

УДК 550.8:004.94:004.8

DOI <https://doi.org/10.30970/vgl.40.09>

ЕХПЛІСІТ, ІМПЛІСІТ ТА АІ-МОДЕЛЮВАННЯ В ГЕОЛОГІЇ: ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ І ПЕРСПЕКТИВИ ІНТЕГРАЦІЇ

Нікіта Храмов <https://orcid.org/0009-0003-9933-5520>

*Львівський національний університет імені Івана Франка,
вул. Грушевського, 4, Львів, Україна, 79005
e-mail: Nikita.Khramov@lnu.edu.ua; mantecanikita@gmail.com*

Геологічне 3D моделювання є одним з ключових етапів інтерпретації геолого-фізичних даних, що забезпечує формування тривимірного уявлення про будову родовища, розміри та глибину залягання геологічних тіл, закономірності розподілу корисних копалин. У зв'язку зі стрімким розвитком цифрових технологій та зростанням обсягів геолого-фізичних даних виникає потреба у порівнянні традиційних і новітніх методів моделювання, а особливо аналізу їх ефективності під час інтерпретації результатів геологічних дослідженнях.

У роботі здійснено порівняльний аналіз explicit- та implicit- підходів, а також продемонстровано можливості застосування АІ-алгоритмів (алгоритмів штучного інтелекту) для автоматизації та оптимізації процесу моделювання. Особливу увагу приділено відмінностям у способах інтерпретації геолого-фізичних даних, рівню участі геолога у створенні моделей, а також швидкості та достовірності побудови геологічних поверхонь і об'ємних структур.

Проаналізовано переваги та обмеження кожного підходу з позиції їх застосування у сучасних програмних середовищах геологічного моделювання (explicit-моделювання – Micromine, Surpac, Leapfrog Geo; implicit-моделювання – RBF (Radial Basis Function), Kriging, PFI (Potential Field Interpolation), Spline; АІ-моделювання – SVM (Support Vector Machine), k-NN (k-Nearest Neighbors), Naive Bayes classifier (найвний байєсівський класифікатор), Gradient Boosting (Градієнтне підсилювання), Gaussian Processes (Гауссівський процес), CNN (Convolutional Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory)).

Обґрунтовано доцільність інтеграції різних підходів у межах єдиного процесу геологічного моделювання. Поєднання інтерпретації геологом, алгоритмічних методів побудови поверхонь та інструментів штучного інтелекту дозволяє підвищити точність геологічних моделей, оптимізувати час їх створення та покращити якість прогнозування положення геологічних об'єктів. Такий інтегрований підхід розглядається як перспективний напрям розвитку цифрової геології та геологічного 3D моделювання родовищ.

Ключові слова: геологічне 3D моделювання, explicit-моделювання, явне моделювання, не явне моделювання, implicit-моделювання, штучний інтелект, АІ-моделювання, тривимірні геологічні моделі, інтерпретація геолого-фізичних даних, моделювання родовищ корисних копалин.

Постановка проблеми. Сучасний етап розвитку геологічних наук характеризується стрімким зростанням обсягів геолого-фізичних даних, що надходять із різних джерел, зокрема під час буріння та каротажу свердловин, геофізичних досліджень, дистанційного зондування та лабораторного аналізу зразків керну. Ефективна інтерпретація цих даних потребує використання сучасних методів геологічного 3D моделювання, які дозволяють створювати тривимірні уявлення про будову надр і закономірності розподілу корисних

© Храмов Н., 2026



Стаття поширюється на умовах ліцензії відкритого доступу (CC BY 4.0)

копалин. У зв'язку з цим, таке моделювання стає одним із головних інструментів у процесі дослідження, оцінки та освоєння родовищ.

Зазвичай у практиці геологічного моделювання широко застосовується *explicit*-підхід, який базується на безпосередній побудові геологічних поверхонь та об'ємів на основі інтерпретації геолога. Цей метод забезпечує високий рівень контролю над процесом моделювання та дозволяє враховувати складні геологічні особливості, однак потребує значних часових витрат і значною мірою залежить від суб'єктивних рішень фахівця. У складних геологічних умовах або за наявності великої кількості даних такий підхід може бути мало-ефективним або потребувати залучення значних ресурсів.

