозування ключових властивостей резервуарів, таких як пористість, проникність та літологія, на основі аналізу сейсмічних атрибутів та даних каротажу свердловин.

Застосування ШІ в розвідці вуглеводнів є різноманітним і постійно розширюється. Моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі з самоуважністю (SACNN) та нейронні мережі з оптимізацією роєм частинок мутації (MPSO-ANN), продемонстрували вражаючий успіх у прогнозуванні розподілу ймовірності газу в резервуарах, досягаючи високої точності та демонструючи здатність захоплювати складні нелінійні взаємозв'язки в сейсмічних даних. У галузі класифікації літології одновимірні CNN (1D-CNN) та просторово-часові мережі (STNet) довели свою ефективність у точній класифікації типів порід з використанням даних каротажу свердловин, використовуючи просторову та часову інформацію, вбудовану в ці набори даних.

Для ілюстрації поточних рівнів продуктивності, дослідження повідомляють про високі значення R-квадрату та показників площі під кривою (AUC), що вказує на сильні прогностичні можливості моделей ШІ. Рівень точності до 96,83% було досягнуто в класифікації літології з використанням STNet. У сейсмічній інверсії методи, удосконалені ШІ, продемонстрували прогнози товщини піску, які тісно відповідають фактичним вимірам свердловин з точністю до 85,1%.

Прогалини та обмеження у існуючих дослідженнях. Незважаючи на значні успіхи у застосуванні ІІІ для прогнозування вуглеводнів з 3D-сейсмічних зображень, у поточних дослідженнях залишається кілька прогалин та обмежень. Основна проблема полягає у нестачі великих, якісних, маркованих 3D-сейсмічних даних, необхідних для навчання надійних моделей ІІІ. Ефективність моделей ІІІ, зокрема архітектур глибокого навчання, тісно пов'язана з кількістю та якістю даних, на яких вони навчаються. Однак отримання таких великих і точно маркованих наборів даних у геофізиці може бути трудомістким і ресурсомістким. Крім того, самі сейсмічні дані часто страждають від шуму, артефактів та обмежень у роздільній здатності через обмеження аквізиції та складність підповерхневих структур. Дані каротажу свердловин, які часто використовуються як фактична основа для навчання моделей ІІІ з метою прогнозування властивостей резервуарів, також можуть бути розрідженими, неповними або не повністю відображати гетерогенність умов резервуару.

Ще одним значним обмеженням є проблема узагальнення, коли моделі ІІІ, навчені на даних з одного геологічного середовища, часто не працюють належним чином на даних з різних регіонів з різними геологічними характеристиками. Підтримка точності часто вимагає калібрування мережі відповідно до конкретних особливостей нових даних, підкреслюючи, що попередньо навчена модель може бути не безпосередньо застосовна в різних геологічних середовищах.

Інтерпретабельність та пояснюваність також представляють значні перешкоди для широкого впровадження ІІІ для прогнозування вуглеводнів. Моделі глибокого навчання, зокрема, часто сприймаються як "чорні скриньки" через складність розуміння їхніх внутрішніх процесів прийняття рішень. Ця відсутність прозорості може обмежити довіру геонауковців до прогнозів, оснований на ІІІ, особливо в умовах важливих розвідувальних рішень, де важливе ґрунтовне геологічне розуміння.

Крім того, поточні методи ІІІ можуть мати труднощі з ефективним захопленням складних нелінійних взаємозв'язків, які існують між сейсмічними даними та характеристиками резервуарів. Візуалізація геологічних особливостей, таких як розломи на всіх рівнях, і точне розрізнення тонких варіацій у підповерхневих структурах залишаються складними завданнями для систем ІІІ.

Нарешті, обчислювальні вимоги, пов'язані з навчанням моделей глибокого навчання на великих 3D-сейсмічних даних, можуть бути суттєвими, вимагаючи значних обчислювальних ресурсів та інфраструктури. Багато нафтогазових компаній можуть мати застарілу інфраструктуру, яка не готова до використання з передовими технологіями ІІІ, що потенційно створює бар'єр для впровадження цих рішень.

