

Використання нейронних мереж для вивчення нетрадиційних покладів вуглеводнів (на прикладі візейських чорних сланців Дніпровсько-Донецької западини)

В.О. Куртий, О.О. Верпаховська, 2025

Інститут геофізики ім. С.І. Субботіна НАН України, Київ, Україна

Надійшла 20 жовтня 2025 р.

Представлено результати досліджень глинистих сланців візейського ярусу Дніпровсько-Донецької западини з використанням алгоритму нейронних мереж.

Дніпровсько-Донецька западина є одним із перспективних регіонів України на поклади сланцевого газу. Оскільки для нарощування видобутку вуглеводнів необхідно вишукувати нетрадиційні шляхи, то детальне геолого-геофізичне дослідження порід, що містять сланцевий газ, на сьогодні є важливим та актуальним.

Нафтогазовий потенціал горючих сланців значною мірою визначається вмістом органічної речовини, а саме показником total organic carbon — сумарний органічний вуглець. Для розрахунку загального вмісту органічного вуглецю в багатих на органіку породах з використанням каротажних даних широко використовується метод Пассі (Passey's method). Авторами запропоновано новий підхід прогнозування вмісту органічної речовини для досліджуваних порід при використанні обмеженого комплексу каротажних даних і вибірки кернового матеріалу, який базується на залученні до досліджень новітніх технологій, а саме алгоритму нейронних мереж. Швидкий розвиток нейронних мереж призвів до їх залучення у геофізичних дослідженнях, особливо при обмеженій кількості вхідних даних. Для дослідження авторами було обрано тришарову нейронну мережу, що дало змогу безпосередньо з'єднувати вхідні дані з вихідними через шари нейронів.

Встановлено, що поєднання методу Пассі із залученням алгоритму нейронних мереж уможливорює прогнозування вмісту органічної речовини в інтервалах глинистих сланців.

Ключові слова: нетрадиційні поклади вуглеводнів, Дніпровсько-Донецька западина, петрофізичні властивості порід, вміст органічної речовини, нейронні мережі.

Вступ. Одним із можливих шляхів нарощування видобутку вуглеводнів у нафтогазових регіонах України є газові поклади у глинистих сланцях, а саме сланцевий газ. Цей тип покладів є складним для вивчення у зв'язку з особливостями їхнього літологічного та геохімічного складу, а також з низькими колекторськими властивостями. Однак в США проблему видобутку слан-

цевого газу почали вивчати ще на початку 2000-х років. На сьогодні завдяки сучасним технологіям лабораторних і свердловинних досліджень, горизонтальному бурінню та інтенсифікації розробка покладів сланцевого газу стала для американців проливом в енергетиці та дала змогу значно збільшити запаси вуглеводнів.

Американська інформаційна енергетич-

Citation: Kurtyi, V.O., & Verpakhovska, O.O. (2025). Use of neural networks for studying nontraditional hydrocarbon reservoirs (an example of Visean black shales of the Dnipro-Donets Basin). *Geofizychnyi Zhurnal*, 47(6), 26—38. <https://doi.org/10.24028/gj.v47i6.341701>.

Publisher Subbotin Institute of Geophysics of the NAS of Ukraine, 2025. This is an open access article under the CC BY-NC-SA license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>).

на агенція (U.S. EIA) проаналізувала світові ресурси сланцевого газу по 14 регіонах за межами США у квітні 2011 р. За оприлюдненими результатами Україну визначено як країну з великим запасом сланцевого газу та з перспективами його промислового освоєння [Куровець та ін., 2014]. Дніпровско-Донецька западина (ДДЗ) є одним з потенційних регіонів на поклади сланцевого газу. Це зумовлює актуальність детального геолого-геофізичного вивчення як порід ДДЗ, що містять сланцевий газ, так і перспективи його подальшого видобутку.

Серед українських дослідників, які зробили значний внесок у дослідження сланцевих формацій України, слід зазначити роботи Лукіна [Лукин, 2011, 2013], який, зокрема, дав пояснення термінів «чорносланцеві формації», «чорні сланці» (або «гідрокарбопеліти») і «сланцевий газ». У контексті стратифікаційних умов, які сприяли накопиченню органічної речовини у візейських відкладах, варто згадати концепцію «евксинського типу» басейну в розумінні О.Є. Лукіна, яка базується на аналогії до сучасного голоценового Чорного моря. Для такого типу седиментаційного середовища характерна стійка гідродинамічна стратифікація, обмежена циркуляція, формування анаеробного режиму в придонній зоні та акумуляція органіки у тонкошаруватих глинистих осадах. З огляду на склад, текстуру та характер органічної речовини в рудівських шарах у межах Глинсько-Солохівського району, можна припустити, що процеси осадконакопичення відбувалися в умовах, близьких до евксинських. При цьому О.Є. Лукін вважає, що термін «сланцевий газ» не зовсім вдалий, оскільки горючі сланці не є колекторами газу. Водночас цей термін отримав широке застосування і може використовуватися для визначення наявності газу в сланцевих формаціях [Лукин, 2013].

Мета роботи — показати особливості дослідження нафтогазового потенціалу горючих сланців в Україні із застосуванням сучасних методів і технологій, зокрема залучення нейронних мереж, на прикладі

вивчення відкладів візейського ярусу ДДЗ у межах Глинсько-Солохівського нафтогазоконденсатного родовища.

Перші застосування нейронних мереж у розвідці покладів вуглеводнів почали з'являтися у 1990-х роках, коли комп'ютерні обчислення стали достатньо потужними для ефективного моделювання складних нелінійних залежностей, характерних для геофізичних даних. Пізніше в 2000-х роках штучні нейронні мережі почали значно ширше застосовуватися при прогнозуванні петрофізичних властивостей (коефіцієнтів пористості, проникності), визначенні літології порід за каротажними даними, прогнозуванні відсутніх каротажних кривих, особливо об'ємної густини, швидкості проходження поздовжньої та поперечної хвилі. Також нейронні мережі знайшли застосування в інтерпретації сейсмічних даних, автоматичному виділенні сейсмофацій, виявленні зон за сейсмічними даними з можливим насиченням вуглеводнів. Популярність застосування нейронних мереж у розвідувальній геофізиці полягає в наявності великого фонду геофізичної інформації (сейсмічних, каротажних і петрофізичних даних), а також значної кількості взаємозв'язків цих даних, що при використанні алгоритму нейронних мереж можна опрацювати.