Альтернативою став розвиток *implicit*-моделювання, яке ґрунтується на використанні математичних алгоритмів інтерполяції для автоматизованого створення геологічних поверхонь. Цей підхід дозволяє значно прискорити процес моделювання та забезпечує більш об'єктивний і відтворюваний результат. Водночас *implicit*-моделювання може недостатньо точно відображати складні геологічні структури без належного контролю з боку геолога, що обмежує його застосування у деяких випадках.

Останніми роками у геологічному моделюванні починають активно розвиватися методи штучного інтелекту та машинного навчання, які відкривають нові можливості для аналізу великих масивів геолого-фізичних даних. Алгоритми AI здатні виявляти приховані закономірності у даних, автоматизувати процеси інтерпретації та прогнозувати просторове поширення геологічних об'єктів. Проте інтеграція таких технологій у традиційні процеси геологічного моделювання та інтерпретації все ще перебуває на етапі активного дослідження та потребує уважного контролю фахівця.

Незважаючи на наявність різних підходів до створення геологічних моделей, питання їх ефективного поєднання та оптимального використання залишається недостатньо вивченим. Існує потреба у системному порівняльному аналізі *explicit*-, *implicit*- та AI-моделювання з точки зору їх можливостей, обмежень та практичної доцільності застосування у геологічних дослідженнях.

Таким чином, актуальною науковою проблемою є визначення перспектив інтеграції різних методів геологічного моделювання у межах цифрового геологічного аналізу. Розв'язання цієї проблеми сприятиме підвищенню точності геологічних моделей, оптимізації процесів обробки геолого-фізичних даних та покращенню ефективності дослідження і прогнозування родовищ корисних копалин.

Аналіз попередніх досліджень. Проблематика геологічного моделювання родовищ корисних копалин активно досліджується впродовж останніх десятиліть у зв'язку з розвитком комп'ютерних технологій та зростанням ролі цифрових методів інтерпретації геолого-фізичних даних. У науковій літературі недостатньо уваги приділяється методам побудови тривимірних геологічних моделей, які можуть дозволити інтегрувати різноманітні геологічні, геофізичні та геохімічні дані в єдину просторову систему. Такі моделі потенційно можуть використовуватись для вивчення геологічної будови родовищ, оцінки ресурсів, планування гірничих робіт та ін. [9; 12].

Аналіз наукових публікацій свідчить, що в Україні застосування цих підходів є дуже обмеженим. Існують окремі приклади 3D-моделювання родовищ, зокрема для рудного об'єкта Сауляк у Закарпатті, де використовувалися ГІС- та 3D-пакеми для побудови геологічних моделей [15]. Окремі дослідження стосуються моделювання вуглеводневих покладів та гідрогеологічних систем. Також у виробничій практиці застосовуються комерційні рішення для 3D-моделювання родовищ і підрахунку запасів.

Проте такі роботи мають переважно локальний або оглядовий характер і зосереджені на окремих об'єктах або задачах. До прикладу у роботі О. Прокопенко, Н. Баряцька,

В. Зацерковний [16] досліджується ефективність каркасного та умовного моделювання у програмному продукті Micromine. Позаяк для більшості родовищ України, зокрема значної частини вугільних басейнів, до прикладу Львівсько-Волинський кам'яновугільний басейн, рудних проявів Карпатського регіону та критичних мінеральних ресурсів, повноцінні інтегровані 3D-моделі або відсутні, або не опубліковані у відкритому доступі. Практично не представлені дослідження, що поєднують implicit-моделювання з методами машинного навчання, а також відсутні системні роботи з оцінки геологічної невизначеності на основі AI.

Таким чином, на відміну від світових тенденцій, де формується інтегрований підхід, в Україні геологічне моделювання залишається фрагментарним і переважно базується на традиційних методах. Це свідчить про необхідність активнішого впровадження сучасних алгоритмів, розвитку цифрової інфраструктури даних та переходу до комплексного 3D-моделювання родовищ.

Ранні дослідження у сфері геологічного моделювання були зосереджені переважно на explicit-підході, який передбачає побудову геологічних поверхонь і тіл безпосередньо геологом на основі інтерпретації наявних даних. У межах цього підходу було розроблено низку методичних принципів побудови структурних та стратиграфічних моделей, що широко застосовуються у практиці геологічних досліджень. Багато авторів відзначають, що explicit-моделювання забезпечує високий рівень геологічної обґрунтованості моделей, однак водночас потребує значних часових витрат і значною мірою залежить від досвіду та кваліфікації фахівця [11; 4].

