

# Практичний зміст елементів петрофізичної моделі теригенних пісковиків-колекторів нафти і газу в методах нейронних мереж, глибинного навчання та регресії

*С.А. Вижва, А.П. Гожик, О.В. Шабатура, В.І. Онищук, Д.І. Онищук, І.І. Онищук, 2025*

Київський національний університет імені Тараса Шевченка,  
ННІ «Інститут геології», Київ, Україна  
Надійшла 30 червня 2024 р.

Важливою проблемою в пошуках нафтогазових родовищ є здатність прогнозувати ключові петрофізичні властивості, такі як пористість, проникність та ін. Поряд із традиційним регресійним аналізом все більшого поширення набувають нейромережеві методи та технології глибинного навчання. Всі вони потребують перевірки ефективності петрофізичної моделі, тобто здатності правильно та із найменшими похибками передбачати шукану величину за обраними сукупностями незалежних петрофізичних даних.

Об'єктом вивчення були зразки нижньокарбонових пісковиків глибоких горизонтів (інтервал 4931—5879 м) із 14 свердловин перспективних формацій північно-західної частини Дніпровсько-Донецької западини (Бакумівська, Зорківська, Волошківська, Комишнянська, Червонозаводська, Луценківська, Пісківська та Червонолуцька площі). Незалежними пошуковими ознаками виступали дев'ять родин геолого-петрофізичних характеристик, для яких отримано ефективні апроксимації множинної регресії, а також встановлено їх інформативну вагу. Всього отримано 38 емпіричних регресійних рівнянь, які можна використати для прогнозу ключових колекторських характеристик теригенних порід-колекторів (ефективної пористості, проникності, залишкового водонасичення тощо).

Коефіцієнт залишкового водонасичення та ефективна пористість традиційно ефективно прогнозуються найпростішою лінійною регресійною моделлю за допомогою петрогустинних, петроелектричних, петрошвидкісних та геохімічних ознак. Карбонатні і структурні ознаки можуть бути використані лише в кусково-лінійній регресійній моделі прогнозування коефіцієнта залишкового водонасичення. Всі зазначені регресійні рівняння зазвичай мають незначні похибки.

Практичний аналіз поведінки ознак складу вказує на важливість використання оксидів  $\text{Na}_2\text{O}$ ,  $\text{TiO}_2$  та  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ , які швидше за все передають вплив мінералізованих розчинів, хімічного складу агрегату цементу та плівки на поверхні слюдистих мінералів — сидериту, оксидів-гідроксидів заліза та рудного мінералу.

Три родини ознак у прогнозній моделі коефіцієнта залишкового водонасичення: петрогустинні, вмісту карбонатів та структурні, дають близьке значення критичної точки прогнозного відклику ( $k_{з.в.} = 0,39$ ), яке, імовірно, є критеріальним для даних теригенних колекторів, оскільки це значення вказує на межу впливу умовно-з'язаної води.

---

Citation: Vyzhva, S.A., Gozhyk, A.P., Shabatura, O.V., Onyshchuk, V.I., Onyshchuk, D.I., & Onyshchuk, I.I. (2025). Practical content of the elements of petrophysical model of terrigenous sandstones — oil and gas reservoirs in neural networks, deep learning and regression methods. *Geofizychnyi Zhurnal*, 47(3), 3—30. <https://doi.org/10.24028/gj.v47i3.309312>.

Publisher S. Subbotin Institute of Geophysics of 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/>).

Авторами сформовано регресійні залежності в усіх обраних моделях між усіма родинами ознак і коефіцієнтом проникності. Встановлено, що в разі застосування нелінійної регресійної моделі значно підвищується рівень її достовірності порівняно з достовірністю традиційних лінійних моделей. Наприклад, геохімічні показники-предиктори у лінійній регресійній моделі прогнозу ефективної пористості мають невисоку, на межі статистичної достовірності, величину поясненої дисперсії (75 %). Водночас SVM забезпечує надійну кореляцію геохімічних ознак і проникності на рівні 90 %; при цьому встановлено активну роль  $\text{SiO}_2$ , натрію та хлору.

Всі реалізації лінійних регресійних моделей параметра пористості в пластових умовах та частки надкапілярних пор у загальному обсязі пустот несуть підвищені і/або високі похибки моделювання, за винятком родини петроелектричних й геохімічних ознак.

Попередні результати показали, що нейромережеві методи і методи глибинного навчання перевершують традиційний регресійний аналіз з точки зору точності прогнозування, вони можуть ефективно справлятися з невизначеністю в результатах випробувань, що робить його одним із найефективніших інструментів для петрофізичного моделювання і прогнозування.

**Ключові слова:** петрофізика, теригенні колектори нафти і газу, множинна регресія, машинне навчання, нейронні мережі.

### Скорочення

**Статистики:** CHAID (General Chi-square Automatic Interaction Detector) Standard Regression — стандартна регресія в автоматичному виявленні залежностей за критерієм  $\chi^2$ -квадрат; CANFIS (Co-Active Neuro-Fuzzy Inference System) — нейро-нечіткі системи; CRT (C&RT Standard Regression Trees) — стандартний регресійний аналіз дерева; GRM (General Regression Model) — загальна регресійна модель; KNN (K-Nearest Neighbors) — метод ближніх  $k$ -сусідів; SANN ANS (Automated Network Search) — автоматизований мережевий пошук штучних нейронних мереж; SANN CNN (Custom Neural Networks) — користувацькі нейронні мережі; SMR (Standard Multiple Regression) — стандартна множинна регресія; SVM (Support Vector Machine) — машина опорних векторів; MLP (Multilayer Perceptron) — багатошаровий перцептор; КЛРМ (FNR) — кусково-лінійна регресійна модель; ЛРМ — лінійна регресійна модель; НРМ — нелінійна регресійна модель; РА — регресійний аналіз.

**Родини ознак:** геохімічні ознаки, у відсотках за масою, % ( $\text{SiO}_2$ ,  $\text{TiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3^*$ ,  $\text{MnO}$ ,  $\text{MgO}$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Na}_2\text{O}$ ,  $\text{K}_2\text{O}$ ,  $\text{P}_2\text{O}_5$ ,  $\text{S}$ ,  $\text{Cl}$ ,  $\text{H}_2\text{O}^-$ ); петрогустинні,  $\text{кг/м}^3$  ( $\sigma_c$  — густина, виміряна в сухому стані зразка,  $\sigma_n$  — густина насичених зразків,  $\delta$  — мінеральна

густина); структури порового простору, % (% Supercap. Pores — об'ємна частка надкапілярних пор; % Cap. Pores — об'ємна частка капілярних пор; % Subcap. Pores — об'ємна частка субкапілярних пор); WRS ( $\kappa_{з.в.}$ ), % — коефіцієнт залишкового водонасичення; КПП,  $\kappa_{пп}$ ,  $\text{фм}^2$  — коефіцієнт проникності; уламки і цемент (УЦ), у відсотках за об'ємом (%) (УМ — вміст уламкового матеріалу, ЦЕ — вміст цементу); вміст вторинних мінералів (ВВМ), вміст за об'ємом, % (cal — кальцит, dol — доломіт,  $\Sigma\text{carb}$  — загальна карбонатність); петроелектричні, Ом $\times$ м ( $\rho_c$  — опір, виміряний в сухому стані зразка,  $\rho_n$  — опір насиченого зразка,  $\rho_{п}$  — опір в пластових умовах); пористості ( $m_N$  — пористість, виміряна в сухому стані зразка, в атмосфері азоту,  $\text{H}_2\text{O}$  — пористість насиченого зразка моделю пластової води,  $m_{ef}$  — ефективна пористість; параметр пористості ( $P_{\text{NaCl}}$  — параметр пористості в зразках насичених мінералізованим розчином;  $P_{\text{form}}$  — параметр пористості в зразках у пластових умовах); петрошвидкісні параметри, м/с ( $V_p$ ,  $V_s$  (с) — швидкість поширення поздовжніх і поперечних хвиль у сухих зразках,  $V_p$ ,  $V_s$  (н) — швидкість поширення поздовжніх і поперечних хвиль у насичених зразках;  $V_p$  (п) — швидкість поширення поздовжніх хвиль у зразках в пластових умовах); категоріаль-

ні змінні типу структури — переважання надкапілярних пор над сумою капілярних і субкапілярних пор або їх непереважання; категоріальні змінні типу вмісту вторинних мінералів (каолін, карбонати, сидерит тощо).

**Статистичні параметри:** АЕМ — середнє абсолютної похибки; MSE (Mean Squared Error) — середній квадрат похибки; SEE ( $\epsilon$ ) — стандартизована похибка оцінювання; RMSE (Root Mean Squared Error) — середньоквадратична похибка; TE — похибка для тестової вибірки; KB (Finalloss) — кінцеві втрати; КД (Multiple RFI,  $R^2$ ) — коефіцієнт детермінації; КК — коефіцієнт кореляції; КМК (Multiple R) — коефіцієнт множинної кореляції; ПД — пояснена дисперсія; ТР — точка розриву;  $p$  — рівень значущості; F — статистика Фішера.

**Актуальність.** Головною проблемою в пошуках нафтогазових родовищ є здатність прогнозувати ключові петрофізичні властивості, такі як пористість і проникність. Передбачення таких властивостей часто ускладнюється різними природними геологічними чинниками, які, зрозуміло, потрібно враховувати.

Одним із наймасовіших на даний час засобів петрофізичного моделювання є використання множинного лінійного регресійного аналізу. Дещо менше застосовують його нелінійну модифікацію і зовсім рідкісними є випадки використання інших математичних моделей регресійного прогнозу. Проте всі вони потребують перевірки ефективності петрофізичної моделі, тобто оцінювання здатності правильно та з найменшими похибками передбачати шукану величину за обраними сукупностями незалежних петрофізичних даних. Зазвичай критерієм оцінки інформативності сукупності показів у рівняннях регресії виступає величина множинного коефіцієнта кореляції. Паралельно з цим вирішується й інше завдання — отримання відповідного ступеня полінома і можливість виключення членів регресії з малими значеннями коефіцієнтів. Для вирішення останнього завдання необхідним є фаховий аналіз практичного змісту елементів петрофізич-

ної моделі, визначення їх ролі і поведінки у комплексі колекторських властивостей шляхом опису і аналізу змін величин і знака коефіцієнтів регресійних рівнянь.

**Вступ.** Розробка ефективних емпіричних залежностей є традиційним, і навіть рядовим завданням у петрофізичному аналізі. Наведемо декілька публікацій, в яких наведено петрофізичні залежності, отримані українськими вченими [Вижива, Безродна, 2016; Вижива та ін., 2017, 2021а, б, 2022а—в, 2023; Шинкаренко, 2018; Соболев, Карпенко, 2021].

Методи регресійного аналізу часто використовуються для встановлення різноманітних емпіричних рівнянь. Для того щоб подолати їх обмеження щодо точності прогнозування використовують інші технології, зокрема згорткові нейромережі (CNN). Відомо про успішне використання CNN при вивченні фізичних властивостей гірських порід (фізико-механічні властивості, хімічний склад, проникність, пористість, міцність гірської маси, розпізнавання макро- та мікрозображень, встановлення фаціальної належності пісковиків тощо) [Vásárhelyi, 2005; Feng, Jimenez, 2014; Al-Mudhafar, 2014; Alfarraj, AlRegib, 2018; Benaafi et al., 2018; Koesoemadinata, McMechan, 2023; Wang et al., 2022, 2024].

Ефективність прогнозування, тобто ступінь близькості модельної величини ознаки до її вимірної величини, можна отримати різними способами. Використовують такі статистичні показники, як коефіцієнт детермінації (КД), середньоквадратична похибка (RMSE) тощо (табл. 1).

**Мета.** Пропонуємо здійснити петрофізичне моделювання на підставі регресійного аналізу (РА) та алгоритмів нейронної мережі і глибинного навчання. Дослідження спрямоване на порівняльний аналіз якості петрофізичних моделей для прогнозування важливих властивостей теригенних порід-колекторів нафти і газу. Ключове розв'язання проблеми полягатиме в отриманні найефективніших прогнозних моделей, що досягатиметься шляхом інтеграції геологічних характеристик (залучення ширшого кола геологічних ознак, у тому

**Т а б л и ц я 1. Прогнозні петрофізичні моделі з використання РА і методів глибокого навчання**

Модель	Об'єкт	Ефект	Джерело
Трирівнева нейронна мережа з алгоритмом навчання ResilientBackpropagation для прогнозу водонасичення	Формації пісковика Харад (в Омані)	RMSE 2,5 одиниці насичення, КК 0,9	[Al-Bulushi et al., 2007]
MLP, CANFIS та підтримка методів SVM для прогнозу проникності	Ущільнені пісковики Месаверде (Washakie, США)	CANFIS та SVM працюють набагато краще, ніж MLP	[Baziar et al., 2014]
Прогнозування пористості і проникності у неоднорідному колекторі пісковика під впливом малого розміру зразка оцінюється SVM	Піскуватий нафтовий колектор у флювіальних альбських відкладах	SVM дає незмінно кращі прогнози пористості і проникності з малим розміром зразка, ніж MLP	[Al-Anazi, Gates, 2012]
XGBoost для прогнозування проникності	Низькопроникні пісковики PearlRiverMouthBasin	XGBoost показав оптимальні показники проникності прогнозування з КД 0,91088 і MSE 0,135	[Zhao et al., 2022]
Алгоритм керованого машинного навчання для визначення літології		RMSE та R для навчальних і тестувальних балів становили 2,622 та 0,95 і 2,55 і 0,96 відповідно	[Joshi et al., 2021]
Прогнозування пластової проникності пісковиків за допомогою GRM	Піскуваті формації Західної Африки	RMSE низька	[Al-Mudhafar, 2014]
Узагальнена адитивна регресія для прогнозу проникності	Піскуватий колектор, Південна Румайла, Ірак	Низька дисперсія та RMSE	[Al-Mudhafar, Rostami, 2014]

числі категоріального типу), вибору правильної моделі регресії та моделей штучної нейронної мережі; а також практичного аналізу ролі і поведінки елементів петрофізичної моделі.