Нафтогазовий потенціал горючих сланців значною мірою визначається вмістом органічної речовини (керогену) у породі та її здатністю генерувати вуглеводні. Ключовим кількісним показником є total organic carbon (ТОС) — сумарний органічний вуглець. Масова частка ТОС є одним з головних індикаторів генераційного потенціалу сланцевих порід. Зазвичай ТОС визначають лабораторно (піролізом або хімічним аналізом керну), але такі вимірювання дорогі, повільні та фрагментарні. Натомість нейронні мережі дають змогу оцінити ТОС безпосередньо за даними геофізичного дослідження свердловин (ГДС) і отримати безперервний розподіл цього параметра по свердловині чи навіть просторову модель у межах родовища.

У публікаціях [Mahmoud et al., 2017;

Wang et al., 2019] продемонстровано успішне застосування алгоритмів нейронних мереж з використанням ГДС і кернових даних для прогнозування вмісту органічної речовини в інтервалах залягання чорносланцевих порід, а також геохімічних показників, що відповідають за їх можливість генерувати вуглеводні.

Нейронні мережі стають невід'ємним інструментом сучасної геологорозвідки, особливо для нетрадиційних колекторів, таких як горючі сланці. Теоретична спроможність штучних нейронних мереж моделювати складні нелінійні процеси та навчатися на історичних даних трансформується на практиці у більш точні прогнози нафтогазового потенціалу, а саме: виявлення перспективних зон та прийняття оптимізованих рішень щодо промислової роботи з родовищами вуглеводнів. Практичні дослідження в різних басейнах світу підтверджують переваги нейромережевих підходів [Gonzalez et al., 2013; Mahmoud et al., 2017]. Вони підвищують достовірність оцінок, знижують ризики помилок і зрештою дають змогу більш ефективно інвестувати кошти в освоєння сланцевих покладів. З огляду на швидкий розвиток методів штучного інтелекту, можна очікувати, що їх роль у нафтогазовій геології та геофізиці надалі тільки зростатиме, відкриваючи нові можливості для пошуку та освоєння енергоресурсів.

У статті авторами представлено аналіз існуючих стандартних методів дослідження покладів газу в глинистих сланцях, а також запропоновано у випадку недостатньої кількості необхідних даних для традиційних методів вивчення горючих сланців залучати новітні технології, зокрема нейронні мережі. Дослідження виконано на прикладі вивчення відкладів візейського ярусу ДДЗ у межах Глинсько-Солохівського нафтогазоконденсатного родовища.

Огляд попередніх досліджень. Вивчення покладів вуглеводнів у глинистих сланцях у межах ДДЗ триває більше десяти років. Результати цих досліджень були опубліковані в різних фахових виданнях.

Так, у монографії «Нетрадиційні джерела вуглеводнів України» [Куровець та ін., 2014] розглянуто проблематику дослідження покладів газу в сланцевих товщах, зокрема наведено параметри геохімічних і петрофізичних властивостей цих відкладів у межах нафтогазових регіонів України, а також досліджено перспективи видобутку вуглеводнів з порід-колекторів нетрадиційного типу. Вуглеводневий потенціал глинистих сланців візейських відкладів (XII мікрофауністичний горизонт візейської карбонатної плити) опубліковано в статті [Iuras et al., 2023], де за результатами лабораторних досліджень керну висвітлено геохімічні особливості сланцевих порід (відбиваюча здатність вітриніту та вміст органічного вуглецю), їх мінеральний склад і наявність вторинних змін, а саме тріщинуватості.

При дослідженні та одновимірному моделюванні нафтогазової системи в палеозойську еру ДДЗ [Misch et al., 2018] зазначено, що глинисті сланці Рудівських шарів візейського ярусу мають доволі високий вміст органічного вуглецю (середнє значення 5,5 %) та II-III тип керогену, що не дає можливості впевнено говорити про потенціал генерації вуглеводнів у цих відкладах. Незважаючи на це, глинисті сланці XII мікрофауністичного горизонту становлять інтерес в дослідженні їх геохімічних і петрофізичних властивостей для обґрунтування перспективності відкладів для видобутку сланцевого газу.

Основними підходами в дослідженні геохімічних і петрофізичних властивостей горючих сланців традиційно є кернові лабораторні дослідження. Мінеральний склад порід визначається при використанні рентгенівської дифракції або ж рентгенівської флюоресценції. Петрографічні та мікроскопічні дослідження керна дають змогу детально охарактеризувати текстуру та структуру порід, просторовий розподіл органічної речовини та реконструювати умови осадонакопичення. Натомість генераційний потенціал, вміст сумарного органічного вуглецю (ТОС), ступінь термічної зрілості та тип органічної речовини

визначають за даними піролізу кернавого матеріалу [Peters, 1986].

При свердловинних геофізичних дослідженнях необхідні властивості для характеристики покладів газу в глинистих сланцях не вимірюються, а можуть розраховуватися, калібруючись на результати кернавих досліджень. Найбільш широко відомі стандартні підходи щодо визначення ТОС, які використовуються й досі, опубліковані в статтях [Schmoker, Hester, 1983; Passey et al., 1990]. У цих статтях продемонстровано визначення ТОС з використанням емпіричних рівнянь і каротажних кривих питомого електричного опору, інтервального часу проходження поздовжньої хвилі, вмісту водню та об'ємної густини.

У статті [Passey et al., 1990] було запропоновано формулу розрахунку $\Delta \log R$ для визначення загального вмісту органічного вуглецю в багатих на органіку породах з використанням каротажних даних. Метод розрахунків за цією формулою названо методом Пассі («Passey's method»). Він широко використовується у світовій практиці та постійно вдосконалюється [Polat, Eren, 2021].

Дослідницьким центром компанії Schlumberger розроблено каротажний прилад нейтронної гама-спектроскопії, який також використовується для визначення ТОС, мінерального складу, пористості та насичення в горючих сланцях [Gonzalez et al., 2013].