Подальший розвиток комп'ютерних технологій сприяв появі implicit-моделювання, яке базується на використанні математичних алгоритмів інтерполяції та апроксимації для автоматизованого створення геологічних поверхонь. У наукових роботах відзначається, що цей підхід дозволяє значно прискорити процес побудови моделей і забезпечує можливість роботи з великими обсягами даних. Разом з тим дослідники звертають увагу на необхідність поєднання автоматизованих алгоритмів із геологічною інтерпретацією, оскільки повністю автоматичні моделі можуть не враховувати складні структурні особливості геологічного середовища [3; 12].

Останнім часом значний інтерес у науковій спільноті викликає використання методів штучного інтелекту та машинного навчання у геологічному моделюванні. У низці досліджень розглядаються можливості застосування нейронних мереж, кластеризаційних алгоритмів та інших AI-інструментів для аналізу геолого-фізичних даних, прогнозування поширення мінералізації, вмісту корисної копалини та автоматизації процесів інтерпретації. Такі підходи дозволяють працювати з великими масивами інформації та виявляти складні нелінійні закономірності, які важко визначити традиційними методами [2; 7].

Попри значний обсяг наукових досліджень, питання комплексного порівняння explicit-, implicit- та AI-підходів до геологічного моделювання залишаються недостатньо висвітленими. У більшості робіт ці методи розглядаються окремо, тоді як їх інтегроване використання має значний потенціал для підвищення ефективності геологічного аналізу. Саме тому подальші дослідження у цьому напрямі вважаю необхідним спрямувати на розроблення підходів до поєднання традиційних і сучасних методів моделювання у межах єдиної системи цифрової геологічної інтерпретації.

Метою роботи є порівняльний аналіз основних підходів до геологічного моделювання (explicit-, implicit- та AI-моделювання) з метою визначення їхніх методологічних особливостей, переваг і обмежень у процесі створення тривимірних геологічних моделей. У роботі розглядаються різні методи побудови моделей, рівень автоматизації процесу моделювання та роль експертної інтерпретації геолого-фізичних даних.

Виклад основного матеріалу. Серед інструментів інтерпретації геолого-фізичних даних геологічне моделювання є щонайменше одним з найперспективніших підходів у формуванні просторового уявлення про будову надр. Воно дозволяє інтегрувати результати буріння, геофізичні дослідження, структурні спостереження і лабораторні аналізи у єдину тривимірну модель геологічного середовища. Такі моделі широко використовуються для оцінки ресурсів родовищ корисних копалин, аналізу геологічної будови та планування гірничих робіт. Розвиток комп'ютерних технологій значно сприяв формуванню сучасних методів цифрового геологічного моделювання, які розширили можливості інтерпретації складних геологічних структур [9].

Explicit-моделювання. Одним із традиційних підходів до створення геологічних моделей є explicit-моделювання (явне моделювання), яке передбачає безпосередню побудову геологічних поверхонь та об'ємних тіл на основі інтерпретації даних геологом у відповідному програмному середовищі (Micromine, Surpac, Leapfrog Geo, тощо). У межах цього методу фахівець аналізує геологічні розрізи, контакти між породами, структурні елементи та інші геологічні дані, після чого формує геологічні поверхні шляхом їх ручної побудови (оцифрування розрізів, побудова каркасних моделей (wireframing), триангуляція поверхонь (TIN), побудова полігональних сіток, екструзія геологічних тіл). Такий підхід є доцільним у випадках складної тектонічної будови родовищ, наприклад при моделюванні розломних зон, складчастих структур або локальних геологічних тіл, де важливо врахувати інтерпретацію геолога та геологічний контекст. Explicit-моделювання часто використовується на ранніх етапах геологічного вивчення родовищ або при побудові моделей, де точність інтерпретації має ключове значення. Також варто зазначити, що використання explicit-моделювання геологом є суб'єктивним відносно прийнятих загальних уявлень про район досліджень та компетенції фахівця [11].

Implicit моделювання. Подальший розвиток програмного забезпечення для геологічного моделювання сприяв появі implicit-підходу (неявне моделювання), який базується на використанні математичних методів інтерполяції для автоматизованого створення геологічних поверхонь. У цьому випадку геологічні контакти описуються за допомогою безперервних функцій (скалярних полів), значення яких інтерполюються в просторі, а поверхні формуються як ізоповерхні цих функцій.