Дослідження нових моделей та архітектур штучного інтелекту. Для подолання деяких обмежень традиційних моделей ІІІ, дослідники все більше досліджують нові архітектури для прогнозування вуглеводнів на основі 3D-сейсмічних даних. Мережі Трансформерів, які досягли значних успіхів у обробці природної мови і набирають популярності у обробці зображень, представляють перспективний напрямок. Їхня здатність захоплювати далекі залежності та розуміти глобальний контекст у даних може

бути дуже корисною для інтерпретації складних геологічних структур, які поширюються на великі об'єми 3D-сейсмічних даних. Дослідження почали досліджувати застосування 2.5D та 3D-архітектур Трансформерів для таких завдань, як виявлення розломів та сейсмічна інверсія, демонструючи їхній потенціал перевершувати традиційні методи на основі CNN у певних сценаріях.

Графові нейронні мережі (GNN) представляють інший клас нових архітектур, які добре підходять для обробки даних із внутрішніми структурними взаємозв'язками. У контексті сейсмічних даних, GNN можуть використовувати просторові взаємозв'язки між сейсмічними станціями або окремими точками даних у 3D-об'ємі. Хоча в основному використовуються для таких завдань, як характеристика джерела землетрусів, принципи GNN можуть бути адаптовані для аналізу зв'язності та просторового розташування геологічних особливостей, пов'язаних з накопиченням вуглеводнів в сейсмічних об'ємах.

Гібридні архітектури, які поєднують сильні сторони різних моделей ШІ, також досліджуються для підвищення продуктивності. Наприклад, поєднання CNN, які чудово витягують просторові особливості, з RNN, які вміють обробляти послідовні дані, може бути вигідним для аналізу сейсмічних даних, які можуть проявляти як просторові, так і часові залежності, особливо в 4D-сейсмічних застосуваннях. Аналогічно, гібридні моделі, що інтегрують Трансформери з CNN, потенційно можуть використовувати можливості CNN для локального витягу особливостей з глобальним розумінням контексту Трансформерів, що призводить до більш надійних і точних прогнозів.

Фізично-інформовані нейронні мережі (PINN) пропонують унікальний підхід, включаючи фізичні закони та керуючі рівняння безпосередньо в процес навчання нейронної мережі. Ця інтеграція доменних знань може діяти як потужне обмеження для моделі ШІ, що призводить до більш фізично правдоподібних і точних прогнозів, особливо в ситуаціях, коли марковані дані обмежені. PINN були успішно застосовані до проблем сейсмічної петрофізичної інверсії та інтерполяції, демонструючи свою здатність генерувати результати, які відповідають основним геофізичним принципам.

Висновок та напрямки майбутніх досліджень. Застосування штучного інтелекту для прогнозування покладів вуглеводнів на основі 3D-сейсмічних зображень продемонструвало значний потенціал, пропонуючи можливість підвищити ефективність, точність та надійність розвідувальних робіт. Огляд сучасного стану виявляє зростаючий обсяг досліджень, що використовують різні моделі ШІ, особливо архітектури глибокого навчання, такі як CNN, для таких завдань, як прогнозування властивостей резервуарів, класифікація літології та структурна інтерпретація. Однак залишається кілька обмежень та викликів, включаючи проблеми з нестачею та якістю даних, потребу в покращенні узагальнення та інтерпретованості моделей ШІ, та ефективне керування складними геологічними структурами.

Для подолання цих обмежень майбутні дослідження повинні зосередитися на кількох перспективних напрямках. Розробка та застосування більш складних моделей ШІ, таких як гібридні архітектури, що поєднують сильні сторони CNN, RNN та Трансформерів, а також дослідження графових нейронних мереж для використання структу-

рних взаємозв'язків у сейсмічних даних, заслуговують подальшого дослідження. Фізично-інформовані нейронні мережі, які інтегрують геофізичні принципи в процес навчання, мають значний потенціал для покращення точності та фізичної правдоподібності прогнозів, особливо при обмежених даних.