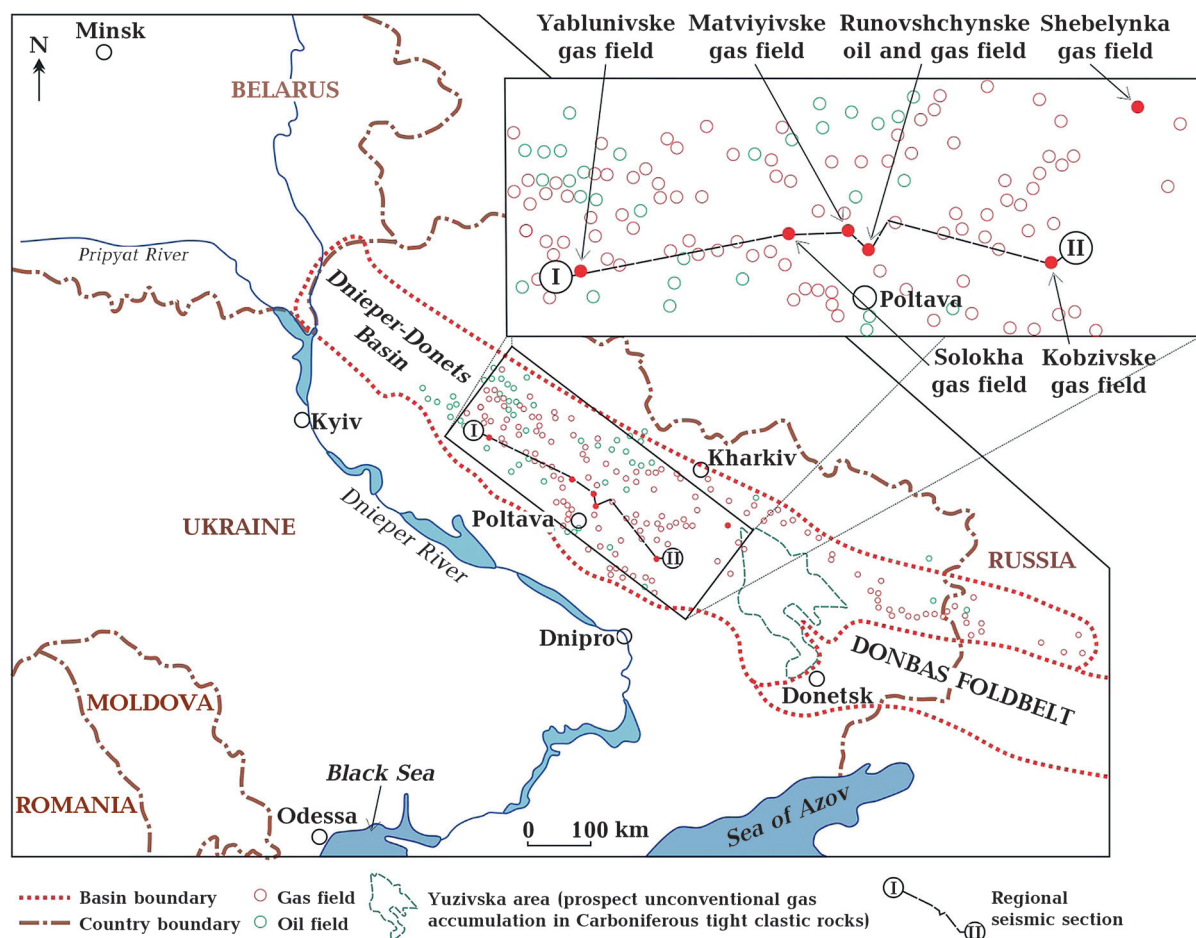


Рис. 1. Карта розташування Глинсько-Солохівського нафтогазоконденсатного регіону на території Дніпровсько-Донецької западини [Окрепкйі, Тиаркіна, 2015].

Fig. 1. Location map of the Hlynsk-Solokhivskiy oil and gas condensate region within the Dnieper-Donets Basin [Okrepkyi, Tiapkina, 2015].

У статті [Iuras et al., 2024] продемонстровано використання результатів нейтронної гама-спектроскопії та лабораторних кернових досліджень для оцінювання петрофізичних і геохімічних властивостей та мінерального складу візейських горючих сланців і карбонатних порід.

Однак далеко не для всіх свердловин доступний повний комплекс каротажних даних, необхідний для вивчення колекторських властивостей горючих сланців, а саме: дані спектрального гамма-каротажу, нейтронного та щільнісного каротажу, а також ядерно-магнітно-резонансного каротажу. Тому авторами в цій статті пропонується визначення вмісту органічної речовини з використанням акустичного каротажу (DTC) і каротажу питомого електричного опору (RT). Враховуючи обмежену кількість лабораторних вимірювань, пропонується використання алгоритму нейронних мереж для прогнозування вмісту органічної речовини у глинистих сланцях.

Геологічна характеристика району дослідження. Досліджувана площа розташована в приосьовій зоні ДДЗ на території Глинсько-Солохівського нафтогазоконденсатного району (рис. 1).

Зона характеризується наявністю родовищ вуглеводнів з продуктивними горизонтами візейського ярусу. Поверх газоносності досить потужний, а продуктивні горизонти залягають переважно глибше 5 км (рис. 2).

При дослідженні газу чорносланцевих відкладів особливий інтерес викликає ХІа мікрофауністичний горизонт, який незгідно залягає над нижньовізейськими карбонатними породами та є невитриманим за площею. За літологічною характеристикою горизонт представлений перешаруванням алевролітів, аргілітів, пісковиків і малопотужних прошарків вапняків. Наявність значної кількості глинистих порід свідчить про середовище осадо накопичення з низькою енергією та зміною течій. Такі умови осадо накопичення дають змогу органічній речовині відкладатися в наступних породах:

– алевроліти темно-сірі до чорних, міц-

ні, щільні, тонкозернисті, тонкошаруваті, з обвугленими рослинними залишками, слюдисті;

– аргіліти темно-сірі до чорних, щільні, слабослудисті, тонкошаруваті, деякі сланцюваті, з піритовим вкращенням і вуглефікованими відбитками рослинності;

– пісковики від світло- до темно-сірих, дрібно- та середньозернисті, кварцові, середньо- та міцнозцементовані, містять дрібний вуглистий детрит, місцями тріщинуватий, зі слабким запахом вуглеводнів, олігоміктові.

Характеристики теригенних порід-колекторів ХІа мікрофауністичного горизонту за зразками керна були визначені лабораторними дослідженнями у багатьох свердловинах, пробурених у межах досліджуваної площі.

Колекторські властивості пісковиків коливаються в межах: коефіцієнт відкритої пористості — від 1,5 до 11 %, коефіцієнт абсолютної газової проникності — від 0 до 10 мД, карбонатність — від 0 до 38,2 %. За гранулометричним складом переважає дрібнозерниста фракція. Дрібний розмір зерен мінералів разом з катагенетичними перетвореннями на цих глибинах зумовлює низькі колекторські властивості.