Основні методи implicit-моделювання включають: радіальні базисні функції (RBF), Kriging (геостатистична інтерполяція), методи потенціальних полів (potential field interpolation), сплайн-інтерполяцію, а також комбіновані алгоритми з урахуванням об'єкту моделювання. RBF (Radial Basis Function) працює шляхом побудови функції, яка точно проходить через відомі точки (наприклад, дані буріння), де кожна точка має вплив на простір навколо себе – у результаті чого формується безперервна поверхня.

Кригінг (Kriging) враховує просторову кореляцію даних (варіограму) і дозволяє не тільки інтерполювати значення, але й оцінювати невизначеність моделі. Що в свою чергу дає змогу оцінити якість змодельованої моделі/поверхні, позаяк алгоритм враховує розподіл даних (наприклад, результатів буріння) та оцінює похибку через високу або низьку дисперсію даних у кожній частині моделі.

Такий підхід (Implicit-моделювання) є особливо ефективним при роботі з великими масивами бурових даних, наприклад під час моделювання стратиграфічних поверхонь або побудови каркасних моделей родовищ, де необхідно швидко оновлювати модель при надходженні нових даних буріння. При додаванні нових точок алгоритм автоматично перебудовує скалярне поле, що дозволяє миттєво отримати оновлену геометрію без ручного редагування.

Implicit-моделювання широко застосовується у сучасних програмах геологічного моделювання (Leapfrog Geo, Micromine, GemPy, Datamine Studio RM), оскільки дозволяє

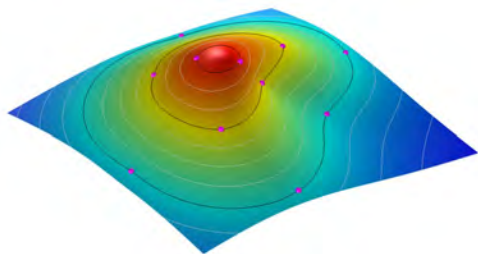


Рис. 1. Інтерпольована поверхня шляхом використання RBF [13]

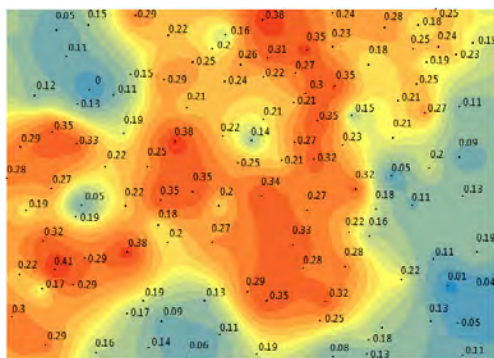


Рис. 2. Інтерпольована поверхня шляхом використання Kriging з обчисленою похибкою [14]

значно прискорити процес побудови моделей та зменшити вплив суб'єктивних факторів. Разом з тим результати такого моделювання потребують геологічного контролю, оскільки автоматичні алгоритми можуть не завжди коректно відображати складні структурні взаємозв'язки між геологічними об'єктами, особливо за недостатньої кількості або нерівномірності даних [2; 7].

AI-моделювання. Останніми роками у геологічних дослідженнях активно розвиваються методи штучного інтелекту та машинного навчання. Використання AI-технологій дозволяє здійснювати аналіз великих масивів геолого-фізичних даних, автоматизувати процеси класифікації порід, прогнозувати поширення мінералізації та підтримувати прийняття рішень під час моделювання родовищ.

У сучасній практиці застосовується широкий спектр алгоритмів, вибір яких визначається характером задачі та типом даних. Для задач класифікації, зокрема розпізнавання літологічних типів за каротажними або геохімічними даними, широко використовуються ансамблеві методи, такі як Random Forest, які забезпечують високу точність навіть за наявності шуму та пропусків у даних, SVM (Support Vector

Machine), що є ефективним при роботі з високорозмірними наборами даних. У більш простих випадках застосовуються методи k-NN (k-Nearest Neighbors) або Naive Bayes classifier (наївний байєсівський класифікатор), які дозволяють швидко отримати первинну інтерпретацію даних на основі подібності спостережень. Для прогнозу вмісту корисних компонентів оптимальними є Gradient Boosting (Градiєнтне підсилювання) або Gaussian Processes (Гауссівський процес) через їх здатність враховувати складні нелінійні залежності та просторову структуру. У випадку аналізу сейсмічних даних найбільш ефективними є CNN (Convolutional Neural Network) або LSTM (Long Short-Term Memory), які здатні прогнозувати сейсмічну активність розглядаючи дані як часові послідовності.