**Матеріал і об'єкт дослідження.** Елементи регресійної моделі, як відомо, включають два набори спостережених значень: незалежні (регресори, предиктори) ознаки та відклик (*regresant* або прогнозоване значення).

Ознаки-предиктори зібрані у родини, які показано як числові, так і категоріальні змінні. Числові змінні репрезентують такі родини ознак: 1) хімічний склад порід-колекторів (або геохімічні ознаки), що виражений через вміст породотвірних оксидів:  $\text{SiO}_2$ ,  $\text{TiO}_2$ ,  $\text{Al}_2\text{O}_3$ ,  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ,  $\text{MnO}$ ,

$\text{MgO}$ ,  $\text{CaO}$ ,  $\text{Na}_2\text{O}$ ,  $\text{K}_2\text{O}$ ,  $\text{P}_2\text{O}_5$ ,  $\text{S}$ ,  $\text{Cl}$ ,  $\text{H}_2\text{O}^-$ ; 2) карбонатність (%): вміст кальциту (cal), доломіту (dol) та загальна карбонатність ( $\Sigma\text{carb}$ ); 3) петропружні характеристики:  $V_{pc}$ ,  $V_{sc}$ ,  $V_{pn}$ ,  $V_{sn}$ ,  $V_{pp}$ , де в індексах позначено умови вимірювання (с — сухі, н — насичені розчином  $\text{NaCl}$ , п — пластові); 4) петроелектричні характеристики:  $\rho_c$ ,  $\rho_n$ ,  $\rho_p$ , де у індексах показано умови вимірювання (с — сухі, н — насичені розчином  $\text{NaCl}$ , п — пластові); 5) петрогустинні характеристики: об'ємна густина  $\sigma$  ( $\sigma_c$ ,  $\sigma_n$ ) і мінеральна густина  $\delta$ ; 6) структурні показники породи (%): вміст уламкового матеріалу та вміст цементу; категоріальні змінні формують три родини ознак: 7) ознаки розподілу пор за їх величиною, так звана структура порового простору порід-колекторів; 8) ознаки

величини зерен; 9) тип і склад вторинних мінералів.

З метою нафтогазового прогнозу важливими є такі змінні-регресанти: 1) коефіцієнт залишкового водонасичення ( $k_{з.в.}$ ); 2) коефіцієнт проникності ( $k_{пр}$ ); 3) ефективна пористість ( $m_{еф}$ ); 4) параметр пористості в пластових умовах ( $P_{пласт}$ ); 5) частка надкапілярних пор у структурі пустотного простору ( $C_{нк}$ , %).

Результати регресійного аналізу наведено у табл. 2—11, які містять 38 емпіричних регресійних рівнянь. Кожен предикторний коефіцієнт крім своєї номінальної величини має відповідні оцінки власної статистичної репрезентативності, як у рівняннях в цілому. У разі неможливості досягнення прийняттого рівня ефективності найпростішою лінійною апроксимацією були застосовані й інші її види: експоненціальна, нелінійна, кусково-лінійна тощо. Для ключових петрофізичних моделей також наведено оцінки регресії, отримані за допомогою нейромережових технологій та методів глибокого навчання.

Зразки керна були відібрані із глибоких горизонтів (інтервал 4931—5879 м) 14 свердловин різних нафтогазоносних площ Дніпровсько-Донецької западини. Колектори є теригенними породами (зокрема кварцовими пісковиками), особливостями петрофізики яких є більша чи менша витриманість речовинного складу матриці (а отже, можливість врахування ефекту складу) та специфічна структура пустотного простору. Різні типи розподілу радіусів пор по-різному впливають на проникність пластових флюїдів і коефіцієнт залишкового водонасичення. Зокрема, автори вивчали розподіли пор за розмірами на субкапілярні, капілярні і надкапілярні. Зазвичай на коефіцієнт залишкового водонасичення впливає вміст субкапілярних пор, а ефективний поровий простір забезпечується капілярними і надкапілярними порами. Залишкове водонасичення досліджено методом центрифугування на зразках циліндричної форми.

Три різні типи розподілу радіусів пор формуються під час діагенезу (рис. 1).

Кожен розподіл величин пор показує специфічні залежності від водопоглинання, мінералізації розчинів тощо [Stück et al., 2012; Безродна, Шинкаренко, 2015; Вижва, Безродна, 2016; Lai et al., 2018]. Пісковики з максимальною кількістю капілярних пор і мікропор (бімодальні) виявляють чітку гігроскопічність, низьку стійкість до солей. Вони переважно є дуже незрілими сублітаренітами-літаренітами. Сильноущільнені кварцові ареніти та сублітареніти-літареніти і зцементовані утворення демонструють унімодальний розподіл радіусів пор, низьку пористість, високу міцність і високу солестійкість. Пісковики з унімодальним рівномірним розподілом радіусів пор переважно належать до слабоущільнених і зцементованих зрілих кварцових аренітів; характеризуються високим водопоглинанням і високою пористістю, низькою стійкістю до солей.

**Традиційні методи регресійного аналізу і методи машинного навчання та нейронних мереж.** Лінійна регресійна модель найбільш поширена в практиці багатомірного моделювання. Вона зручна й очевидна для інтерпретатора. У разі використання декількох незалежних змінних рівняння лінійної множинної регресії має вигляд

$$y_i = b_1x_{1i} + b_2x_{2i} + \dots + b_px_{pi} + c_i, \quad (1)$$

де  $y_i$  — прогнозована величина,  $b_0, b_1, b_2, \dots, b_p$  — невідомі параметри моделі, які вираховують;  $x_{1i}, x_{2i}, \dots$  — незалежні змінні (ознаки), які включають у регресійну модель.

У результаті обрахунку рівняння отримують коефіцієнти  $b_i$  при незалежних ознаках та оцінки ефективності регресійної моделі. Першою з оцінок є *коефіцієнт множинної кореляції R*, який характеризує тісноту зв'язку між предикторами (незалежні змінні) і відкликом ( $y_i$ ). Друга оцінка — *коефіцієнт гетермінації*. Він є індикатором ступеня пригонки регресійної моделі до спостережених значень. Якщо подавати цю оцінку у вигляді *поясненої дисперсії* у частках одиниці, то  $R^2$  змінюється від 0 до 1. Стандартизована похибка оцінювання



Рис. 1. Результати петрофізичних визначень пористості згідно з [Вижва та ін., 2012]: а — бімодальний з максимумом у капілярах і мікропорах, б — унімодальний неоднаковий з максимумом у менших капілярних порах, в — унімодальний рівномірний з максимумом у великих капілярних порах.

Fig. 1. Results of petrophysical measurements of porosity according to [Vyzhva et al., 2012]: a — bimodal with a maximum in capillaries and micropores, б — unimodal unequal with a maximum in smaller capillary pores, в — unimodal uniform with a maximum in large capillary pores.

моделлю ( $\epsilon$ ) — міра розсіяння спостережених значень відносно регресійної прямої. Рівень значущості  $p$  використовують у багатовимірній статистиці для підтвердження взаємозв'язку між предикторами і відкликом. Для виявлення незалежності впливу окремого предиктора на відклик застосовують часткові приознакові коефіцієнти (тут  $\beta$ ), які дають змогу порівнювати внесок кожної незалежної змінної щодо її впливу на відклик, а отже, отримувати їх інформаційну вагу. До оцінок ефективності підбору регресійної моделі можна віднести і так звану оцінку *кінцевих витрат* (див. нижче).

Нелінійна регресійна модель допускає проведення лінеаризації шляхом заміни нелінійних змінних у лінійні:

$$Y = b_0 + b_1 X_1 + b_2 X_2, \quad (2)$$

де лінеаризацію за по змінними виконано у такий спосіб:  $X = X_1, X^2 = X_2$ .

Нелінійне оцінювання здійснюють для тих випадків, коли неможливо привести модель до лінійної шляхом лінеаризації. У ній визначимо модель бінарних відкликів (у дослідженні не розглядається) і експоненційну модель.

Експоненційна регресійна модель включає рівняння

$$Y = c + \exp(b_0 + b_1 X + b_2 X_1^2 + \dots) + \epsilon, \quad (3)$$

де  $b_0, b_1$  — параметри, які необхідно оцінити;  $\epsilon$  — стандартизована похибка оцінювання моделлю.

Кусково-лінійна регресія корисна, якщо залежна величина з досягненням певного значення (критичної точки або точки розриву TP) істотно змінює характер своєї залежності від предикторів. У такому разі отримують дві або більше окремих регресійних залежностей, розділених певним значенням відклику (розривом):

$$Y = (b_{01} + b_{11}x_1 + \dots + b_{m1}x_m)(Y \leq Y^*) + (b_{02} + b_{12}x_1 + \dots + b_{m2}x_m)(Y > Y^*), \quad (4)$$

де  $Y^*$  — точка розриву.

Якість роботи регресійної моделі оцінюють за безрозмірним показником — *кінце-*

ві втрати (КВ або *Finalloss*), тобто певним значенням *функції втрат* після проведення оптимізації параметрів регресійної моделі. Оптимізація, зрозуміло, спрямована на зниження похибки між очікуваним і спостереженим значеннями  $Y$ .

За подібним принципом отримують *похибку прогнозування* в методах глибокого навчання, яку виводять із *похибки тесту* (*testerror*). Похибка тесту вимірює частоту похибок моделі на окремому невидимому наборі даних (набір тестів) і, отже, оцінює, наскільки добре модель узагальнює нові дані. Низька похибка тесту показує гарне узагальнення, тобто модель добре працює на нових, невідомих, даних.

Там, де лінійна апроксимація незадовільна, основним інструментом досліджен-

ня стають неймережеві методи. За допомогою інтерактивного середовища STATISTICA Workspace (Statistica 12) сформовано дослідницький набір регресійних моделей, що представлений як традиційними методами (Goodness of Fit, CHAID Standard Regression, CRT Standard Regression Tree, Standard Multiple Regression, Best Subset), так і алгоритмами машинного навчання (Support Vector Machine, K-Nearest Neighbors) та неймережевих методів (SANN ANS, SANN CNN) (рис. 2). Ключовими відмінностями двох останніх груп методів є застосування процедури навчання алгоритмів на множині даних (*Training Data*).

**Прогнозування за ознаками-регресорами. Коефіцієнт залишкового водона-**

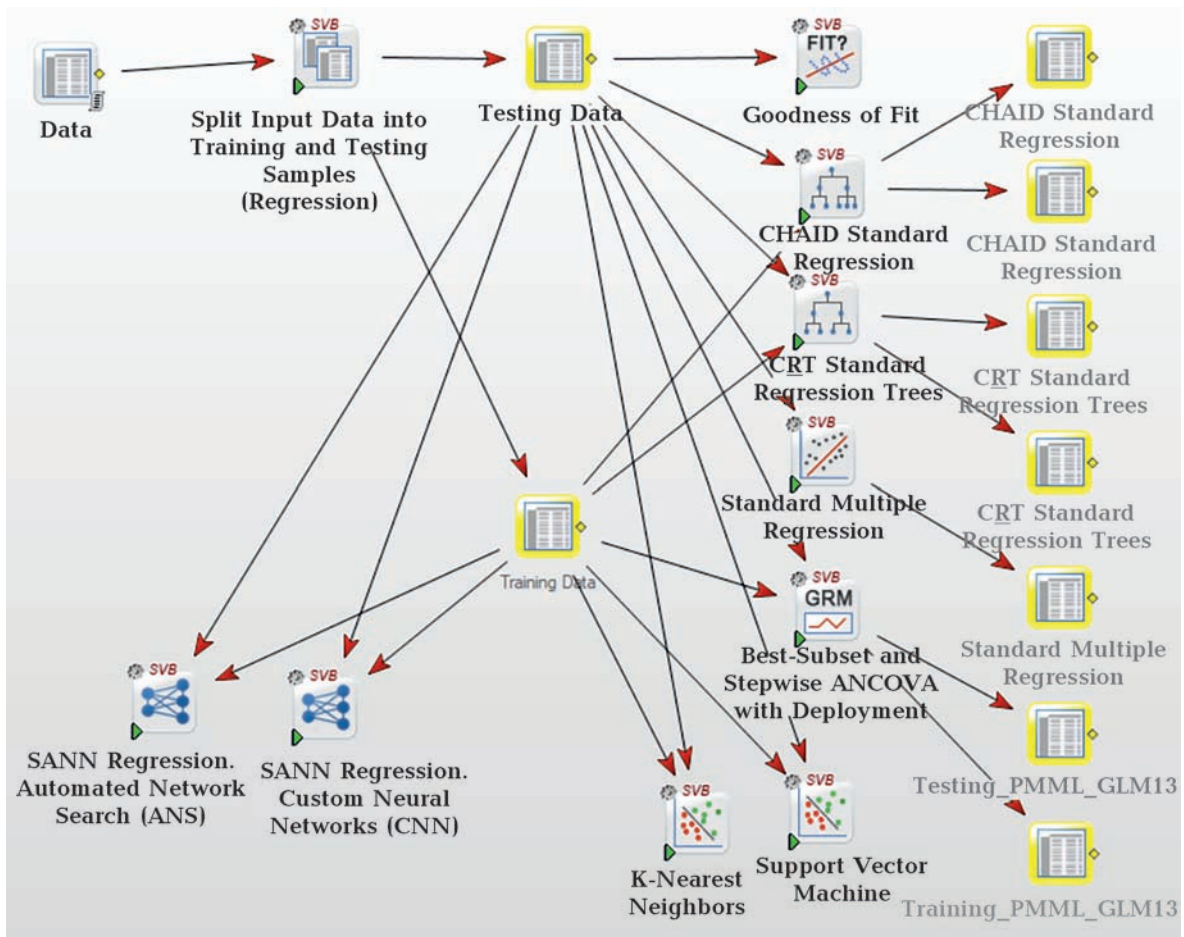


Рис. 2. Граф петрофізичної моделі за допомогою різних методів регресії в інтерактивному середовищі STATISTICA Workspace.