За макроописом керна інтервал горючих сланців представлений темно-сірим до чорного доломітистим аргілітом шаруватої текстури, орієнтованої під кутом 85—88° до осі керна. Шаруватість обумовлена розташуванням і орієнтацією дрібних піритових і сидеритових конкрецій, а також неоднорідністю забарвлення. Окремі піритові конкреції заповнені органічним матеріалом і карбонатним цементом. Також в керовому матеріалі спостерігається піритизований детрит дрібних молюсків і дрібний вуглистий матеріал (рис. 3). За умовами осадо накопичення пласт віднесено до фацій, віддалених від узбережжя з низькою динамікою придонних вод. Порода складена на 70 % з глинистих мінералів (переважно іліту та каолініту), решту об'єму займають кварц, доломіт, пірит та органічна речовина.

Використовуючи дані лабораторних до-

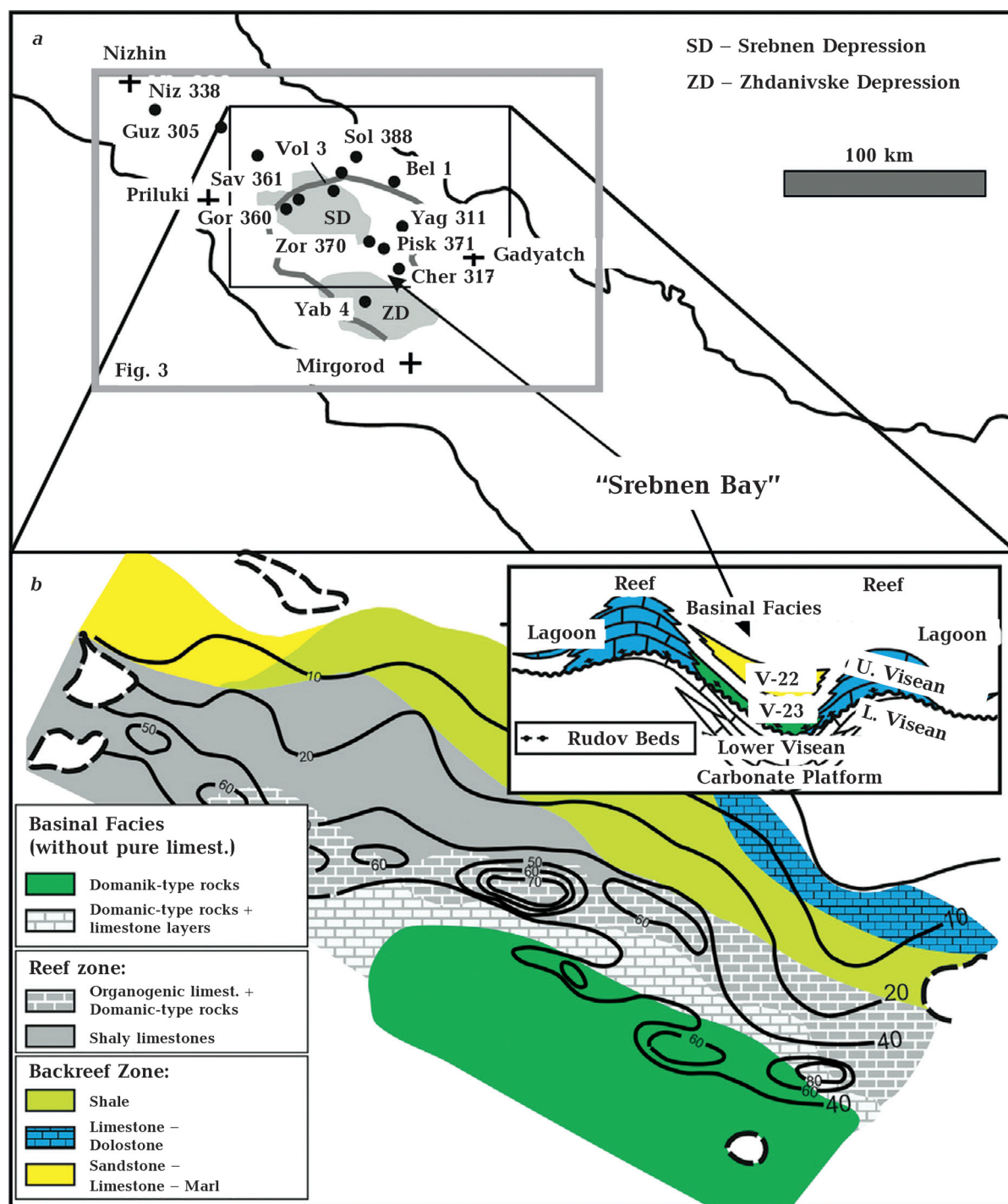


Рис. 2. Карта залягання Рудівських шарів (сланців) на Глинсько-Солохівському нафтогазоконденсатному регіоні [Misch, Wegerer, 2018].

Fig. 2. Map of the distribution of the Rudivka Beds (shales) across the Hlynsk-Solokhivskyi oil and gas condensate region [Misch, Wegerer, 2018].

сліджень, встановлено, що в цих відкладах коефіцієнт відкритої пористості становить 1,5—3,5 %, коефіцієнт абсолютної проникності — 0,00004—0,0001 мД, вміст

органічної речовини (ТОС) — 2,4—3,5 %, що викликає інтерес при дослідженні цих порід на перспективність їхньої нафтогазоносності.



Рис. 3. Фотографія ядерного матеріалу інтервалу горючих сланців.

Fig. 3. Core sample photograph of the oil shale.

Результати досліджень. Визначення вмісту органічної речовини за обмеженим комплексом каротажних даних представлено в публікації [Куртий, Верпаховська, 2024]. Авторами пропонується визначення ТОС при калібруванні рівняння, яке було запропоновано в статті [Passey et al., 1990], а також залучення нейронних мереж з використанням ядерних даних. Вирішення поставленого завдання було виконано в програмному забезпеченні Techlog від компанії Schlumberger.