Прогрес у техніках збільшення даних, включаючи використання генеративних змагальних мереж для створення реалістичних синтетичних сейсмічних даних, та розробка ефективних стратегій трансферного навчання є вирішальними для вирішення проблеми обмежених маркованих наборів даних. Крім того, дослідження методів навчання за кількома прикладами може дозволити моделям ШІ навчатися з дуже малих обсягів даних, що особливо актуально в районах розвідки нових територій.

Покращення інтерпретованості та пояснюваності моделей ШІ є основним для їх широкого впровадження в галузі. Застосування та подальший розвиток методів ХАІ, таких як LIME та SHAP, разом з аналізом механізмів уваги в моделях глибокого навчання, можуть надати цінні уявлення про процеси прийняття рішень цих складних систем. Дизайн внутрішньо інтерпретованих архітектур моделей та розробка вдосконалених технік візуалізації також сприятимуть побудові довіри та полегшенню інтеграції ШІ в робочі процеси геонауковців.

Створення більших, різноманітніших та добре маркованих еталонних 3D-сейсмічних наборів даних є важливим для забезпечення чесних та відтворюваних порівнянь різних моделей ШІ та методологій. Майбутні дослідження також повинні зосередитися на інтеграції мультимодальних джерел даних, таких як сейсмічні дані, каротажі свердловин, геологічні карти та дані дистанційного зондування, використовуючи техніки ШІ для надання більш повного розуміння підповерхневого потенціалу вуглеводнів. Нарешті, кількісна оцінка невизначеності в прогнозуванні вуглеводнів на основі ШІ буде вирішальною для надання більш надійних оцінок ризику та підтримки прийняття обґрунтованих рішень у розвідці та розробці.

ЛІТЕРАТУРА

1. “Machine Learning in Oil and Gas Exploration - A Review”, Ahmad Lawal, Yingjie Yang, Hongmei He, Nathaniel L. Baisa, January 2024, IEEE Access PP(99):1-1, DOI:10.1109/ACCESS.2023.3349216.
2. “Enhancing Oil And Gas Exploration Efficiency Through Ai-Driven Seismic Imaging And Data Analysis”, Gideon Oluseyi Daramola, Boma Sonimiteim Jacks, Olakunle Abayomi Ajala, Abiodun Emmanuel Akinoso, Engineering Science & Technology Journal, P-ISSN: 2708-8944, E-ISSN: 2708-8952, Volume 5, Issue 4, P.No. 1473-1486, April 2024, DOI: 10.51594/estj/v5i4.1077.
3. “Artificial Intelligence Transforms Seismic Interpretation”, Fatma Ahmed, Egypt Oil and Gas Group.
4. “Machine learning for seismic exploration: Where are we and how far are we from the holy grail?”, Farbod Khosro Anjom, Francesco Vaccarino, Laura Valentina Socco. Geophysics (2024) 89 (1): WA157–WA178, doi.org/10.1190/geo2023-0129.1.