Fig. 2. Processing flow of the petrophysical model using different regression methods in the interactive environment of STATISTICA Workspace.

**сичення.** Залишкова водонасиченість залежить від структурно-текстурних особливостей порід-колекторів, їх мінерального складу, властивостей розчинів, що насичують колектор, і властивостей нафти і газу, які ці розчини витісняють. Тому її широко використовують для підрахунків запасів нафти і газу, численних петрофізичних моделювань, у тому числі і визначення проникності.

Прогноз залишкової водонасиченості у петрофізичній регресійній моделі (за допомогою лінійної функції) виконаний практично з усіма фізичними параметрами (табл. 2) із високими показниками КД. Нейронні мережі дають менші похибки прогнозування  $\epsilon$  за ознаками хімічного складу: ANS ( $\epsilon=0,006$ ), CNN ( $\epsilon=0,011$ ), ніж загально-регресійна модель GRM ( $\epsilon=0,15218$ ).

Структурні ознаки та вміст карбонатних мінералів можуть бути застосовані лише в КЛРМ, оскільки ні в лінійному наближенні, ані за допомогою лінійних перетворень не вдалось досягнути прийнятного рівня значущості.

Підвищення на 10 % рівня КМК петрогустинних параметрів досягається з переходом від ЛРМ у КЛРМ.

За допомогою дисперсійного аналізу встановлюють внесок кожної з ознак у загальну дисперсію регресійної моделі. У такий спосіб було виявлено, що найінформативнішим показником серед петрогустинних параметрів є величина  $\sigma_c$ . У структурі рівняння (рівняння 1, табл. 2) вільний член  $b_0$  регресійного рівняння має вище значення порівняно з коефіцієнтом при  $\sigma_c$ , що означає сильніший вплив на  $k_{з.в.}$  зв'язаної води на мінеральному скелеті породи (як частини загального залишкового водовмісту), аніж вплив власне самого мінерального скелета. Дана лінійна регресійна модель забезпечує КМК в 0,88; SVM (КК=+0,8623).

Використання КЛРМ з точкою розриву в 0,39 дає змогу довести КМК до 0,98 (рівняння 5, табл. 3). У КЛРМ вплив компоненти  $b_0$  сильніший у діапазоні «низької» залишкової водонасиченості, до критичного значення 0,39. Це ймовірно, пов'язане

з тим, що зі збільшенням пористості у величині залишкової водонасиченості зростає частка умовно-рухомої води, а частка зв'язаної води — відповідно, навпаки, знижується. Цим і пояснюється зниження  $b_0$  як за знаком, так і за модулем. Звертає увагу відмінність знаків біля коефіцієнтів  $\sigma_c$  і  $\sigma_n$  — «мінус» біля першого, «плюс» біля другого. Так, чим сухіша порода, тим нижче в ній значення  $k_{з.в.}$ . У випадку насичення пластовою водою  $k_{з.в.}$  зростає, тому і інформативна вага  $\sigma_n$  зростає (у нашому випадку до +0,64).

У регресійному рівнянні із залученням петроелектричних параметрів дієвою є ЛРМ з високим значенням поясненої дисперсії — 96 %. Інформативні ваги ознак через коефіцієнти *beta* мають значні відмінності (рівняння 2, див. табл. 2). Найвищу інформативну вагу несе  $\rho_n$ , потім, за ранжиром,  $\rho_c$  та  $\rho_{II}$ . Пояснення розподілу ознакових коефіцієнтів нескладне. Насичення мінералізованим розчином зразків приводить до значної зміни електричного опору і водночас істотно збільшує залишкове водонасичення. У сухих зразках ці дві тенденції мають зворотний характер. Звідси і висока тіснота кореляційного зв'язку. Підтверджує закономірність високий КК у SVM (+0,63).

Використання петрошвидкісних параметрів у ЛРМ забезпечує достатньо високий коефіцієнт детермінації (0,879). Петрошвидкісні параметри володіють контрастними інформативними вагами між собою. Насичення зразка в атмосферних і пластових умовах підвищує швидкість проходження поздовжніх хвиль, тому і спостерігаємо додатні знаки коефіцієнтів  $V_{рн}$  та  $V_{рп}$ , а також окреме положення ознаки  $V_{рнв}$  SVM (вищі майже втричі парціальні внески  $V_{рн}$  у векторах з найвищою вагою). Непроходження  $V_s$  через рідини спричинює відсутність кореляційної залежності петрошвидкісних ознак, пов'язаних із  $k_{з.в.}$ .

Лінійна регресійна модель, що включає ознаки хімічного складу, має підвищений КД (0,806). Інформативні ваги статистично значущих ознак хімічного складу для прогнозування коефіцієнта  $k_{з.в.}$  у лінійній

**Таблиця 2. Коефіцієнти лінійної і нелінійної регресійної моделей прогнозування коефіцієнта залишкового водонасичення (тут і далі напівжирним шрифтом виділено найбільш інформативні ознаки)**

Номер рівняння	Параметр	Ефективність	Частковий ознаковий коефіцієнт регресійного рівняння beta	Коефіцієнти регресійного рівняння <i>b</i>	Рівень значущості <i>p</i>
<i>Лінійна регресійна модель</i>					
1	$b_0$	Петрогустинні ЛРМ: $R=0,882$ ; $R^2=0,778$ ; $\varepsilon=0,1583$	—	-8,58	0,0048
	$\sigma_c$		<b>0,885</b>	0,0037	0,0037
	$\sigma_H$		—	—	—
	$\delta$		—	—	—
2	$b_0$	Петроелектричні ( $R=0,978$ ; $R^2=0,957$ ; $\varepsilon=0,08491$ )	—	0,43	0,178
	$\rho_c$		-0,5	0,000001	0,096
	$\rho_H$		0,62	0,0584	0,207
	$\rho_{II}$		-0,132	-0,01883	0,68
3	$b_0$	Петрошвидкісні ( $R=0,937$ ; $R^2=0,879$ ; $\varepsilon=0,20276$ )	—	-1,336	0,64
	$V_{pc}$		-0,148	-0,0002	0,78
	$V_{sc}$		-0,34	-0,0005	0,72
	$V_{pH}$		1,18	0,0008	0,42
	$V_{сн}$		-0,25	-0,0001	0,52
	$V_{pp}$		0,158	0,0002	0,86
4	$b_0$	Геохімія ( $R=0,897$ ; $R^2=0,806$ ; $\varepsilon=0,15218$ )	—	0,66	0,028
	TiO <sub>2</sub>		<b>0,737</b>	2,11	0,002
	Na <sub>2</sub> O		<b>-1,0</b>	-3,399	0,0006
	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>		-0,43	-0,109	0,05
	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub>		<b>-0,48</b>	-0,11	0,04
	P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>		-0,34	-1,84	0,09
	S		0,254	1,15	0,19

регресійній моделі (рівняння 4, табл. 2) ранжовані у порядку їх значущості: Na<sub>2</sub>O, TiO<sub>2</sub>, Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> тощо. Вміст Na<sub>2</sub>O передає вплив мінералізованих вод, що складаються, головним чином, із хлориду натрію та калію. Вмісти TiO<sub>2</sub> та Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, імовірно, передають вплив хімічного складу агрегату цементу та півок на поверхні слюдистих мінералів — сидериту, оксидів-гідроксидів заліза та рудного мінералу; таким чином, опосередковано визначається характер заповнення міжзернової пористості. Ознаки, що не несуть статистичної значущості, передані через вмісти Al<sub>2</sub>O<sub>3</sub>, S, P<sub>2</sub>O<sub>5</sub>. Вони не є безпосереднім фактором, що пов'язаний

із поровим простором, можливо лише відображають вплив мінерального скелета, через гідрофільність алюмосилікатів, глинистих мінералів, сульфатів та нижчу гідрофільність кварцу і карбонатів, на залишкову водонасиченість.

Карбонатність складу породи, що входить до лінійної регресії через вміст кальциту, доломіту та сумарної карбонатності, зовсім не показує прогнозної здатності щодо коефіцієнта залишкової водонасиченості. Для цієї родини ознак більш ефективна КЛРМ з поясненої дисперсією у 88,29 %. У ній інформативні ваги всіх ознак є близькопаритетними (рівняння 6,

табл. 3). Пояснення зв'язку ознак карбонатності із залишковою водонасиченістю можливе з урахуванням двох факторів. По-перше, виповнення міжзернового простору вторинними карбонатними мінералами знижує сингенетичну пористість, а отже, і водонасиченість (залишкову водонасиченість у тому числі). По-друге, карбонати є слабогідрофільними мінералами, і характеризуються низькою здатністю утворювати плівки зв'язаної води. Тому спостерігаються від'ємні коефіцієнти біля параметра  $\Sigma_{carb}$  в обох діапазонах  $k_{з.в.}$  — у «низькому» до  $k_{з.в.} \leq 0,39$ , «високому» до  $k_{з.в.} > 0,39$ . Зазначимо активну роль вектора ознак вмісту вторинних мінералів у SVM, де домінує ознака «каоолініт+карбонати», майже у шість разів вища за внески інших асоціацій вторинних мінералів.

Структурні ознаки ефективні лише в КЛРМ з поясненою дисперсією в 82,39%. У структурі рівняння (рівняння 7, табл. 3) вільний член  $b_0$  має вищу інформативну вагу порівняно з іншими ознаками.

Три родини ознак: петрогустинні, карбонатності та структурні в КЛРМ дають одне близьке значення критичної точки прогнозного відклику ( $k_{з.в.} = 0,39$ ), яка розділяє різні лінійні тренди кусково-лінійної регресії. Ймовірно значення  $k_{з.в.} = 0,39$  є критеріальним для даних порід-колекторів (кварцових пісковиків), оскільки воно розділяє межу, за якої зростає активність/роль

умовно-рухомої води, як важливої складової загальної залишкової водонасиченості.

**Коефіцієнт проникності.** Проникність є важливим петрофізичним параметром порід-колекторів. Проникність залежить від структурних чинників: розмірів зерен мінералів, щільності їх упаковки, відсортованості і ступеня цементації. Чим складніше форма пор, тим загалом гірша проникність породи. Інші чинники впливу на проникність: характер сполучення між порами, тріщинуватість, а також мінеральний склад порід уламків і цементу. При цьому важливо враховувати підвищену гідрофільність глинистих мінералів і знижену — силікатів і карбонатів. Звичайні петрофізичні моделі та методи, спрямовані на оцінювання проникності з використанням параметрів структури пустотного простору, значною мірою залежать від виду вимірювань, а отже мають потенційні обмеження. Тому не існує універсального методу, за яким можна було б прогнозувати проникність для всього родовища та для всіх інтервалів свердловин одночасно. Тому, чим краще обґрунтована петрофізична модель конкретного об'єкта, тим надійнішим є прогноз проникності.

Добре вписуються у лінійну регресійну модель прогнозування коефіцієнта проникності саме для кварцових пісковиків лише петрошвидкісні параметри. Вони характеризуються достатнім рів-

**Т а б л и ц я 3.** Коефіцієнти кусково-лінійної регресійної моделі прогнозування коефіцієнта залишкового водонасичення

Номер рівняння	Параметри	Коефіцієнти рівняння					Оцінки надійності		
		$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	ТР	КМК	ПД, %	КВ
5	Петрогустинні	—	$\sigma_c$	$\sigma_n$	$\delta$	—	—	—	—
		-19,25	-0,10	0,18	-0,07	0,39	0,98	95,16	0,05
6	Карбонатність	—	cal	dol	$\Sigma_{carb}$	—	—	—	—
		0,30	0,51	1,57	-1,58	0,39	0,94	88,29	0,13
7	Уламки і цемент	—	УМ	ЦЕ	—	0,39	0,907	82,39	0,189
		0,188	0,0009	-0,004	—	—	—	—	—
		0,139	0,0057	0,0095	—	—	—	—	

нем коефіцієнта детермінації ( $K_D=0,93$ ).

Більш або менш задовільними є показники  $K_D$  геохімічних ознак ( $K_D=0,792$ ). Всі інші родини ознак ефективні у регресіях з лінеаризацією. Наприклад, петрогустинні параметри в ЛРМ дають  $K_D=0,633$ , у НРМ —  $K_D=0,918$ , а в КЛРМ —  $K_D=0,9975$ ; петроелектричні в ЛРМ —  $K_D=0,422$ , в НРМ —  $K_D=0,895$ ; структурні в ЛРМ —  $K_D=0,239$ , в НРМ —  $K_D=0,858$ , КЛРМ —  $K_D=0,99609$  тощо.

Петрошвидкісні параметри в ЛРМ мають різну інформативну вагу. Найбільшою вагою характеризуються ознаки, пов'язані із  $V_p$  за різних умов вимірювання — в сухому стані, в насичених умовах, у пластових умовах (рівняння 10, табл. 4). Коефіцієнт  $b_0$  вочевидь визначає інтегральний вплив складу і будови мінеральної матриці на проникність. Коефіцієнти при швидкісних параметрах власне і передають особливості їх взаємозв'язку з проникністю. Ці коефіцієнти загалом невеликі за модулем, що означає незначний вплив швидкісних параметрів на фільтраційні властивості порід. Насичення зразків поліпшує швидкості проходження поздовжніх пружних хвиль, тому і можна спостерігати знак «+» біля  $V_{рп}$ , та від'ємну залежність з проникністю для швидкостей, виміряних у сухих умовах. Очевидно, що швидкості поширення пружних хвиль, виміряні в пластових умовах, більш чутливі до зміни проникності. Унаслідок стиснення зменшується площа перетину порових каналів, погіршуються фільтраційні властивості, відповідно ознака кореляційного зв'язку набуває від'ємного знака, як  $-0,8 V_{рп}$ . Підтвердженням цього є вектор у SVM з найвищою вагою (8,36), в якій ознака  $V_{рп}$  домінує (0,56) порівняно з нулями всіх інших петрошвидкісних параметрів.