Рівняння, запропоноване Пассі має вигляд: $TOC = \Delta \log R \times 10^{(a-b \times LOM)}$, де $\Delta \log R$ можна виразити як логарифм різниці між питомим опором, показаним на каротажі, і значенням питомого опору, отриманим за допомогою кривої, що проходить через базові значення питомого опору, і часу проходження з нахилом p :

$$\Delta \log R = \log_{10} \left(\frac{R}{R_1} \right) + p(\Delta t - \Delta t_1),$$

де $R, \Delta t$ — значення питомого опору та часу проходження на відповідних каротажах, $R_1, \Delta t_1$ — значення питомого опору та часу проходження на базовій лінії; LOM (Level of Maturity) — рівень органічної зрілості породи.

Процес визначення ТОС при використанні методу Пассі складається з кількох кроків, першим з яких є нормалізація між вхідними кривими:

$$\Delta \log R_{Sonic} = \log_{10} \frac{RT}{RT_{Baseline}} + 0,02(DTC - DTC_{Baseline}),$$

де $\Delta \log R_{Sonic}$ — назва методу нормалізації між кривою, за якою визначається пористість, і кривою питомого електричного опору (в цьому випадку кривої інтервального часу проходження повздовжньої хвилі (DTC) і каротажу питомого електричного опору (RT) для розуміння наявності органічної речовини в інтервалі. $RT_{Baseline}$ і $DTC_{Baseline}$ — рівень показів кривих питомого електричного опору та акустичного каротажу в оточуючих породах з відсутнім органічним матеріалом. Авторами було задано значення $RT_{Baseline}$ — 10 Ом·м і $DTC_{Baseline}$ — 240 мкс/м, що пояснюється властивостями глинистих порід візейського ярусу на глибинах більше 5 км.

Наступним кроком визначається рівень зрілості порід (LOM) з використанням відбиваючої здатності вітриніту, вимірної для ядерних даних. У цих відкладах відбиваюча здатність вітриніту становить 0,6.

$$LOM = 0,0989VR^5 - 2,1587VR^4 + 12,392VR^3 - 29,032VR^2 + 32,53VR - 3,0338.$$

Далі визначається власне вміст органічної речовини: $TOC = \Delta \log R \times 10^{(2,297 - 0,1688LOM)}$.

Інший підхід, обраний авторами для прогнозування ТОС базується на використанні алгоритму нейронних мереж. При цьому було обрано тришарову нейронну мережу, яка належить до типу багатошарового перцептрона.

Схему роботи багатошарового перцептрону представлено на рис. 4. Такий тип нейронної мережі безпосередньо з'єднує вхідні дані з вихідними через шари нейронів.

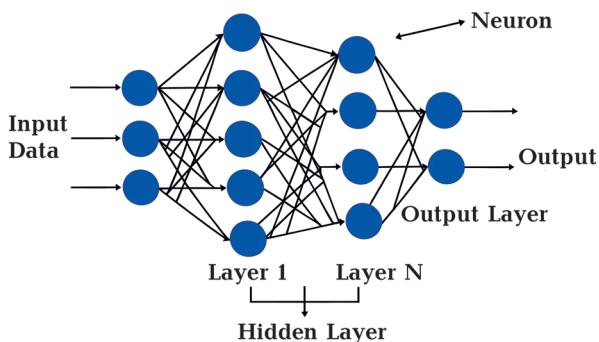


Рис. 4. Схему роботи багатошарового перцептрону (geeksforgeeks.org).

Fig. 4. Schematic of a multilayer perceptron architecture (geeksforgeeks.org).

Кожен нейрон у прихованому шарі обчислює зважену суму вхідних сигналів з подальшим застосуванням активаційної функції для отримання вихідного значення, що описується рівнянням [Haykin et al., 1999]:

$$Z = \sum_{i=1}^n \omega_i x_i + b$$

де ω_i — вагові коефіцієнти, x_i — вхідні сигнали, які представляють значення таких параметрів, як час пробігу поздовжньої хвилі (Compressional Slowness) і питомий опір породи (Formation Resistivity); b — зсув (порог нейрона), що визначає чутливість нейрона до активації.

Простота методу дає змогу швидко перевіряти гіпотези та проводити попереднє оцінювання, перш ніж переходити до більш складних моделей, що потребують значних обчислювальних ресурсів. Найчастіше використовується сигмоїдна активаційна функція, яка вводить нелінійність до моделі та описується рівнянням [Haykin et al., 1999]:

$$\sigma(Z) = \frac{1}{1 + e^{-Z}},$$

де $\sigma(Z)$ — вихідне значення нейрона після

застосування сигмоїдної активаційної функції; e — основа натурального логарифма; Z — зважена сума вхідних сигналів, отримана з попередньої формули.

Навчання перцептрону здійснюється за допомогою алгоритму коригування вагових коефіцієнтів, матою якого є зменшення похибки між прогнозованими та реальними значеннями. Вагові коефіцієнти оновлюються за правилом [Haykin et al., 1999]: $\omega_i \leftarrow \omega_i + \eta(t - y)x_i$, де η — швидкість навчання, яка визначає величину зміни ваги під час кожної ітерації навчання; t — правильне значення входу, отримане з реальних даних; y — вихід нейрона, що отримується в результаті роботи нейронної мережі на поточному кроці навчання; x_i — значення відповідного сигналу.

Цей процес триває до моменту, коли помилка досягає мінімального значення або перестає зменшуватися. Такий тип нейронної мережі характеризується гнучкістю та здатністю до узагальнення отриманих знань, що робить її надзвичайно корисною завдяки своїй структурі, що базується на паралельній обробці інформації, особливо ефективної для роботи з великими обсягами даних, виявлення прихованих закономірностей і прогнозування складних систем, таких як геологічні структури та геофізичні параметри.

Також перцептрон є особливо корисним у тих випадках, коли класичні статистичні методи мають обмежену ефективність через нелінійність і складність зв'язків між досліджуваними параметрами. Завдяки своїй нелінійній структурі та здатності до навчання, перцептрон дає змогу знаходити більш точні та універсальні моделі, здатні адаптуватися до змінних умов середовища [Passey et al., 1990].

У геофізичних дослідженнях нейронні мережі часто застосовують при обмеженій кількості даних для прогнозування геохімічних і петрофізичних параметрів на основі доступних каротажних даних і результатів лабораторних аналізів [Gonzalez et al., 2013]. Крім прогнозування геологічних та геофізичних параметрів, нейронні мережі використовують для інверсії геофі-

зичних даних, прогнозування продуктивних властивостей пластів та інших геолого-геофізичних задач, які вимагають високої точності та адаптивності. Також нейронні мережі призначені для розв'язання складних геофізичних задач шляхом навчання їх на множинах даних, які складається із обчислювальних одиниць, нейронів, організованих у шари. У процесі навчання нейронної мережі обраховують вагові коефіцієнти таким чином, щоб забезпечити оптимальне перетворення вхідних даних у вихідні значення, що дає змогу ефективно апроксимувати складні нелінійні залежності [Наукин et al., 1999].