5. “A Review of AI Applications in Unconventional Oil and Gas Exploration and Development”, Feiyu Chen, Linghui Sun, Boyu Jiang, Xu Huo, Xiuxiu Pan, Chun Feng, Zhirong Zhang. *Energies* 2025, 18(2), 391. doi.org/10.3390/en18020391.
6. “A novel seismic inversion method based on multiple attributes and machine learning for hydrocarbon reservoir prediction”, Zongbin Liu, Jianmin Zhu, Bo Tian, Rui Zhang, Yongheng Fu, Yuan Liu, *Front. Earth Sci.*, December 2024, Sec. Economic Geology, Volume 12 - 2024, doi.org/10.3389/feart.2024.1498164
7. “Transformer and CNN Hybrid Neural Network for Seismic Impedance Inversion”, Chunyu Ning, Bangyu Wu, Zhaolin Zhu, DOI:10.1109/IGARSS52108.2023.10281611, IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.
8. “The Impact of Artificial Intelligence and Machine Learning on Reservoir Characterization”, Chibuzo Valeria Ahaneku, Chibuike Dominic Muogbo, Humphrey Chukwuma Anozie, July 2024, *International Journal of Research and Innovation in Applied Science* IX(VII/July 2024):612, DOI:10.51584/IJRIAS.2024.907052.
9. “Fault Detection via 2.5D Transformer U-Net with Seismic Data Pre-Processing”, Zhanxin Tang, Bangyu Wu, Weihua Wu, Debo Ma, *Remote Sens.* 2023, 15(4), 1039; doi.org/10.3390/rs15041039.
10. Dmytriieva I.S., Dmytrenko A.M. Using The Method Of Support Vectors On The Example Of Predicting The Properties Of Hydrocarbon Deposits / *Proceedings of the International Scientific and Technical Conference Information Technologies in Metallurgy and Machine Building-ITMM 2024*. April 2024. Dnipro. p. 227-231; DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.040

REFERENCES

1. “Machine Learning in Oil and Gas Exploration - A Review”, Ahmad Lawal, Yingjie Yang, Hongmei He, Nathaniel L. Baisa, January 2024, *IEEE Access* PP(99):1-1, DOI:10.1109/ACCESS.2023.3349216.
2. “Enhancing Oil And Gas Exploration Efficiency Through Ai-Driven Seismic Imaging And Data Analysis”, Gideon Oluseyi Daramola, Boma Sonimiteim Jacks, Olakunle Abayomi Ajala, Abiodun Emmanuel Akinoso, *Engineering Science & Technology Journal*, P-ISSN: 2708-8944, E-ISSN: 2708-8952, Volume 5, Issue 4, P.No. 1473-1486, April 2024, DOI: 10.51594/estj/v5i4.1077.
3. “Artificial Intelligence Transforms Seismic Interpretation”, Fatma Ahmed, *Egypt Oil and Gas Group*.
4. “Machine learning for seismic exploration: Where are we and how far are we from the holy grail?”, Farbod Khosro Anjom, Francesco Vaccarino, Laura Valentina Socco. *Geophysics* (2024) 89 (1): WA157–WA178, doi.org/10.1190/geo2023-0129.1.
5. “A Review of AI Applications in Unconventional Oil and Gas Exploration and Development”, Feiyu Chen, Linghui Sun, Boyu Jiang, Xu Huo, Xiuxiu Pan, Chun Feng, Zhirong Zhang. *Energies* 2025, 18(2), 391. doi.org/10.3390/en18020391.
6. “A novel seismic inversion method based on multiple attributes and machine learning for hydrocarbon reservoir prediction”, Zongbin Liu, Jianmin Zhu, Bo Tian, Rui Zhang,

Yongheng Fu, Yuan Liu, Front. Earth Sci., December 2024, Sec. Economic Geology, Volume 12 - 2024, doi.org/10.3389/feart.2024.1498164

7. “Transformer and CNN Hybrid Neural Network for Seismic Impedance Inversion”, Chunyu Ning, Bangyu Wu, Zhaolin Zhu, DOI:10.1109/IGARSS52108.2023.10281611, IGARSS 2023 - 2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.

8. “The Impact of Artificial Intelligence and Machine Learning on Reservoir Characterization”, Chibuzo Valeria Ahaneku, Chibuike Dominic Muogbo, Humphrey Chukwuma Anozie, July 2024, International Journal of Research and Innovation in Applied Science IX(VII/July 2024):612, DOI:10.51584/IJRIAS.2024.907052.