На рівень КК петрофізичних характеристик з проникністю необхідно більш ретельніше враховувати геологічні фактори, оскільки проникність є динамічним параметром, який змінюється з часом, змушуючи різко змінювати величини і навіть знаки коефіцієнтів SMR. Можна зазначити, що динамічний фактор зв'язку проникнос-

ті та пористості виявляється по-різному або через критичний рівень напруження [Civan, 2018], або через вплив змінного та статичного тиску на петрофізичні властивості теригенних порід-колекторів [Вишва та ін., 2017, 2021а,б, 2022а—в, 2023].

Лінійна регресія набору геохімічних ознак у різних моделях — ЛРМ ( $K_D=0,79$ ) і НРМ (0,81) вказує на високу інформативну вагу: вільного члена рівняння  $b_0$ , MnO та  $K_2O$ . В ЛРМ (рівняння 11, табл. 4) перед їх ознаками стоїть знак «+», що пов'язано, можливо, із впливом на проникність міцно зв'язаної та умовно-рухомої води в пустотному просторі (через коефіцієнт  $b_0$ ) та переважним хімічним складом цементу, який складений каолінітом, оксидами і гідроксидами мангану (сполук, що містять калій і манган). Всі інші геохімічні ознаки (за ранжиром їх інформативних ваг: S,  $P_2O_5$ , MgO до  $SiO_2$ ,  $TiO_2$ ) формують обернену залежність, відображаючи вплив хімічного складу уламкового матеріалу породи-колектору (зерен і уламків кварцу). Спостерігається незначне зростання КМК проникності за хімічним складом у нелінійній моделі. Втім також визначено активну роль мангану (рівняння 17, табл. 4). У SVM теж забезпечується висока кореляція геохімічних ознак і проникності (КК+0,95) та активна роль  $SiO_2$ , натрію і хлору. Ознака  $Na_2O$  має певне дискримінуюче навантаження при класифікації C&RT Standard Regression Trees: вона розбиває вхідну вибірку із дев'яти об'єктів на «низько-» і «високопроникну» підвибірки, які складаються з чотирьох та п'яти об'єктів відповідно та значно різняться між собою як за величиною проникності (Mu), так і за дисперсією (Var) (рис. 3). Підібраним критерієм розділення вхідної вибірки є значення  $Na_2O$  в 0,0985.

Петроелектричні параметри в НРМ мають високу статистичну надійність, їх пояснена дисперсія сягає майже 90 %, що значно вище, ніж ефективність цих параметрів у ЛРМ (42 %). Загальна нелінійна залежність проникності від пластових умов і умов насичення виявляється у складній конфігурації інформативних ваг предикто-

**Таблиця 4. Коефіцієнти лінійної і нелінійної регресійної моделей прогнозування коефіцієнта проникності**

Номер рівняння	Параметри	beta	b	p-рівень	
<i>Лінійна регресійна модель</i>					
8	Петрогустинні ( $R=0,808$ ; $R^2=0,653$ ; $\varepsilon=10,59$ )	$b_0$	—	742,8	0,014
		$\sigma_{\text{н}}$	-0,808	-0,29	0,015
9	Петроелектричні ( $R=0,650$ ; $R^2=0,422$ ; $\varepsilon=16,75$ )	$b_0$	—	63,77	0,284
		$\rho_{\text{с}}$	-0,68	0,000001	0,473
		$\rho_{\text{н}}$	-1,198	-6,02	0,474
10	Петрошвидкісні ( $R=0,965$ ; $R^2=0,931$ ; $\varepsilon=8,149$ )	$\rho_{\text{п}}$	0,025	0,19	0,983
		$b_0$	—	412,2	0,054
		$V_{\text{pc}}$	-0,32	-0,02	0,449
11	Геохімічні ( $R=0,890$ ; $R^2=0,792$ ; $\varepsilon=9,29$ )	$V_{\text{sc}}$	-0,56	-0,04	0,456
		$V_{\text{рн}}$	1,267	0,042	0,283
		$V_{\text{ш}}$	-0,09	-0,003	0,722
		$V_{\text{рп}}$	-1,45	-0,08	0,130
		$b_0$	—	5665,3	0,123
		$\text{SiO}_2$	-27,07	-56,7	0,125
12	ВВМ ( $R=0,55$ ; $R^2=0,3062$ ; $\varepsilon=14,99$ )	$\text{TiO}_2$	-0,37	-43,9	0,269
		$\text{Al}_2\text{O}_3$	-6,06	-71,6	0,119
		$\text{Fe}_2\text{O}_3^*$	-7,41	-87,7	0,083
		$\text{MnO}$	1,33	1287,7	0,237
		$\text{MgO}$	-5,9	-168,1	0,087
		$\text{CaO}$	-19,6	-73,9	0,136
		$\text{Na}_2\text{O}$	-0,79	-112,2	0,181
		$\text{K}_2\text{O}$	0,583	214,8	0,183
		$\text{P}_2\text{O}_5$	-0,713	-171,6	0,137
		$S$	-0,899	-177,03	0,263
		13	Уламки і цемент ( $R=0,488$ ; $R^2=0,239$ ; $\varepsilon=15,7$ )	$b_0$	—
cal	-0,55			-333,58	0,154
14	Уламки і цемент ( $R=0,488$ ; $R^2=0,239$ ; $\varepsilon=15,7$ )	$b_0$	—	-211,12	0,231
		УМ	0,488	2,37	0,218
<i>Нелінійна регресійна модель</i>					
14	Петрогустинні ( $R=0,958$ ; $R^2=0,918$ ; $\varepsilon=3,4745$ )	$b_0$	—	23348,6	0,0000003
		$\sigma_{\text{н}_2}$	-67,17	-18,21	0,0000003
		$\sigma_{\text{н}}$	66,49	0,0035	0,0000003
15	Петроелектричні ( $R=0,945$ ; $R^2=0,89$ ; $\varepsilon=14,295$ )	$b_0$	—	49,78	0,538
		$\rho_{\text{с}}$	0,6	0,00000099	0,840
		$\rho_{\text{н}}$	-0,28	-1,39	0,967
		$\rho_{\text{п}}$	-4,45	-33,97	0,511
		$\rho_{\text{с}}^2$	-0,25	$-1,37 \cdot 10^{-11}$	0,92
		$\rho_{\text{н}}^2$	1,75	0,64	0,749
16	уламки і цемент ( $R=0,926$ ; $R^2=0,858$ ; $\varepsilon=4,76$ )	$\rho_{\text{п}}^2$	2,88	2,53	0,550
		$b_0$	—	-2704,9	0,0007
		$\text{ЦЕ}^{-1}$	10,69	2596,7	0,0002
		$\text{LN}(\text{ЦЕ})$	20,45	620,09	0,0005
17	Геохімічні ( $R=0,899$ ; $R^2=0,809$ ; $\varepsilon=5,74$ )	$(\text{УМ})^3$	10,86	0,001	0,001
		$b_0$	—	41	0,00005
		$\text{MnO}$	-9,26	-9013	0,00004
		$(\text{MnO})^2$	20,31	472405	0,0002
17	Геохімічні ( $R=0,899$ ; $R^2=0,809$ ; $\varepsilon=5,74$ )	$(\text{MnO})^3$	-11,65	-7312318	0,0009
		$\text{K}_2\text{O}$	0,25	95	0,09

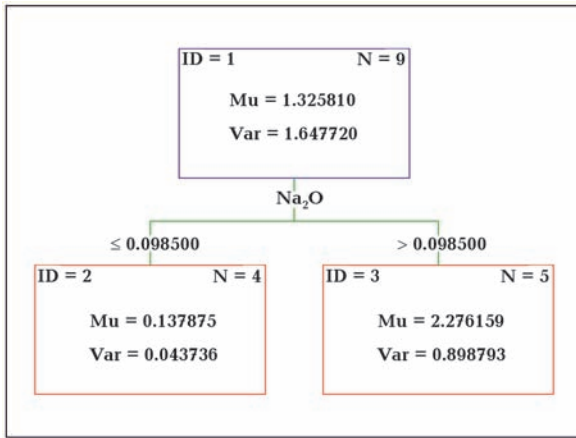


Рис. 3. Дерево класифікацій проникності теригенних порід-колекторів за геохімічними ознаками за допомогою C&RT Standard Regression Trees.

Fig. 3. Classification tree for permeability of terrigenous reservoir rocks by geochemical features using C&RT Standard Regression Trees.

рів. Серед них найвищу інформативну вагу мають  $\rho_{II}$  і  $\rho_H$  та їх квадрати (рівняння 15, табл. 4). Значення електричного опору, виміряного на сухому зразку, менш важливе в нелінійній регресійній моделі. Корельованість петроелектричних параметрів і

коефіцієнта проникності в SVM відносно невисока (+0,58) з активною роллю  $\rho_c$ .

У нелінійній регресійній моделі ознак карбонатності (рівняння 18, табл. 5) виділяється роль вмісту кальциту і доломіту для формування проникності. Кальцит і доломіт — одні із головних складових цементу кварцового пісковика, кількість і форма наповнення яких визначає об'єм і звивистість каналів для фільтрації газів і рідин. Оцінка надійності такої моделі доволі низька, оскільки значення кінцевих втрат — високе (КВ=20,61). Нейронні мережі теж вказують на дуже високу похибку: ANS — 545, CNN — 546. КК у SVM сягає 0,75, що зіставне з результатами досліджень [Al-Anazi, Gates, 2010].

Як згадано вище, форма і розмір пор колектора є важливим чинником формування проникності. Відоме дослідження щодо впливу розміру зерен мінералів на здатність прогнозування проникності. У петрофізичній моделі [Ben-Awuah, Padmanabhan, 2017], в якій виконано попереднє групування за фаціальною ознакою, зростає КК

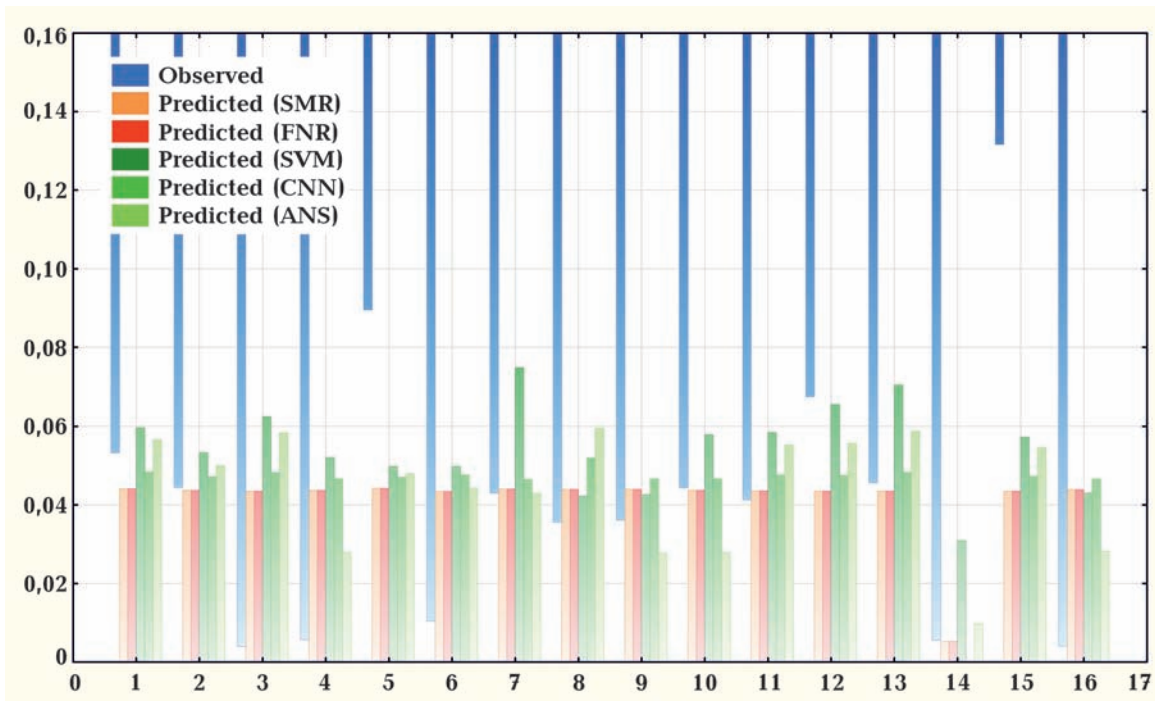


Рис. 4. Зіставлення вимірених і прогнозованих значень ефективною пористості (отриманих з регресій) за ознаками карбонатності за допомогою різних статистик.

Fig. 4. Comparison of measured and predicted values of effective porosity (obtained from regressions) by carbonate characteristics using various statistics.

**Таблиця 5. Коефіцієнти експоненціальної і кусково-лінійної регресійної моделей прогнозування коефіцієнта проникності**

Номер рівняння	Параметр	Коефіцієнти рівняння						Оцінки надійності		
		c	$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	TP	КМК	ПД, %	КВ
<i>Експоненціальна регресійна модель</i>										
18	Карбонатні	— 0,88	— 11,01	cal -824,2	dol -182,7	$\Sigma carb$ 179,6	— —	— 0,995	— 99,008	— 20,61
<i>Кусково-лінійна регресійна модель</i>										
19	Петрогустинні	—	—	$\sigma_c$	$\sigma_n$	$\delta$	—	—	—	—
		— —	86,88 0,627	0,31 -1,69	-0,57 2,04	0,226 -0,382	3,64 —	0,999 —	99,75 —	5,28 —
20	Уламки і цемент	—	—	УМ	ЦЕ	—	—	—	—	—
		— —	0,228 -0,008	-0,006 1,06	0,115 13,52	— —	3,64 —	0,998 —	99,609 —	8,11 —

розміру уламків і проникності від +0,41 у змішаній виборці до КК +0,96, зокрема для грубозернистих пісковиків (+0,97), середньосортованих дрібнозернистих пісковиків (+0,93), дрібнозернистих пісковиків із поганою сортованістю (+0,99), дуже дрібнозернистих пісковиків (+0,96), паралельно шаруватих пісковиків (+0,96) і біотурбованих пісковиків (+0,85) відповідно. Між тим SVM для нерозчленованої за розмірами зерен вибірки порід вказує на загалом низьку корельованість (КК+0,25).