У складних задачах, таких як прогнозування ТОС, використовуються багатошарові перцептрони з додатково прихованими шарами, що значно підвищує їхню здатність до апроксимації складних функцій і, відповідно, до розв'язку складніших задач. Тому для ефективного прогнозування геохімічних і петрофізичних властивостей було обрано тришаровий тип нейронних мереж.

У цьому алгоритмі перший шар відповідає вхідним даним, у другому прихованому шарі знаходиться нелінійний зв'язок між вхідними даними та результатом прогнозування, а третій шар містить результативні дані, які потрібно спрогнозувати. Схематично алгоритм тришарової нейронної мережі представлений на рис. 4. Вхідними параметрами для прогнозування ТОС виступають інтервальний час проходження повздовжньої хвилі (в мкс/м) і питомий електричний опір (в Ом·м).

На рис. 5 представлено каротажні криві калібражу (BS — номінальний діаметр свердловини, CALI — діаметр свердловини), гамма каротаж (GR), інтервальний час проходження повздовжньої хвилі (DTC), питомий електричний опір (RT) і результати визначення вмісту органічної речовини (ТОС), $\Delta \log R$ — за рівнянням, яке було запропоновано в статті [Passey et al., 1990], ТОС_ANN — за алгоритмом нейронних мереж, ТОС — результати кернових досліджень. На правому (результативному) треку наведено криві вмісту органічної

речовини (ТОС) для досліджуваних інтервалів, отримані за методом Passey (крива ТОС DeltaLogR) та із залученням штучної нейронної мережі (крива ТОС_ANN). Незважаючи на обмежену кількість лабораторних зразків для калібрування, прогноз ТОС_ANN демонструє кращу збіжність з результатами лабораторних вимірювань, що свідчить про його більш високу прогностичну спроможність за цих умов.

За результатами вимірювань на керні ТОС становить 2,5—5,01 %. Оцінки за рівнянням, запропонованим у статті [Passey et al., 1990], лежать у межах 0—8 %, тоді як за алгоритмом нейронних мереж отримано значення ТОС у межах 2,0—4,9 %. Обидва підходи належним чином відкалібровані по керну і дають відтворювані оцінки ТОС.

Водночас завдяки врахуванню нелінійних залежностей ANN забезпечує більш узгоджені результати та відповідає тенденціям, відображеним у попередніх публікаціях [Misch et al., 2018]. Слід зауважити, що точність ANN істотно залежить від обсягу калібрувальної вибірки та репрезентативності інтервалів.

Застосований підхід може бути також використаний для прогнозування ТОС у споріднених відкладах глинистих сланців інших регіонів при обмеженому комплексі геофізичних даних.

Висновки. Геолого-геофізичні особливості глинистих сланців візейського ярусу в межах Глинсько-Солохівського нафтогазоконденсатного регіону Дніпровсько-Донецької западини свідчать про наявність певного потенціалу порід горизонту В-23 як джерела сланцевого газу, зокрема завдяки вмісту органічної речовини на рівні 2,5—5,01 %, що відповідає показникам для порід з генераційним потенціалом.

Автора при прогнозуванні вмісту органічної речовини у візейських глинистих сланцях використовували як і класичні підходи, так і алгоритми нейронних мереж, що широко застосовуються для встановлення зв'язків між геофізичними, петрофізичними та геохімічними параметрами. Встановлено, що при обмеженому комплексі даних алгоритм нейронних мереж