Таким чином, AI-підходи не замінюють повністю explicit та implicit моделювання, але суттєво розширюють їх можливості, забезпечуючи більш глибокий аналіз даних, автоматизацію процесів та підвищення обґрунтованості геологічних моделей [1]. Проте, використання AI у геологічному моделюванні має певні обмеження, пов'язані з якістю вхідних даних, необхідністю великих навчальних, тестових та, у деяких випадках, валідаційних наборів даних та складністю інтерпретації отриманих результатів [6]. Також варто зазначити, що алгоритми штучного інтелекту не можуть повністю замінити геологічну експертизу, оскільки геологічні процеси часто мають складний та багатофакторний характер. Тому результати AI-аналізу повинні використовуватися у поєднанні з традиційними методами геологічної інтерпретації та моделювання [8; 10].

Порівняння підходів 3D моделювання в різних геологічних умовах України.

Різні геологічні регіони України характеризуються відмінними умовами формування родовищ і, відповідно, потребують застосування різних підходів до 3D моделювання. Для Українських Карпат, що відзначаються складною складчасто-насувною тектонікою і високим рівнем геологічної невизначеності, доцільним є поєднання *implicit*-моделювання з експертною інтерпретацією геолога. Такі методи (зокрема RBF, potential field interpolation) дають змогу коректно відтворювати складні геологічні поверхні навіть за обмеженої кількості даних/свердловин.

У межах Передкарпатського прогину, де поширені нафтові та газові родовища, геологічна будова є відносно краще вивченою завдяки значній кількості свердловин і сейсмічних даних. Таким чином ефективним є застосування *explicit*-моделювання у поєднанні з геостатистичними методами (Kriging), що дозволяє детально відтворювати пастки вуглеводнів і параметри колекторів.

Для Закарпатського внутрішнього прогину, зокрема родовищ солі та вулканогенних утворень, характерна значна мінливість морфології тіл корисних копалин. У таких умовах доцільним є використання *implicit*-підходів у поєднанні з AI-алгоритмами, які здатні виявляти приховані закономірності у просторових даних і покращувати прогнозування форми та поширення тіла.

Дніпровсько-Донецька западина, як один із головних нафтогазоносних регіонів України, характеризується потужним осадовим чохлам і відносно простою тектонікою на регіональному рівні, але складною внутрішньою будовою пасток. У цьому випадку ефективним є інтегроване застосування *explicit*-моделювання (для побудови структурних поверхонь), геостатистики та AI-методів для прогнозування властивостей колекторів і локалізації покладів вуглеводнів.

3D геологічне моделювання для Львівсько-Волинського кам'яновугільного басейну (ЛВБ), який є одним із ключових вугільних регіонів України, має особливе практичне значення. Басейн характеризується складною стратиграфією, численними тектонічними порушеннями (зсуви, розломи) та варіабельністю потужності вугільних пластів. Традиційне картування і 2D моделі не завжди дозволяють точно оцінити геометрію покладів і взаємозв'язки між пластами, що ускладнює планування видобутку та прогнозування запасів. Інтеграція цих підходів у межах єдиного 3D робочого процесу дозволяє не лише підвищити точність геологічних моделей ЛВБ, а й оптимізувати планування видобувних робіт, зменшити економічні ризики та покращити прогнозування запасів вугілля.

Застосування інтегрованого підходу відкриває можливість автоматизувати інтерпретацію даних, виявляти приховані закономірності просторового залягання вугілля і прогнозувати потенційні поклади у важкодоступних ділянках басейну (AI-методи); забезпечити швидке відтворення складних поверхонь із врахуванням геостатистичної мінливості товщини пластів та зміщень по розломах (*Implicit*-підходи); створювати точні каркасні моделі окремих вугільних пластів і тектонічних порушень на основі свердловинних і геолого-фізичних даних (*explicit*-підходи).

Таким чином, вибір підходу до геологічного 3D моделювання визначається не лише доступністю даних, але й геологічною специфікою регіону, що обґрунтовує необхідність інтеграції різних методів у межах єдиного робочого процесу.