Розмір порового гирла ( $r$ ) теж покращує оцінку проникності через підвищення коефіцієнта кореляції між  $r$  та  $k_{пр}$  [Lala, El-Sayed, 2015]. Відповідно очікується сильна кореляційна залежність проникності від кількості надкапілярних пор у породі, у SVM КК=+0,55. Чим більше надкапілярних пор, тим легше відбувається переміщення рідини та формується кореляційний зв'язок проникності зі структурними показниками (вміст уламків і цементу).

Петрогустинні параметри досягають найвищого значення поясненої дисперсії в КЛРМ (99,75 %), у НРМ вона дещо нижча (92 %); SVM (КК=+0,986). У НРМ інформативні ваги ознак приблизно однакові. Від'ємний знак біля  $\sigma_{NaCl}$  означає, що із збільшенням насичення породи мінералізованими розчинами зменшується вільний перетин порового простору, здатного для перенесення газу, а отже, знижується про-

никність. Регресійна залежність петрогустинних параметрів з  $k_{пр}$  доволі складна за конфігурацією, що виявляється в КЛРМ (рівняння 19, табл. 5). Дві частини регресії у КЛРМ мають зворотні тренди. Точкою розриву є значення в 3,64 (в одиницях проникності). Перша частина регресійної залежності в межах «низької проникності» повністю відповідає такій в НРМ, а друга частина має зворотний вигляд. У межах області «високої проникності» інформативні ваги всіх коефіцієнтів регресії мають приблизно однакові значення. Проте  $b_0$  та  $\sigma_n$  мають додатні знаки, а  $\sigma_c$  й  $\delta$  — від'ємні. На нашу думку, друга гілка регресії в КЛРМ відповідає стану колектору, в якому зерна кластичного матеріалу добре ущільнені і/або мають меншу кількість цементуючих мінералів та більшу кількість пластичних мінералів цементу. Таке тлумачення підтверджується в разі при розгляді родини структурних ознак у КЛРМ (рівняння 20, табл. 5). У «високопроникній» частині регресії інформативна вага вмісту цементу в 10 разів переважає відповідний показник, пов'язаний із вмістом цементу (ознака ЦЕ). Натомість при розгляді лівої гілки в «низькопроникній» частині КЛРМ інформативні ваги УМ і ЦЕ значно нижчі і вже малозначущі.

**Ефективна пористість.** Як і інші види пористості, ефективна пористість тісно пов'язана із речовинним складом гірських

порід, залежить від розмірів, форми і упаковки зерен тощо.

Всі родини ознак петрофізичної моделі прогнозу ефективної пористості, крім структурних параметрів (табл. 7), достатньо впевнено апроксимуються лінійною регресійною моделлю. Лише ознаки карбонатності мають недостатній рівень поясненої дисперсії в GRM (79 %), ще нижчі — у SVM (41 %). Переважно для більшості зразків кращу ефективність (ступінь на-

ближення прогнозних значень до спостережених) має лінійна регресійна модель порівняно з іншими алгоритмами.

Петрогустинні параметри в ЛРМ мають високий КД (0,984), де основна інформативна цінність зосереджена на густині, виміряної в сухих умовах (рівняння 21, табл. 6).

Для петроелектричних параметрів в ЛРМ визначено провідну інформативність  $\rho_c$  (рівняння 22, табл. 6); SVM (КК=+0,66).

**Таблиця 6. Коефіцієнти лінійної і нелінійної регресійної моделей прогнозування ефективної пористості**

Номер рівняння	Параметри	beta	b	p-рівень	
<i>Лінійна регресійна модель</i>					
21	Петрогустинні ( $R=0,98$ ; $R^2=0,984$ ; $\epsilon=0,004$ )	$b_0$	—	1,01	0,000001
		$\sigma_c$	-0,992	-0,00039	0,000001
22	Петроелектричні ( $R=0,941$ ; $R^2=0,886$ ; $\epsilon=0,0133$ )	$b_0$	—	0,078	0,13
		$\rho_c$	0,126	0,0000001	0,76
		$\rho_n$	-0,9	-0,008	0,25
23	Петрошвидкісні ( $R=0,972$ ; $R^2=0,945$ ; $\epsilon=0,01309$ )	$b_0$	—	0,484	0,09
		$V_{pc}$	-0,124	-0,00002	0,72
		$V_{sc}$	0,22	0,00003	0,77
		$V_{pn}$	-0,447	-0,00003	0,63
		$V_{sh}$	0,137	0,000007	0,59
24	Геохімічні ( $R=0,866$ ; $R^2=0,750$ ; $\epsilon=0,021$ )	$b_0$	—	0,06	0,029
		$Al_2O_3$	-0,45	-0,014	0,036
		$Fe_2O_3^*$	-1,51	-0,044	0,03
		$MgO$	-2,0	-0,17	0,002
		$MnO$	2,69	7,24	0,006
25	ВВМ ( $R=0,785$ ; $R^2=0,617$ ; $\epsilon=0,01995$ )	$b_0$	—	0,075	0,002
		cal	-0,785	-0,85	0,02

**Таблиця 7. Коефіцієнти кусково-лінійної регресійної моделей прогнозування ефективної пористості**

Номер рівняння	Параметр	Коефіцієнти рівняння				Оцінки надійності		
		$b_0$	$b_1$	$b_2$	TP	КМК	ПД, %	КВ
26	Уламки і цемент	—	УМ	ЦЕ	—	—	—	—
		0,164	-0,0014	-0,002	0,041	0,7096	50,34	0,0087
		0,162	-0,001	-0,0006	—	—	—	—

Серед петрошвидкісних параметрів у ЛРМ (рівняння 23, табл. 6) інформативними ознаками є  $V_{рн}$  та  $V_{рп}$ . Серед багатьох колекторських характеристик (пористість, вміст глини, мінеральна густина, проникність, показник цементації), які є важливими для фіксації дисперсії пружних швидкостей, найважливішою змінною є пористість; мінеральна густина є другою за важливістю змінною [Al-Dousari et al., 2016]. На експоненціальну залежність ефективної пористості і швидкості вказано у роботі [Török, Vásárhelyi, 2010].

Геохімічні показники в ЛРМ прогнозування ефективної пористості мають невисоку, на межі статистичної достовірності, величину поясненої дисперсії (75 %). Додатний знак визначено біля ознак MnO і K<sub>2</sub>O, що вказує на активну роль оксидів і гідрооксидів мангану та каолініту в складі і структури цементу уламкових порід у формування ефективної пористості (рівняння 24, табл. 6). У SVM найвищий зважувальний коефіцієнт стоїть біля сполучення вторинних мінералів «карбонати+каолініти» — 1 проти 0 в інших асоціаціях.

Ознаки карбонатності у ЛРМ та структурні параметри в КЛРМ мають низьку достовірність — забезпечення лише 62 % та 71 % поясненої дисперсії відповідно.

**Параметр пористості в пластових умовах.** Цей параметр використовують для коректного розрахунку насиченості породи вуглеводнями. Точне визначення водонасиченості є основоположним для оцінювання об'ємів пластової рідини та достовірної характеристики вуглеводневих покладів. Зв'язок між параметром пористості і коефіцієнтом пористості складний, оскільки на нього впливає численна група факторів, передусім мінеральний склад порід, тиск, тип і солоність пластової рідини та температура. Ступінь чутливості до вмісту вологи в колекторі контролюється насамперед пропорціями між вмістом кварцу і глинистих мінералів (важливим є також тип глинистих мінералів і їх розміщення у поровому просторі) та меншою мірою мікроструктурою породи [Hawkins, McConnell, 1992; Aquino-López et al., 2011].

Найвищий ефект тиску проявляється у зміні залежності пористості від параметра пористості і найбільш помітний у коливаннях показника пористості  $m$  і коефіцієнта літології  $a$  у рівнянні Арчі. Доведено, якщо пористість менша або дорівнює 10 %, то співвідношення між коефіцієнтом питомого опору пласта та пористістю мають дуже високу надійність ( $-0,949 \geq$  коефіцієнт кореляції  $\geq -0,969$ ); якщо коефіцієнт літології  $a$  коливається в межах одиниці — 0,92—1,04, значення показника пористості  $m$  становить близько 1,83 [Sharawy, Nabawy, 2018]. Питомий електричний опір більш чутливий у глинистих пісковиках з більшою концентрацією пор і мікропор з низьким співвідношенням сторін, ніж у чистих пісковиках. Форма пор не жодним чином не впливає на чутливість до тиску, згідно з лабораторними дослідженнями спільних пружно-електричних властивостей 63 насичених зразків пісковиків [Han et al., 2011]. Також було встановлено, що рівняння регресії, як постійною, так і експоненціальною частиною, дає хорошу відповідність залежності тиску від швидкості поширення поздовжніх і поперечних хвиль, загасання та питомого електричного опору. Для піщано-сланцевих середовищ глинистість обумовлює нелінійність регресії для  $P$ - і  $S$ -швидкостей [Goldberg, Gurevich, 1998].

При переході від лабораторних умов до пластових параметр пористості залежить від мінералізації пластової води. Загалом зі збільшенням мінералізації пластової води із мірою збільшення пористості відхилення параметра пористості від коефіцієнта пористості зменшується.

Серед усіх петроелектричних параметрів у ЛРМ провідну інформативну вагу має  $\rho_{\text{пласт}}$  (рівняння 28, табл. 8).

Всі родини ознак, крім петроелектричних параметрів, незважаючи на високі коефіцієнти детермінації, несуть великі похибки апроксимації у регресійній моделі (стандартизована похибка оцінювання  $\epsilon$  в ЛРМ і НРМ; КВ у КЛРМ). Відповідно, ці регресійні рівняння можуть мати лише обмежене практичне застосування (табл. 9).

**Частка надкапілярних пор у структурі пустотного простору.** За величиною порових каналів розрізняють такі групи порід: надкапілярні з діаметром пор 0,508—2 мм, капілярні — 0,0002—0,508 мм, субкапілярні — менш як 0,0002 мм. Рух нафти і газу у надкапілярних порах відбувається вільно, тому важливими показником цього явища є частка таких пор у загальному обсязі пустотного простору ( $C_{HK}$ , %).

У лінійну регресійну модель прогнозування  $C_{HK}$  вбудовують з достатньою точністю лише такі фізичні параметри: густинні, електричні, швидкісні (табл. 10); водночас речовинні ознаки формують достеменні регресії лише в кусково-лінійній моделі (табл. 11). Натомість SVM формує доволі високі КК з усіма родинками ознак: геохімії (0,9966), густини (0,813), електричного опору (0,9978), швидкості (0,870). Зіставлення

прогнозних значень із спостереженими показано на рис. 5.

Густина зразків, виміряна в сухому стані, є визначальною для прогнозування  $C_{HK}$  (рівняння 33, див. табл. 10). Чим вища густина, тим нижча пористість, особливо її крупнопорова компонента.

Петроелектричні параметри мають різнознакові інформативні ваги в ЛРМ. Ознака  $\rho_c$  має знак «+», є найбільшою за модулем, ознаки  $\rho_H$  і  $\rho_{II}$  — «-» (рівняння 34, табл. 10). Опір у пластових умовах має малий коефіцієнт у регресійному рівнянні.

Петрошвидкісні параметри різняться знакозмінною конфігурацією своїх ознак (рівняння 35, табл. 10). Обернена залежність характеризується швидкісними параметрами, визначеними в умовах насичення і пластових умовах.

Вміст кальциту і доломіту є різко нелі-

**Таблиця 8. Коефіцієнти лінійної і нелінійної регресійної моделей прогнозування параметра пористості в пластових умовах**

Номер рівняння	Параметри	beta	b	p-рівень			
<i>Лінійна регресійна модель</i>							
27	Петрогустинні ( $R=0,9066$ ; $R^2=0,821$ ; $\varepsilon=59,502$ )	$b_0$	—	5214,1	0,47		
		$\sigma_c$	1,177	1,87	0,011		
		$\delta$	-0,385	-3,67	0,26		
28	Петроелектричні ( $R=0,999$ ; $R^2=0,9998$ ; $\varepsilon=2,0456$ )	$b_0$	—	-1,18	0,86		
		$\rho_c$	-0,006	-0,000001	0,693		
		$\rho_H$	0,036	1,30	0,234		
29	Петрошвидкісні ( $R=0,938$ ; $R^2=0,879$ ; $\varepsilon=77,247$ )	$\rho_{II}$	0,96	52,40	0,000001		
		$b_0$	—	-1138,1	0,35		
		$V_{pc}$	0,553	0,33	0,35		
		$V_{sc}$	-1,13	-0,63	0,298		
		$V_{pH}$	1,79	0,45	0,26		
		$V_{sH}$	-0,112	-0,02	0,759		
30	Геохімічні ( $R=0,996$ ; $R^2=0,992$ ; $\varepsilon=27,127$ )	$V_{pII}$	-0,145	-0,06	0,868		
		<i>Нелінійна регресійна модель</i>					
		$b_0$	—	3120	0,097		
		MgO	-10,59	-3211	0,177		
		K <sub>2</sub> O	-15,45	-68110	0,1		
		MnO	10,62	114626	0,15		
		(MgO) <sup>2</sup>	23,39	5408	0,145		
(K <sub>2</sub> O) <sup>2</sup>	15,04	345478	0,10				
(MnO) <sup>2</sup>	-22,70	-5967451	0,13				

**Таблиця 9. Коефіцієнти кусково-лінійної регресійної моделі прогнозування параметра пористості в пластових умовах**

Номер рівняння	Параметр	Коефіцієнти рівняння					Оцінки надійності		
		$b_0$	$b_1$	$b_2$	$b_3$	ТР	КМК	ПД, %	КВ
31	ВВМ	—	cal	dol	$\Sigma carb$	—	—	—	—
		295,38 416,38	-39652 -625,4	-49043 272,8	47579 -367,7	196,79 —	0,93 —	88,25 —	11710 —
32	Уламки і цемент	—	УМ	ЦЕ	—	—	—	—	—
		0,30	-0,123	17,08	—	196,79	0,90	81,04	18859
		0,29	1,76	13,70	—	—	—	—	—