9. “Fault Detection via 2.5D Transformer U-Net with Seismic Data Pre-Processing”, Zhanxin Tang, Bangyu Wu, Weihua Wu, Debo Ma, Remote Sens. 2023, 15(4), 1039; doi.org/10.3390/rs15041039.

10. Dmytriieva I.S., Dmytrenko A.M. Using The Method Of Support Vectors On The Example Of Predicting The Properties Of Hydrocarbon Deposits / Proceedings of the International Scientific and Technical Conference Information Technologies in Metallurgy and Machine Building-ITMM 2024. April 2024. Dnipro. p. 227-231; DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2024.01.040

Received 14.05.2025.
Accepted 19.05.2025.

Artificial intelligence methods for predicting hydrocarbon deposits from three-dimensional seismic images

The application of artificial intelligence to hydrocarbon reservoir prediction based on 3D seismic images has shown significant potential, offering the possibility of improving the efficiency, accuracy and reliability of exploration operations. A review of the state-of-the-art reveals a growing body of research utilizing various AI models, especially deep learning architectures such as CNNs, for tasks such as reservoir property prediction, lithology classification, and structural interpretation. However, several limitations and challenges remain, including issues with data scarcity and quality, the need to improve the generalizability and interpretability of AI models, and the effective management of complex geological structures.

To overcome these limitations, future research should focus on several promising areas. The development and application of more complex AI models, such as hybrid architectures that combine the strengths of CNNs, RNNs, and Transformers, as well as the study of graph neural networks to exploit structural relationships in seismic data, deserve further investigation. Physically-informed neural networks that integrate geophysical principles into the training process have significant potential to improve the accuracy and physical plausibility of predictions, especially with limited data.

Advances in data augmentation techniques, including the use of generative adversarial networks to generate realistic synthetic seismic data, and the development of effective transfer learning strategies are crucial to address the problem of limited labeled datasets. In addition, research into multiple example learning methods can allow AI models to learn from very small amounts of data, which is especially relevant in areas of new area exploration.

Improving the interpretability and explainability of AI models is key to their widespread adoption in the industry. The application and further development of XAI methods such as

LIME and SHAP, along with the analysis of attention mechanisms in deep learning models, can provide valuable insights into the decision-making processes of these complex systems. The design of internally interpretable model architectures and the development of advanced visualization techniques will also help build trust and facilitate the integration of AI into geoscientists' workflows.

The creation of larger, more diverse, and well-labeled reference 3D seismic datasets is important to ensure fair and reproducible comparisons of different AI models and methodologies. Future research should also focus on the integration of multimodal data sources such as seismic data, well logs, geological maps, and remote sensing data using AI techniques to provide a more complete understanding of subsurface hydrocarbon potential. Finally, quantifying the uncertainty in AI-based hydrocarbon forecasting will be crucial to provide more reliable risk assessments and support informed decision-making in exploration and development.

Keywords: artificial intelligence, three-dimensional seismic images, hydrocarbons, reservoir prediction, convolutional neural networks, recurrent neural networks, transformer networks, graph neural networks, physically informed neural networks, seismic attributes, spectral decomposition, transfer learning, generative adversarial networks.

Дмитрієва Ірина Сергіївна - к.т.н., доцент, доцен кафедри Інформаційних технологій і систем Дніпровський металургійний інститут, Український державний університету науки і технологій, Україна.

Дмитренко Андрій Миколайович – аспірант кафедри Інформаційних технологій і систем Дніпровський металургійний інститут, Український державний університету науки і технологій, Україна.

Dmytriieva Iryna Serhiivna - Ph.D., Associate Professor, Associate Professor of the Department of Information Technologies and Systems, Dnipro Metallurgical Institute, Ukrainian State University of Science and Technology, Ukraine.

Dmytrenko Andrii Mykolaiovych - Postgraduate Student of the Department of Information Technologies and Systems, Dnipro Metallurgical Institute, Ukrainian State University of Science and Technology, Ukraine.