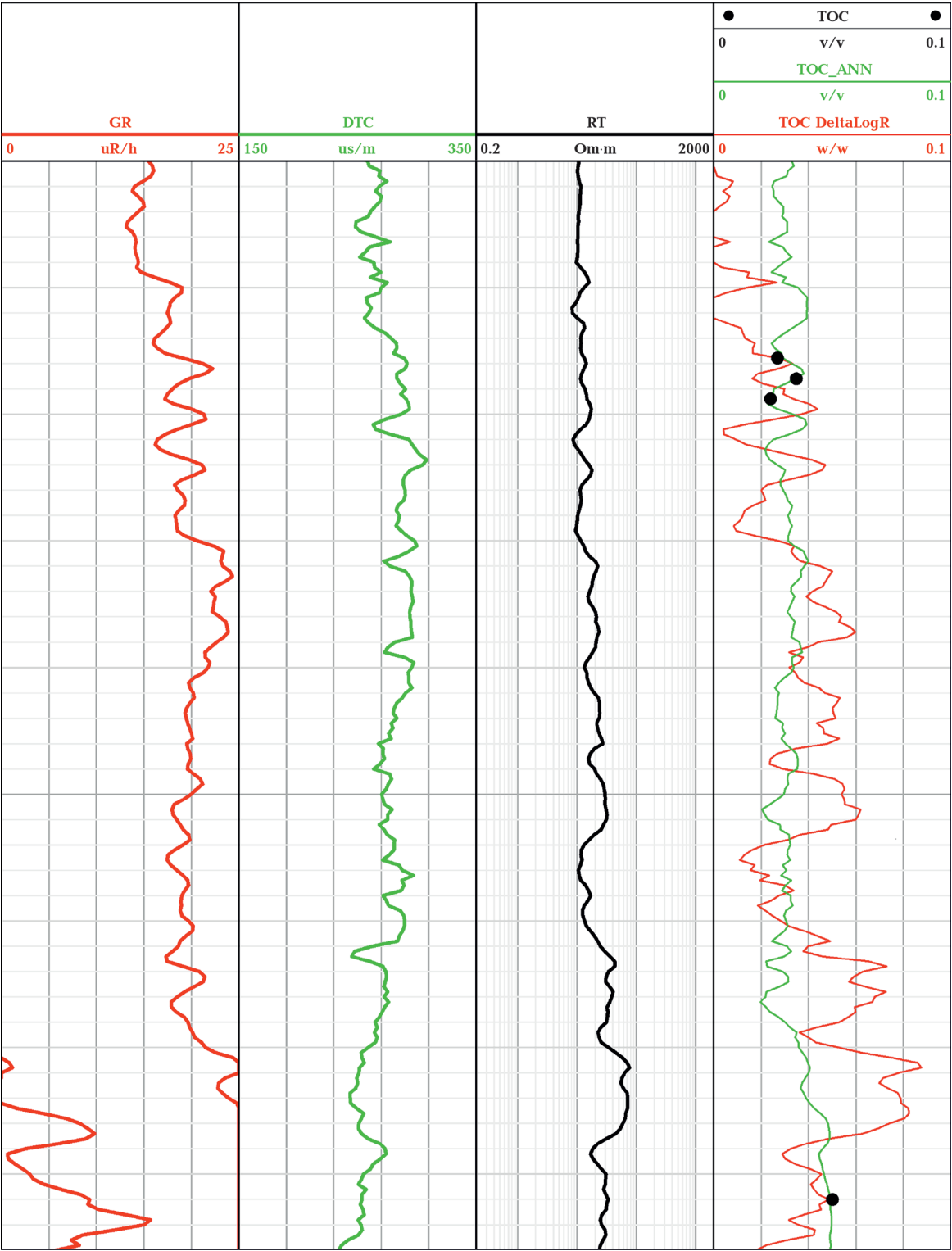


Рис. 5. Результати прогнозування TOC за методом Пассі та ANM.
Fig. 5. TOC prediction results from the Passey method and the neural-network algorithm.

показує вищу збіжність з лабораторними даними.

Таким чином, використання сучасних

підходів, зокрема багат шарових нейронних мереж, є перспективним напрямом вивчення нетрадиційних покладів вугле-

воднів і дає змогу підвищити достовірність оцінювання нафтогазоносності сланцевих

товщ навіть в умовах обмеженого комплексу геолого-геофізичних матеріалів.

Список літератури

- Куровець І.М., Михайлов В.А., Зейкан О.Ю., Крупський Ю.З., Гладун В.В., Чепіль П.М., Гулій В.М., Куровець С.С., Касянчук С.В., Грицик І.І., Наумко І.М. *Нетрадиційні джерела вуглеводнів України: монографія. У 8 кн. Кн 1. Нетрадиційні джерела вуглеводнів: огляд проблеми*. Київ: Ніка-центр, 2014, 208 с.
- Куртий В.О., Верпаховська О.О. Акустичні властивості горючих сланців нижньовізейського ярусу Глинсько-Солохівського нафтогазового регіону. *Тез. конф. MinGeo Integration XXI: Big мінералогії і геогнозії до геохімії, петрології, геології та геофізики: фундаментальні і прикладні тренди XXI століття*, 2024. С. 84—88.
- Лукин А.Е. Природа сланцевого газа в контексте проблем нефтегазовой литологии. *Геология и полезные ископаемые Мирового океана*. 2011. № 3. С. 70—86.
- Лукин А.Е. Черносланцевые формации эвксинского типа — мегаловушки природного газа. *Геология и полезные ископаемые Мирового океана*. 2013. № 4. С. 5—28.
- Gonzalez, J., Lewis, R., Hemingway, J., Grau, J., Rylander, E., & Schmitt, R. (2013). Determination of formation organic carbon content using a new neutron-induced gamma ray spectroscopy service that directly measures carbon. *SPWLA 54th Annual Logging Symposium, New Orleans, Louisiana, June 2013 (SPWLA-2013-GG)*. SPWLA. <https://doi.org/10.1190/urtec2013-112>.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (2nd ed.). Prentice Hall. <https://doi.org/10.1142/S0129065794000372>.
- Iuras, S., Orlyuk, M., Drukarenko, V., Karpyn, V., & Popadynets, T. (2024). New workflow for petrophysical evaluation of Visean unconventional organic rich reservoirs within Dniro-Donets Depression. *Geofizicheskiy Zhurnal*, 46(4). <https://doi.org/10.24028/gj.v46i4.304092>.
- Iuras, S., Orlyuk, M., Levoniuk, S., Drukarenko, V. & Kruhlov, B. (2023). Unconventional shale gas potential of Lower Visean organic-rich formations in Glynko-Solohivskiy petroleum region. *Geodynamics*, (1), 80—96. <https://doi.org/10.23939/jgd2023.01.080>.
- Mahmoud, A.A.A., Elkatatny, S., Mahmoud, M., Abouelresh, M., Abdurraheem, A., & Ali, A. (2017). Determination of the total organic carbon (TOC) based on conventional well logs using artificial neural network. *International Journal of Coal Geology*, 179, 72—80. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2017.05.012>.
- Misch, D., Wegerer, E., Gross, D., Sachsenhofer, R.F., Rachetti, A., & Gratzner, R. (2018). Mineralogy and facies variations of Devonian and Carboniferous shales in the Ukrainian Dniepr-Donets Basin. *Austrian Journal of Earth Sciences*, 111(1), 15—25. <https://doi.org/10.17738/ajes.2018.0002>.
- Okrepkyi, O., & Tiapkina, O. (2015). The application of fault seal analysis at the Solokha field, Dnieper-Donets Basin, Ukraine — case studies. *Geology, Geophysics & Environment*, 41(3), 275—283. <https://dx.doi.org/10.7494/geol.2015.41.3.275>.
- Passsey, Q.R., Creaney, S., Kulla, J.B., Moretti, F.J., & Stroud, J.D. (1990). A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. *AAPG Bulletin*, 74(12), 1777—1794. <https://doi.org/10.1306/0C9B25C9-1710-11D7-8645000102C1865D>.
- Peters, K.E. (1986). Guidelines for evaluating petroleum source rock using programmed pyrolysis. *AAPG Bulletin*, 70(3), 318—329. <https://doi.org/10.1306/94885688-1704-11D7-8645000102C1865D>.
- Polat, C., & Eren, T. (2021). Modification of $\Delta \log R$ method and Nonlinear Regression Application for Total Organic Carbon Content Estimation from Well Logs. *Hittite Journal of Science and Engineering*, 8(2), 161—169. <https://doi.org/10.17350/HJSE19030000226>.
- Schmoker, J.W., & Hester, T.C. (1983). Organic carbon in Bakken formation, United States portion of Williston basin. *AAPG Bulletin*, 67(12), 2165—2174. <https://doi.org/10.1306/AD460931-16F7-11D7-8645000102C1865D>.

Wang, H., Wu, W., Chen, T., Dong, X., & Wang, G. (2019). An improved neural network for TOC, S1 and S2 estimation based on conventional

well logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176, 664—678. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.01.096>.