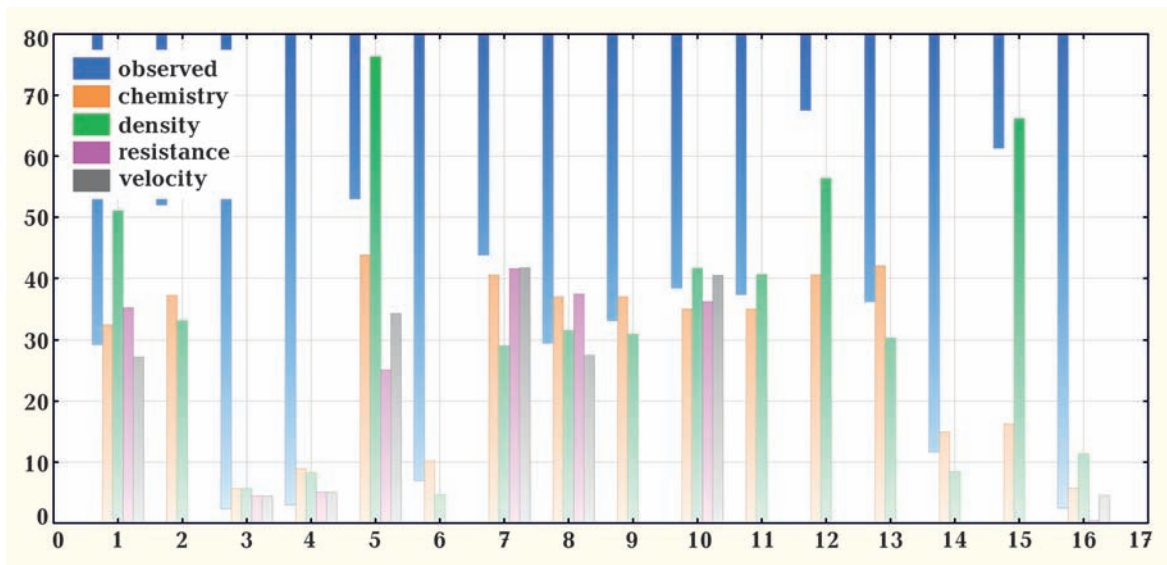


Рис. 5. Зіставлення вимірних і прогнозованих значень частки надкапілярних пор у структурі пустотного простору за допомогою різних регресійних статистик.

Fig. 5. Comparison of the measured and predicted values of the proportion of supracapillary pores in the void space structure using various regression statistics.

нійним щодо  $C_{нк}$ . КЛРМ має невисокий рівень поясненої дисперсії і водночас високе значення КВ моделі. Наявні два протилежні тренди залежності із точкою розриву в  $C_{нк}=32\%$  (рівняння 36, табл. 11). Інформативні ваги ознак *cal* та *dol* у першій частині регресії рівні за знаком і майже рівні за модулем. У другій частині — навпаки. Ймовірно пояснення полягає в тому, що відсоткова кількість крупних пор зменшується в разі заповнення пустотного простору карбонатним матеріалом, а в зразках з переважною компонентою крупних пор (більш як 32%) вони, ймовірно, вже є продуктом розчинення карбонатних мінералів.

Структурні параметри мають низьку

достовірність у лінійній регресії, навіть з використанням лінеаризуючих функцій. КЛРМ має невисокий рівень поясненої дисперсії і водночас високе значення КВ моделі. Наявні два протилежні тренди залежності із точкою розриву в  $C_{нк}=32\%$  (рівняння 36, табл. 11).

У частині кусково-лінійної регресії з «малим» відсотком надкапілярних пор визначено пряму залежність кількості уламкового матеріалу і зворотну — від кількості цементу. Даний розподіл вочевидь відображає знищення частки крупних пор під час цементації порід і фактор форми уламкового матеріалу, що забезпечує сталість порової структури, в

**Т а б л и ц я 10. Коефіцієнти лінійної і нелінійної регресійної моделей частки надкапілярних пор у структурі пустотного простору**

Номер рівняння	Параметри		beta	b	p-рівень
<i>Лінійна регресійна модель</i>					
33	Петрогустинні ( $R=0,8848$ ; $R^2=0,782$ ; $\varepsilon=10,16$ )	$b_0$	—	613,9	0,003
		$\sigma_c$	-0,88	-0,23	0,003
34	Петроелектричні ( $R=0,913$ ; $R^2=0,834$ ; $\varepsilon=10,88$ )	$b_0$	—	28,494	0,443
		$\rho_c$	0,47	0,000001	0,366
		$\rho_H$	-0,459	-2,795	0,6
		$\rho_{II}$	-0,012	-0,11	0,985
35	Петрошвидкісні ( $R=0,977$ ; $R^2=0,955$ ; $\varepsilon=8,00$ )	$b_0$	—	192,52	0,189
		$V_{pc}$	0,13	0,013	0,68
		$V_{sc}$	0,032	0,003	0,95
		$V_{pH}$	-0,92	-0,0393	0,32
		$V_{SH}$	0,38	0,0125	0,19
		$V_{pII}$	-0,25	-0,0165	0,65

якій в невеликій кількості є крупні пори.

Родина геохімічних ознак у КЛРМ має і високий рівень пояснювальної дисперсії (99,99 %), і низькі значення кінцевих втрат. Виявлено контрастний розподіл знака і модулів інформативних ознак у моделі. У першій частині регресії з «малим відсотком надкапілярних пор» (до 32 %) низхідний ранжир ознак такий:  $+P_2O_5$ ,  $-MgO$ ,  $-S$ ,  $+K_2O$ , ...; у другій частині регресії з «високим відсотком надкапілярних пор» (більш, як 32 %) ранжир такий:  $-P_2O_5$ ,  $+MgO$ ,  $+Na_2O$ ,  $+K_2O$  і т. д. Імовірно збільшення  $C_{HK}$  корелюється із лужним вилуговуванням, що триває, матеріалу уламків і цементу (активна роль  $Na_2O$  й  $K_2O$ ), тяжіння крупних пор до виділень агрегатів доломіту (активна роль  $MgO$ ).

**Висновки.** Нейромережеві методи та методи глибинного навчання перевершують традиційний регресійний аналіз з точки зору точності прогнозування. Вони можуть ефективно справлятися з невизначеністю в результатах петрофізичних вимірювань і моделювання, що дає можливість пропонувати їх як один із найефективніших інструментів для прогнозу властивостей теригенних колекторів нафти і газу.

Так, зведені показники ефективнос-

ті апроксимації регресії різними статистиками, з використанням візуалізації за допомогою так званої «теплової карти» (табл. 12), наочно відображає краще, але не повсюдне, передбачення методами нейронних мереж: ефективною пористості (ANS, CNN, SVM (крім параметрів опору, вмісту вторинних мінералів), Best Sub Set (крім щільнісних параметрів, вмісту «уламки/цемент», вторинних мінералів)); залишкового водонасичення (ANS, CNN, SVM (для пружних параметрів)); проникності — ANS, CNN (не для параметрів пористості, вмісту «уламки/цемент»), SVM (для параметрів опору, геохімії, вмісту вторинних мінералів); опору в умовах насичення (ANS, CNN, SVM для пружних параметрів); частки надкапілярних пор (SVM); частки надкапілярних пор — практично тільки SVM має перевагу над лінійною і нелінійною апроксимацією регресії.

Коефіцієнт залишкового водонасичення та ефективна пористість ефективно прогноуються найпростішою лінійною регресійною моделлю за допомогою петрогустинних, петроелектричних, петрошвидкісних й геохімічних ознак. Карбонатні і структурні ознаки можуть бути використані лише в кусково-лінійній регресійній моделі прогнозування коефіцієнта залишко-

**Таблиця 11. Коefіцієнти кусково-лінійної регресійної моделі прогнозування частки надкапілярних пор у структурі порового простору**

Номер рівняння	Пара-метр	Коefіцієнти рівняння													Оцінки надійності				
		b <sub>0</sub>	b <sub>1</sub>	b <sub>2</sub>	b <sub>3</sub>	b <sub>4</sub>	b <sub>5</sub>	b <sub>6</sub>	b <sub>7</sub>	b <sub>8</sub>	b <sub>9</sub>	b <sub>10</sub>	b <sub>11</sub>	b <sub>12</sub>	TP	КМК	ПД, %	КВ	
36	ВВМ	—	cal	dol	Σcarb	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
		14,0	-141,2	-146,9	141,3	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	31,76	—	—	—
		37,7	1922	1777	-1775	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	0,86	73,87	1783
37	Улам-ки і цемент	—	УМ	ЦЕ	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
		0,17	0,2	-0,86	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—
		0,22	0,42	0,88	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	—	31,76	0,84	71,38	1953
38	Геохі-мія	—	SiO <sub>2</sub>	TiO <sub>2</sub>	Al <sub>2</sub> O <sub>3</sub>	Fe <sub>2</sub> O <sub>3</sub> *	MnO	MgO	CaO	Na <sub>2</sub> O	K <sub>2</sub> O	P <sub>2</sub> O <sub>5</sub>	S	Cl	—	—	—	—	—
		3,87	0,59	3,01	-7,63	-11,4	-0,14	-48,4	5,96	-12,6	21,99	50,5	-27,4	15,5	—	—	—	—	—
		-0,8	0,58	-28,9	7,46	-2,811	-8,53	62,9	-26,9	53,6	46,36	-163,6	-177,1	-44,33	—	—	—	—	—

**Таблиця 12. Зведені показники ефективності апроксимації регресії колекторських властивостей лінійної регресією і методами нейронних мереж**

Ознака	Std. Error of Estimate and Abs. Error mean	Густина	КЗВ	Проникність	Щир	Пористість	ПП	Пружні	Геохімія	Уламки	Вторинна мінералізація	СП	Кристалічна структура	Тип вторинної мінералізації
phieff	ЛРМ	0,004	—	—	0,013	—	—	0,013	0,017	0,028	0,020	—	—	—
	НРМ	—	—	—	—	—	—	—	—	—	0,034	—	—	—
	ЕР	—	—	—	—	—	—	—	7,Е+05	2789	0,016	—	—	—
	КПР	—	—	—	—	—	—	—	0,004	0,009	0,126	—	—	—
	BestSubSet	0,005	0,026	0,022	—	0,005	0,01	—	0,002	0,045	0,030	0,022	0,054	0,018
	ANS	—	2,67E-05	7,27E-05	1,21E-06	1,82E-05	1,62E-05	4,14E-12	6,90E-08	8,51E-08	6,09E-06	1,30E-04	—	—
Coef WRS	CNN	1,48E-09	1,50E-08	7,69E-05	1,46E-09	2,26E-05	2,25E-06	6,78E-08	1,19E-06	2,23E-07	1,87E-06	2,80E-05	—	—
	SVM	0,006	0,012	0,025	0,013	0,005	0,014	0,009	0,008	0,021	0,026	0,007	0,015	0,019
	ЛРМ	0,158	—	—	0,085	—	—	0,203	0,152	—	0,231	—	—	—
Coef WRS	НРМ	0,159	—	—	—	—	—	—	0,234	—	—	—	—	—
	ЕР	—	—	—	—	—	—	—	—	—	0,928	—	—	—

Ознака	Std. Error of Estimate and Abs. error mean	Густина	КЗВ	Проникність	Спр	Пористість	ПП	Пружні	Температура	Уламки	Вторинна мінералізація	СПП	Кристалічна структура	Тип вторинної мінералізації	
Coef WRS	KTP	0,052	—	—	—	—	—	—	—	0,189	0,007	—	—	—	
	BestSubSet	0,128	—	0,143	0,055	0,195	0,046	—	—	0,347	0,380	—	0,272	0,21	
	ANS	—	—	2,09E-06	0,125	4,49E-05	6,28E-04	6,38E-04	0,006	9,15E-09	4,69E-04	4,14E-04	—	—	
	CNN	0,006	—	7,78E-06	0,0001	8,83E-05	9,60E-06	1,14E-03	0,012	3,78E-07	1,75E-03	5,64E-09	—	—	
Coefrmeab	SVM	0,115	—	0,210	0,163	0,064	0,180	0,086	0,065	0,136	0,162	0,052	0,228	0,102	
	ЛРМ	10,59	—	—	16,75	—	—	8,15	9,29	15,70	14,99	—	—	—	
	НРМ	3,47	—	—	14,29	—	—	—	9,91	4,76	—	—	—	—	
	EP	—	—	—	—	—	—	—	—	—	20,615	—	—	—	
	KTP	5,285	—	—	—	—	—	—	—	8,119	—	—	—	—	
	BestSubSet	0,754	16,003	—	0,213	1,176	2,960	—	0,002	14,674	14,09	14,826	0,725	—	
	ANS	—	0,057	—	0,053	3,320	522,162	3,272	4,15E-07	—	546,0	—	0,161	—	
	CNN	1,691	14,132	—	0,063	6,465	531,288	2,540	0,013	13,302	546,4	—	7,100	—	
	SVM	2,574	0,448	—	10,404	3,067	0,848	7,391	3,345	0,888	0,535	0,535	0,545	5,585	6,257
	P formation	ЛРМ	59,50	—	—	2,046	—	—	77,247	17,97	96,267	106,9	—	—	—
		НРМ	—	—	—	—	—	—	—	27,13	88,654	103,2	—	—	—
		EP	—	—	—	—	—	—	—	—	6,Е+04	7,Е+04	—	—	—
KTP		—	—	—	—	—	—	—	—	2,Е+04	1,Е+04	—	—	—	
BestSubSet		48,60	54,33	78,88	—	—	—	—	—	113,9	—	94,132	75,3	—	
ANS		—	34,678	0,017	0,151	0,009	—	0,015	339,05	4,81E-04	2,55E-06	0,045	—	—	
CNN		3,749	36,43	0,488	0,008	0,125	—	0,006	281	0,019	0,003	0,343	—	—	
SVM		61,930	26,33	26,085	6,446	60,0	—	37,97	16,0	67,695	75,605	49,160	68,28	54,92	
%Supercap.pores		ЛРМ	10,17	—	—	10,9	—	—	8,00	16,31	4,Е+04	15,6	—	—	—
		НРМ	11,54	—	—	—	—	—	7,13	21,19	—	106,9	—	—	—
		EP	—	—	—	—	—	—	—	8,Е+05	—	6,Е+03	—	—	—
		KTP	—	—	—	—	—	—	—	0,6	2,Е+03	2,Е+03	—	—	—
	BestSubSet	11,43	6,285	23,149	13,60	—	13,453	—	2,616	15,15	41,93	—	18,58	11,20	
	ANS	—	40,165	—	44,56	16,55	41,42	18,98	6,Е+03	305,7	1230	—	—	—	
	CNN	2,083	0,522	6,869	32,48	11,8	13,536	49,77	2117	308,7	252	—	—	—	
	SVM	7,546	15,925	13,938	3,444	7,053	11,841	9,920	8,902	16,67	12,6	—	13,027	18,32	

вого водонасичення. Всі зазначені регресійні рівняння мають невисокі похибки.