Use of neural networks for studying nontraditional hydrocarbon reservoirs (an example of Visean black shales of the Dnipro-Donets Basin)

V.O. Kurtyi, O.O. Verpakhovska, 2025

S.I. Subbotin Institute of Geophysics of National Academy of Sciences of Ukraine, Kyiv, Ukraine

The paper presents a study of Visean-stage clay shales of the Dnieper-Donets Basin using a neural network algorithm.

The Dnieper-Donets Basin is among Ukraine's prospective regions for shale gas exploration. Given the need to boost hydrocarbon production from depleted fields through non-traditional approaches, detailed geological and geophysical characterization of shale-gas-bearing strata is both timely and promising.

The oil and gas potential of combustible shales is largely governed by the content of organic matter, specifically the total organic carbon. For estimating total organic carbon in organic-rich rocks from wireline logs, the Passey method is widely used. We propose a new approach to forecasting organic-matter content in the target intervals when only a limited suite of logs and a restricted core dataset are available. The approach leverages state-of-the-art techniques, namely, a neural-network algorithm. Rapid advances in neural networks have encouraged their uptake in geophysical workflows, especially where input data are sparse. For this work, we employed a three-layer neural network of the multilayer Perceptron type, which directly maps inputs to outputs through successive neuron layers.

We demonstrate that combining the common Passey technique with a neural-network algorithm not only yields sufficiently accurate predictions of organic-matter content within shale intervals but also refine previously obtained results.

Key words: unconventional hydrocarbon reservoirs, Dnieper-Donets Basin, petrophysical properties, organic-matter content, neural networks.

References

- Kurovets, I.M., Mykhaylov, V.A., Zeykan, O.Yu., Krupskiy, Yu.Z., Hladun, V.V., Chepil, P.M., Huli, V.M., Kurovets, S.S., Kasyanchuk, S.V., Hrytsyk, I.I., & Naumko, I.M. (2014). *Non-traditional sources of hydrocarbons of Ukraine: monograph. In 8 books. Book 1. Non-traditional sources of hydrocarbons: a review of the problem*. Kyiv: Nika-center, 208 p. (in Ukrainian).
- Kurtyi, V.O., & Verpakhovska, O.O. (2024). Acoustic properties of oil shales of the Lower Visean stage of the Hlyn-Solokhov oil and gas region. *Abstracts of the MinGeo Integration XXI conference: From mineralogy and geognosy to geochemistry, petrology, geology and geophysics: fundamental and applied trends of the XXI century* (pp. 84—88) (in Ukrainian).
- Lukin, A.E. (2011). The nature of shale gas in the context of oil and gas lithology problems. *Geology and mineral resources of the World Ocean*, (3), 70—86 (in Russian).
- Lukin, A.E. (2013). Black shale formations of the euxine type — megatrap of natural gas. *Geology and mineral resources of the World Ocean*, (43), 5—28 (in Russian).

- Gonzalez, J., Lewis, R., Hemingway, J., Grau, J., Rylander, E., & Schmitt, R. (2013). Determination of formation organic carbon content using a new neutron-induced gamma ray spectroscopy service that directly measures carbon. *SPWLA 54th Annual Logging Symposium, New Orleans, Louisiana, June 2013* (SPWLA-2013-GG). SPWLA. <https://doi.org/10.1190/urtec2013-112>.
- Haykin, S. (1999). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation* (2nd ed.). Prentice Hall. <https://doi.org/10.1142/S0129065794000372>.
- Iuras, S., Orlyuk, M., Drukarenko, V., Karpyn, V., & Popadynets, T. (2024). New workflow for petrophysical evaluation of Visean unconventional organic rich reservoirs within Dniepr-Donets Depression. *Geofizicheskiy Zhurnal*, 46(4). <https://doi.org/10.24028/gj.v46i4.304092>.
- Iuras, S., Orlyuk, M., Levoniuk, S., Drukarenko, V. & Kruhlov, B. (2023). Unconventional shale gas potential of Lower Visean organic-rich formations in Glynsko-Solohivskiy petroleum region. *Geodynamics*, (1), 80—96. <https://doi.org/10.23939/jgd2023.01.080>.
- Mahmoud, A.A.A., Elkatatny, S., Mahmoud, M., Abouelresh, M., Abdulraheem, A., & Ali, A. (2017). Determination of the total organic carbon (TOC) based on conventional well logs using artificial neural network. *International Journal of Coal Geology*, 179, 72—80. <https://doi.org/10.1016/j.coal.2017.05.012>.
- Misch, D., Wegerer, E., Gross, D., Sachsenhofer, R.F., Rachetti, A., & Gratzner, R. (2018). Mineralogy and facies variations of Devonian and Carboniferous shales in the Ukrainian Dniepr-Donets Basin. *Austrian Journal of Earth Sciences*, 111(1), 15—25. <https://doi.org/10.17738/ajes.2018.0002>.
- Okrepkyi, O., & Tiapkina, O. (2015). The application of fault seal analysis at the Solokha field, Dnieper-Donets Basin, Ukraine — case studies. *Geology, Geophysics & Environment*, 41(3), 275—283. <https://dx.doi.org/10.7494/geol.2015.41.3.275>.
- Passey, Q.R., Creaney, S., Kulla, J.B., Moretti, F.J., & Stroud, J.D. (1990). A practical model for organic richness from porosity and resistivity logs. *AAPG Bulletin*, 74(12), 1777—1794. <https://doi.org/10.1306/0C9B25C9-1710-11D7-8645000102C1865D>.
- Peters, K.E. (1986). Guidelines for evaluating petroleum source rock using programmed pyrolysis. *AAPG Bulletin*, 70(3), 318—329. <https://doi.org/10.1306/94885688-1704-11D7-8645000102C1865D>.
- Polat, C., & Eren, T. (2021). Modification of $\Delta \log R$ method and Nonlinear Regression Application for Total Organic Carbon Content Estimation from Well Logs. *Hittite Journal of Science and Engineering*, 8(2), 161—169. <https://doi.org/10.17350/HJSE19030000226>.
- Schmoker, J.W., & Hester, T.C. (1983). Organic carbon in Bakken formation, United States portion of Williston basin. *AAPG Bulletin*, 67(12), 2165—2174. <https://doi.org/10.1306/AD460931-16F7-11D7-8645000102C1865D>.
- Wang, H., Wu, W., Chen, T., Dong, X., & Wang, G. (2019). An improved neural network for TOC, S1 and S2 estimation based on conventional well logs. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 176, 664—678. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2019.01.096>.