Практичний аналіз поведінки ознак складу вказує на важливість використання  $\text{Na}_2\text{O}$  (передає вплив мінералізованих вод у формуванні величини коефіцієнта залишкового водонасичення),  $\text{TiO}_2$  та  $\text{Fe}_2\text{O}_3$ , які, імовірно, передають вплив хімічного складу агрегату цементу та півок на поверхні слюдистих мінералів — сидериту, оксидів-гідроксидів заліза та рудного мінералу.

Три родини ознак у прогнозній моделі коефіцієнта залишкового водонасичення: петрогустинні, карбонатності та структурні, дають близьке значення критичної точки прогнозного відклику ( $k_{3,в.}=0,39$ ), яке, ймовірно є критеріальним для даних теригенних колекторів, оскільки воно вказує на межу, за якої зростає активність умовно рухомої води.

Коефіцієнт проникності формує регресійні залежності в усіх обраних моделях з усіма родинками ознак. Значно підвищує пояснену дисперсію використання нелінійних регресійних моделей, які до того ж мають і нижчі похибки. SVM виявляє високу кореляцію геохімічних ознак і проникності (КК+0,95) та активну роль  $\text{SiO}_2$ , натрію та хлору. Натрій несе певне дискримінуюче навантаження; він розбиває вибірку на «низько-» і «високопроникну» підвибірки, які значно різняться між собою як за величиною проникності, так і за дисперсією. Ознаки карбонатності формують прогнози залежності лише в КЛРМ, проте з високими значеннями кінцевих втрат.

Геохімічні показники-предиктори у лі-

нійній регресійній моделі прогнозу ефективної пористості мають невисоку, на межі статистичної достовірності, величину поясненої дисперсії (75 %). Додатний знак відзначається біля ознак  $\text{MnO}$  і  $\text{K}_2\text{O}$ , що вказує на активну роль оксидів і гідроксидів мангану та каолініту в його складі і структури цементу уламкових порід у формуванні ефективної пористості. SVM вказує на високу інформаційну значущість ансамблю «карбонати+каолініти».

Всі реалізації лінійних регресійних моделей параметра пористості в пластових умовах та частки надкапілярних пор у загальному поровому об'ємі несуть підвищені і/або високі похибки моделювання, крім родини петроелектричних й геохімічних ознак.

Зроблено висновок, що регресійні моделі на основі нейронних мереж мають перевагу, якщо незалежними величинами є числові, а не категоріальні змінні моделювання. В разі використання категоріальних змінних у регресіях (наприклад, ансамблю вторинних мінералів, типу структури пустотного простору тощо) можна стверджувати однакову ефективність обох типів порівнювальних методів. Виявлено, що найвищу ефективність прогнозування мають нейромережі ANS і CNN з огляду на їх архітектурну особливість — багатошарові перетворення вхідної інформації із заданою функцією активізації в останньому вихідному шарі.

Зовнішнє посилання на вихідні дані та на результати вимірювання: [https://geophys.knu.ua/docs/fairdata/data\\_results\\_Vyzhva\\_et\\_al\\_2025.xlsx](https://geophys.knu.ua/docs/fairdata/data_results_Vyzhva_et_al_2025.xlsx).

### Список літератури

Безродна І., Шинкаренко А. Оцінка структури пустотного простору низькопористих порід Зарічної площі за результатами петрофізичних та геофізичних досліджень. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2015. Т. 2. № 69. С. 53—58. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.69.08.53-58>.

Вижва С., Безродна І. Визначення структури пустотного простору складнопобудованих

порід за даними петроакустичних досліджень Семиренківської площі. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2016. Т. 3. № 74. С. 11—17. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.74.02>.

Вижва С.А., Безродна І.М., Козіонова О.О. Аналіз ємнісних властивостей карбонатних порід нижнього карбону Руденківсько-Пролетарської НГР за результатами ГДС та

- петрофізики. *Зб. наук. праць «Теоретичні та прикладні аспекти геоінформатики»*. 2012. С. 16—27.
- Вижва С., Онищук В., Онищук І., Рева М., Шабатура О. Електричні та пружні властивості глибокостанурених ущільнених порід карбону центрального грабена ДДЗ. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2022а. Т. 2. № 97. С. 29—38. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.97.04>.
- Вижва С., Онищук В., Онищук І., Рева М., Шабатура О. Електричні і пружні параметри ущільнених теригенних порід кембрію східного схилу Львівського палеозойського прогину. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2023. Т. 2. № 101. С. 15—24. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.101.02>.
- Вижва С., Онищук В., Онищук І., Рева М., Шабатура О. Колекторські властивості глибокостанурених ущільнених порід карбону центрального грабена ДДЗ. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2022б. Т. 1. № 96. С. 11—20. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.96.02>.
- Вижва С., Онищук В., Онищук І., Рева М., Шабатура О. Фільтраційно-ємнісні параметри ущільнених теригенних порід кембрію східного схилу Львівського палеозойського прогину. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2022в. Т. 3. № 98. С. 33—41. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.98.04>.
- Вижва С., Онищук І., Онищук В.І., Рева М., Шабатура О. Фільтраційно-ємнісні параметри ущільнених порід північної прибортової зони Дніпровсько-Донецької западини. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2021а. Т. 3 № 94. С. 37—45. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.94.04>.
- Вижва С., Онищук І., Орлюк М., Онищук В.І., Рева М., Шабатура О. Електричні та пружні параметри ущільнених теригенних порід карбону східної частини північної прибортової зони ДДЗ. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2021б. Т. 4 № 95. С. 25—32. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.95.03>.
- Вижва С., Шинкаренко А., Безродна І., Щуров І., Гафич І., Солодкий Є. Вплив змінного тиску на акустичні та ємнісні властивості теригенних порід-колекторів (на прикладі зразків Семиренківської площі). *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2017. Т. 1. № 76. С. 19—26. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.76.03>.
- Соболь В., Карпенко О. Нова модель проникності теригенних гранулярних колекторів на прикладі турнейських відкладів Яблунівського нафтогазоконденсатного родовища Дніпровсько-Донецької западини. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2021. Т. 1. № 92. С. 61—66. <http://doi.org/10.17721/1728-2713.92.09>.
- Шинкаренко А. Сучасні підходи до визначення проникності порід-колекторів за даними геофізичних досліджень. *Вісник Київ. нац. ун-ту імені Тараса Шевченка. Геологія*. 2018. Т. 3. № 82. С. 45—54. <https://doi.org/10.17721/17282713.82.06>.
- Al-Anazi, A., & Gates, I.D. (2010). Support-vector regression for permeability prediction in a heterogeneous reservoir: a comparative study. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 13, 485—495. <http://doi.org/10.2118/126339-PA>.
- Al-Anazi, A.F., & Gates, I.D. (2012). Support vector regression to predict porosity and permeability: Effect of sample size. *Computers & Geosciences*, 39, 64—76. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.06.011>.
- Al-Bulushi, N., Araujo, M., & Kraaijveld, M. (2007). Predicting water saturation using artificial neural networks (ANNs). *SPWLA Middle East Regional Symposium, Abu Dhabi, UAE, April 2007* (pp. 65—71).
- Al-Dousari, M., Garrouch, A.A., & Al-Omair, O. (2016). Investigating the dependence of shear wave velocity on petrophysical parameters. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 146, 286—296. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2016.04.036>.
- Alfarraj, M., & AlRegib, G. (2018). Petrophysical property estimation from seismic data using recurrent neural networks. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018. Society of Exploration Geophysicists* (pp. 2141—2146). <https://doi.org/10.1190/segam2018-2995752.1>.
- Al-Mudhafar, W. (2014). Using generalized linear regression of multiple attributes for modeling and prediction the formation permeability in sandstone reservoir. *Offshore Technology*

- Conference, Houston, Texas, May 2014. <https://doi.org/10.4043/25158-MS>.
- Al-Mudhafar, W., & Rostami, A. (2014). Comparative applied multivariate geostatistical algorithms for formation permeability modeling. *SPWLA 20th Formation Evaluation Symposium of Japan, Chiba, Japan, October 2014*. <https://doi.org/10.13140/2.1.1700.2566>.
- Aquino-López, A., Mousatov, A., & Markov, M. (2011). Model of sand formations for joint simulation of elastic moduli and electrical conductivity. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8(4), 568—578. <https://doi.org/10.1088/1742-2132/8/4/009>.
- Baziar, S., Tadayoni, M., Nabi-Bidhendi, M., & Khalili, M. (2014). Prediction of permeability in a tight gas reservoir by using three soft computing approaches: A comparative study. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 21, 718—724. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2014.09.037>.
- Ben-Awuah, J., & Padmanabhan, E. (2017). An enhanced approach to predict permeability in reservoir sandstones using artificial neural networks (ANN). *Arabian Journal of Geosciences*, 10, 173. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2955-7>.
- Benaafi, M., Hariri, M., Al-Shaibani, A., Abdulatif, O., & Makkawi, M. (2018). Integrated geomechanical, petrographical and petrophysical study of the sandstones of the Wajid Group, SW Saudi Arabia. *Journal of African Earth Sciences*, 143, 162—177. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2018.03.011>.
- Civan, F. (2018). Effect of stress shock and pressurization/depressurization hysteresis on petrophysical properties of naturally-fractured reservoir formations. *SPE Western Regional Meeting, Garden Grove, California, USA, April 2018*. <https://doi.org/10.2118/190081-MS>.
- El Sharawy, M.S., & Nabawy, B.S. (2018). Determining the porosity exponent  $m$  and lithology factor  $a$  for sandstones and their control by overburden pressure: A case study from the Gulf of Suez, Egypt. *AAPG Bulletin*, 102, 1893—1910. <https://doi.org/10.1306/03141817262>.
- Feng, X., & Jimenez, R. (2014). Bayesian prediction of elastic modulus of intact rocks using their uniaxial compressive strength. *Engineering Geology*, 173, 32—40. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2014.02.005>.
- Goldberg, I., & Gurevich, B. (1998). A semi-empirical velocity-porosity-clay model for petrophysical interpretation of P- and S-velocities. *Geophysical Prospecting*, 46, 271—285. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2478.1998.00095.x>.
- Han, T., Best, A., Sothcott, J., & MacGregor, L. (2011). Pressure effects on the joint elastic-electrical properties of reservoir sandstones. *Geophysical Prospecting*, 59, 506—517. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2010.00939.x>.
- Hawkins, A.B., & McConnell, B.J. (1992). Sensitivity of sandstone strength and deformability to changes in moisture content. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 25(2), 115—130. <https://doi.org/10.1144/GSL.QJEG.1992.025.02.05>.
- Joshi, D., Patidar, A.K., Mishra, A., Agarwal, S., Pandey, A., Dewangan, B.K., & Choudhury, T. (2021). Prediction of sonic log and correlation of lithology by comparing geophysical well log data using machine learning principles. *GeoJournal*, 88, 47—68. <https://doi.org/10.1007/s10708-021-10502-6>.
- Koesoemadinata, A.P., & McMechan, G.A. (2023). Correlations between seismic parameters, EM parameters, and petrophysical/petrological properties for sandstone and carbonate at low water saturations. *Geophysics*, 68(3), 870—883. <https://doi.org/10.1190/1.1581039>.
- Lai, J., Wang, G., Cao, J., Xiao, C., Wang, S., Pang, X., Dai, Q., He, Z., Fan, X., Yang, L., & Qin, Z. (2018). Investigation of pore structure and petrophysical property in tight sandstones. *Marine and Petroleum Geology*, 91, 179—189. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2017.12.024>.
- Lala, A.M.S., & El-Sayed, N.A.A. (2015). Effect of pore framework and radius of pore throats on permeability estimation. *Journal of African Earth Sciences*, 110, 64—74. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2015.05.019>.
- Stück, H., Koch, R., & Siegesmund, S. (2012). Petrographical and petrophysical properties of sandstones: Statistical analysis as an approach to predict material behaviour and construction suitability. *Environmental Earth Sciences*, 9. <https://doi.org/10.1007/s12665-012-2008-1>.
- Török, Á., & Vásárhelyi, B. (2010). The influence of fabric and water content on selected rock mechanical parameters of travertine, examples from Hungary. *Engineering Geology*, 115, 237—

245. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2010.01.005>.
- Vásárhelyi, B. (2005). Statistical Analysis of the Influence of Water Content on the Strength of the Miocene Limestone. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 38(1), 69—76. <https://doi.org/10.1007/s00603-004-0034-3>.
- Wang, H., Kou, Z., Bagdonas, D.A., Phillips, E.H.W., Alvarado, V., Johnson, A.C., Jiao, Z., McLaughlin, J.F., & Quillinan, S.A. (2022). Multiscale petrophysical characterization and flow unit classification of the Minnelusa eolian sandstones. *Journal of Hydrology*, 607, 127466. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127466>.
- Wang, M., Liu, W., Liu, H., Xie, T., Wang, Q., & Xu, W. (2024). Comparative study on convolutional neural network and regression analysis to evaluate uniaxial compressive strength of Sandy Dolomite. *Scientific Report*, 14, 9880. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60085-8>.
- Zhao, X., Chen, X., Huang, Q., Lan, Z., Wang, X., & Yao, G. (2022). Logging-data-driven permeability prediction in low-permeable sandstones based on machine learning with pattern visualization: a case study in Wenchang A Sag, Pearl River Mouth Basin. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 214, 110517. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.110517>.

## Practical content of the elements of petrophysical model of terrigenous sandstones — oil and gas reservoirs in neural networks, deep learning and regression methods

**S.A. Vyzhva, A.P. Gozhyk, O.V. Shabatura, V.I. Onyshchuk, D.I. Onyshchuk, I.I. Onyshchuk, 2025**

Taras Shevchenko National University of Kyiv, Institute of Geology, Kyiv, Ukraine

An important problem in searching for oil and gas fields is the ability to predict key petrophysical properties such as porosity, permeability, etc. Along with traditional regression analysis, neural network methods and deep learning technologies are becoming increasingly common. All of them require verification of the efficiency of the petrophysical model, i.e. the ability to correctly predict the desired value with the least errors based on selected sets of independent petrophysical data.

The object of study was samples of Lower Carboniferous sandstones of deep horizons (interval 4931—5879 m) from 14 wells of promising formations of the northwestern part of the Dnipro-Donetsk Basin (Bakumivska, Zorkivska, Voloshkivska, Komysnyanska, Chervonozavodska, Lutsenkivska, Piskivska and Chervonolutska areas). Nine families of geological and petrophysical characteristics were used as independent search features, for which effective approximations of multiple regression were obtained, and their informative weight was determined. In total, 38 empirical regression equations were obtained that can be used to predict the key reservoir characteristics of terrigenous reservoir rocks (effective porosity, permeability, residual water saturation, etc.).

The residual water saturation ratio and effective porosity are traditionally effectively predicted by a simple linear regression model using petrodensity, petroelectric, petrovelocity, and geochemical attributes. Carbonate and structural features can only be used in a piecewise linear regression model for predict the residual water saturation factor. All these regression equations usually have small errors.

Practical analysis of the behavior of the composition features indicates the importance of using Na<sub>2</sub>O, TiO<sub>2</sub> and Fe<sub>2</sub>O<sub>3</sub> oxides, which most likely convey the influence of mineralized solutions, the chemical composition of the cement aggregate and films on the surface of mica minerals — siderite, iron oxides-hydroxides and ore mineral.

Three families of features in the predictive model of the residual water saturation coefficient: petrodensity, carbonate content, and structural, give a close value of the critical

point of the predictive response ( $k_{c,v}=0.39$ ), which is probably critical for these terrigenous reservoirs since this value indicates the limit of the impact of conditional bound water.

The authors have formed regression relationships in all selected models between all families of traits and the permeability coefficient. It was found that the use of a nonlinear regression model significantly increases the level of its reliability compared to the reliability of traditional linear models. For example, the geochemical predictors in the linear regression model for predicting effective porosity have a low value of the explained variance (75 %), which is on the verge of statistical reliability. At the same time, the SVM provides a reliable correlation of geochemical characteristics and permeability at the level of 90 %; the active role of SiO<sub>2</sub>, sodium and chlorine was established.

All implementations of linear regression models of the porosity parameter in reservoir conditions and the proportion of supercapillary pores in the total volume of voids have increased and/or high modeling errors, except for the family of petroelectric and geochemical features.

The preliminary results showed that neural network and deep learning methods outperform traditional regression analysis in terms of prediction accuracy and can effectively cope with uncertainty in test results, making it one of the most effective tools for petrophysical modeling and prediction.

**Key words:** petrophysics, terrigenous oil and gas reservoirs, multiple regression, machine learning, neural networks.

## References

- Bezrodna, I., & Shynkarenko, A. (2015). Estimation of void space structure of zarchna area poor-porous rocks based on petrophysical and geophysical studies. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 2(69), 53—58. <https://doi.org/10.17721/1728-2713-69.08.53-58> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., & Bezrodna, I. (2016). Determination of the void space structure of complex rocks using the petroacoustic studies data from the semyrenkivska area. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 3(74), 11—17. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.74.02> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S.A., Bezrodna, I.M., & Kozionova, O.O. (2012). Analysis of the capacitive properties of carbonate rocks of the Lower Carboniferous of the Rudenkivsko-Proletarskaya NGR based on the results of GDS and petrophysics. In *Collection of scientific works «Theoretical and applied aspects of geoinformatics»* (pp. 16—27) (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabatura, O. (2022a). Electric and elastic properties of deep-seated consolidated rocks of carboniferous period of the central graben of the Dnieper-Donetsk Depression. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 2(97), 29—38. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.97.04> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabatura, O. (2023). Electric and elastic properties of consolidated terrigenous rocks of Cambrian period of the southern slope of the Lviv palaeozoic trough. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 2(101), 15—24. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.101.02> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabatura, O. (2022b). Reservoir properties of deep-seated consolidated rocks of carboniferous period of the central graben of the Dnieper-Donetsk Depression. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 1(96), 11—19. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.96.02> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabatura, O. (2022b). Reservoir properties of consolidated terrigenous rocks of cambrian period of the eastern slope of the lviv paleozoic depression. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 3(98), 33—41. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.98.04> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabatura, O. (2021a). Porosity and permeability properties of consolidated rocks

- of the northern near edge zone of the dneiper-donetsk depression. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 3(94), 37—45. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.94.04> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Onyshchuk, V., Orlyuk, M., Onyshchuk, I., Reva, M., & Shabaturova, O. (2021). Electric and elastic parameters of carbonic period terrigenous rocks of the eastern part of the northern edge of the dneiper-donetsk depression. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 4(95), 25—33. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.95.03> (in Ukrainian).
- Vyzhva, S., Shynkarenko, A., Bezrodna, I., Shchurov, I., Gafych, I., & Solodkyi, I. (2017). Influence of variable pressure on acoustic and volumetric properties of terrigenous reservoir rocks (on the example of semyrenkivska area samples). *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 1(76), 19—26. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.76.03> (in Ukrainian).
- Sobol, V., & Karpenko, O. (2025). A new model of permeability of terrigenous granular reservoirs on the example of turney deposits of yablunivske oil and gas condensate field of the dneiper-donetsk basin. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 1(92), 61—66. <https://doi.org/10.17721/1728-2713.92.09> (in Ukrainian).
- Shynkarenko, A. (2018). Modern approaches to determine the permeability of reservoir rocks based on the results of geophysical investigations. *Visnyk of Taras Shevchenko National University of Kyiv. Geology*, 3(82), 45—54. <https://doi.org/10.17721/17282713.82.06> (in Ukrainian).
- Al-Anazi, A., & Gates, I.D. (2010). Support-vector regression for permeability prediction in a heterogeneous reservoir: a comparative study. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 13, 485—495. <http://doi.org/10.2118/126339-PA>.
- Al-Anazi, A.F., & Gates, I.D. (2012). Support vector regression to predict porosity and permeability: Effect of sample size. *Computers & Geosciences*, 39, 64—76. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2011.06.011>.
- Al-Bulushi, N., Araujo, M., & Kraaijeveld, M. (2007). Predicting water saturation using artificial neural networks (ANNs). *SPWLA Middle East Regional Symposium, Abu Dhabi, UAE, April 2007* (pp. 65—71).
- Al-Dousari, M., Garrouch, A.A., & Al-Omar, O. (2016). Investigating the dependence of shear wave velocity on petrophysical parameters. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 146, 286—296. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2016.04.036>.
- Alfarraj, M., & AlRegib, G. (2018). Petrophysical property estimation from seismic data using recurrent neural networks. *SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018. Society of Exploration Geophysicists* (pp. 2141—2146). <https://doi.org/10.1190/segam2018-2995752.1>.
- Al-Mudhafar, W. (2014). Using generalized linear regression of multiple attributes for modeling and prediction the formation permeability in sandstone reservoir. *Offshore Technology Conference, Houston, Texas, May 2014*. <https://doi.org/10.4043/25158-MS>.
- Al-Mudhafar, W., & Rostami, A. (2014). Comparative applied multivariate geostatistical algorithms for formation permeability modeling. *SPWLA 20th Formation Evaluation Symposium of Japan, Chiba, Japan, October 2014*. <https://doi.org/10.13140/2.1.1700.2566>.
- Aquino-López, A., Mousatov, A., & Markov, M. (2011). Model of sand formations for joint simulation of elastic moduli and electrical conductivity. *Journal of Geophysics and Engineering*, 8(4), 568—578. <https://doi.org/10.1088/1742-2132/8/4/009>.
- Baziar, S., Tadayoni, M., Nabi-Bidhendi, M., & Khalili, M. (2014). Prediction of permeability in a tight gas reservoir by using three soft computing approaches: A comparative study. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 21, 718—724. <https://doi.org/10.1016/j.jngse.2014.09.037>.
- Ben-Awuah, J., & Padmanabhan, E. (2017). An enhanced approach to predict permeability in reservoir sandstones using artificial neural networks (ANN). *Arabian Journal of Geosciences*, 10, 173. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2955-7>.
- Benaafi, M., Hariri, M., Al-Shaibani, A., Abdullatif, O., & Makkawi, M. (2018). Integrated geo-mechanical, petrographical and petrophysical

- study of the sandstones of the Wajid Group, SW Saudi Arabia. *Journal of African Earth Sciences*, 143, 162—177. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2018.03.011>.
- Civan, F. (2018). Effect of stress shock and pressurization/depressurization hysteresis on petrophysical properties of naturally-fractured reservoir formations. *SPE Western Regional Meeting, Garden Grove, California, USA, April 2018*. <https://doi.org/10.2118/190081-MS>.
- El Sharawy, M.S., & Nabawy, B.S. (2018). Determining the porosity exponent  $m$  and lithology factor  $a$  for sandstones and their control by overburden pressure: A case study from the Gulf of Suez, Egypt. *AAPG Bulletin*, 102, 1893—1910. <https://doi.org/10.1306/03141817262>.
- Feng, X., & Jimenez, R. (2014). Bayesian prediction of elastic modulus of intact rocks using their uniaxial compressive strength. *Engineering Geology*, 173, 32—40. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2014.02.005>.
- Goldberg, I., & Gurevich, B. (1998). A semi-empirical velocity-porosity-clay model for petrophysical interpretation of P- and S-velocities. *Geophysical Prospecting*, 46, 271—285. <https://doi.org/10.1046/j.1365-2478.1998.00095.x>.
- Han, T., Best, A., Sothcott, J., & MacGregor, L. (2011). Pressure effects on the joint elastic-electrical properties of reservoir sandstones. *Geophysical Prospecting*, 59, 506—517. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2478.2010.00939.x>.
- Hawkins, A.B., & McConnell, B.J. (1992). Sensitivity of sandstone strength and deformability to changes in moisture content. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 25(2), 115—130. <https://doi.org/10.1144/GSL.QJEG.1992.025.02.05>.
- Joshi, D., Patidar, A.K., Mishra, A., Agarwal, S., Pandey, A., Dewangan, B.K., & Choudhury, T. (2021). Prediction of sonic log and correlation of lithology by comparing geophysical well log data using machine learning principles. *Geo-Journal*, 88, 47—68. <https://doi.org/10.1007/s10708-021-10502-6>.
- Koesoemadinata, A.P., & McMechan, G.A. (2023). Correlations between seismic parameters, EM parameters, and petrophysical/petrological properties for sandstone and carbonate at low water saturations. *Geophysics*, 68(3), 870—883. <https://doi.org/10.1190/1.1581039>.
- Lai, J., Wang, G., Cao, J., Xiao, C., Wang, S., Pang, X., Dai, Q., He, Z., Fan, X., Yang, L., & Qin, Z. (2018). Investigation of pore structure and petrophysical property in tight sandstones. *Marine and Petroleum Geology*, 91, 179—189. <https://doi.org/10.1016/j.marpetgeo.2017.12.024>.
- Lala, A.M.S., & El-Sayed, N.A.A. (2015). Effect of pore framework and radius of pore throats on permeability estimation. *Journal of African Earth Sciences*, 110, 64—74. <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2015.05.019>.
- Stück, H., Koch, R., & Siegesmund, S. (2012). Petrographical and petrophysical properties of sandstones: Statistical analysis as an approach to predict material behaviour and construction suitability. *Environmental Earth Sciences*, 9. <https://doi.org/10.1007/s12665-012-2008-1>.
- Török, Á., & Vásárhelyi, B. (2010). The influence of fabric and water content on selected rock mechanical parameters of travertine, examples from Hungary. *Engineering Geology*, 115, 237—245. <https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2010.01.005>.
- Vásárhelyi, B. (2005). Statistical Analysis of the Influence of Water Content on the Strength of the Miocene Limestone. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 38(1), 69—76. <https://doi.org/10.1007/s00603-004-0034-3>.
- Wang, H., Kou, Z., Bagdonas, D.A., Phillips, E.H.W., Alvarado, V., Johnson, A.C., Jiao, Z., McLaughlin, J.F., & Quillinan, S.A. (2022). Multiscale petrophysical characterization and flow unit classification of the Minnelusa eolian sandstones. *Journal of Hydrology*, 607, 127466. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2022.127466>.
- Wang, M., Liu, W., Liu, H., Xie, T., Wang, Q., & Xu, W. (2024). Comparative study on convolutional neural network and regression analysis to evaluate uniaxial compressive strength of Sandy Dolomite. *Scientific Report*, 14, 9880. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-60085-8>.
- Zhao, X., Chen, X., Huang, Q., Lan, Z., Wang, X., & Yao, G. (2022). Logging-data-driven permeability prediction in low-permeable sandstones based on machine learning with pattern visualization: a case study in Wenchang A Sag, Pearl River Mouth Basin. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 214, 110517. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2022.110517>.