У зв'язку з цим сучасні дослідження орієнтуються на інтеграцію різних підходів до геологічного 3D моделювання. Поєднання цих підходів дозволяє використовувати переваги кожного з них і забезпечує більш повне та точне відображення геологічної будови родовищ. Такий комплексний підхід розглядається як один із перспективних напрямів розвитку сучасного геологічного моделювання [4; 5].

Висновки та перспективи подальшого дослідження. Сучасне геологічне моделювання базується на декількох ключових підходах – explicit-, implicit- та AI-моделюванні, кожен з яких має власні методологічні особливості, переваги та обмеження. Explicit-моделювання характеризується високим рівнем геологічної обґрунтованості, оскільки побудова геологічних поверхонь і структур відбувається безпосередньо на основі інтерпретації геолога. Цей підхід дозволяє детально враховувати складні геологічні умови, однак потребує значних часових витрат і великою мірою залежить від досвіду спеціаліста, що в свою чергу є перевагою але і недоліком так як суб'єктивність погляду спеціаліста може бути відмінною з об'єктивною істиною.

Implicit-моделювання, на відміну від explicit-підходу, базується на використанні математичних алгоритмів інтерполяції, що забезпечує автоматизовану побудову геологічних поверхонь та значно прискорює процес створення моделей. Такий метод є особливо ефективним при роботі з великими обсягами даних та при необхідності швидкого оновлення геологічних моделей у процесі надходження нової інформації. Водночас implicit-моделі можуть недостатньо точно відображати складні геологічні структури без належного контролю, що обмежує їх використання як повністю незалежного інструменту моделювання.

Методи штучного інтелекту суттєво розширюють можливості геологічного моделювання завдяки здатності аналізувати великі масиви даних та виявляти складні закономірності у геологічній інформації. Порівняно з традиційними підходами, AI-моделювання забезпечує більш високий рівень автоматизації та може використовуватися для прогнозування поширення мінералізації, класифікації літологічних типів та аналізу геохімічних і геофізичних даних. Разом з тим ефективність таких методів значною мірою залежить від якості даних і потребує подальшої геологічної інтерпретації отриманих результатів.

Аналіз трьох підходів показує, що жоден із них не є універсальним. Explicit-моделювання є найбільш доцільним для детального аналізу та інтерпретації складних об'єктів, implicit-моделювання забезпечує ефективну автоматизовану побудову геологічних поверхонь і швидке оновлення моделей, тоді як AI-методи найбільш ефективні для аналізу великих масивів даних і прогнозування закономірностей. Саме тому найбільш перспективним напрямом розвитку сучасного геологічного моделювання є інтегроване використання існуючих методів спеціалістом для досягнення ефективного та точного результату.

Перспективи подальших досліджень полягають у розробленні інтегрованих методик поєднання explicit-, implicit- та AI-підходів. Подальший розвиток цифрових технологій та штучного інтелекту може суттєво підвищити точність тривимірних геологічних моделей і ефективність прогнозування геологічних структур та родовищ корисних копалин.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Bergen K. J., Johnson P. A., de Hoop M. V., Beroza G. C. Machine learning for data-driven discovery in solid earth geoscience. *Science*. 2019. Vol. 363(6433). eaau0323.
2. Calcagno P., Courrioux G., Guillen A., Fitzgerald D., McInerney P. How 3D implicit geologic modeling is changing the industry. *Oil & Gas Science and Technology*. 2008. Vol. 63(4). P. 537–546.
3. Caumon G., Collon P., Le Carlier de Veslud C., Viseur S., Sausse J. Surface-based 3D modeling of geological structures. *Mathematical Geosciences*. 2009. Vol. 41. P. 927–945.
4. Houlding S. Practical geostatistics: modeling and spatial analysis. Berlin : Springer, 2000. 159 p.
5. Jessell M. W., Ailleres L., de Kemp E. A., Lindsay M., Wellmann F. Next generation three-dimensional geologic modeling and inversion. *Society of Economic Geologists Special Publication*. 2014. Vol. 18. P. 261–272.

6. Karpatne A., Atluri G., Faghmous J. H. et al. Theory-guided data science: a new paradigm for scientific discovery from data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2017. Vol. 29(10). P. 2318–2331.
7. Lajaunie C., Courrioux G., Manuel L. Foliation fields and 3D cartography in geology: principles of a method based on potential interpolation. *Mathematical Geology*. 1997. Vol. 29. P. 571–584.
8. Lary D. J., Alavi A. H., Gandomi A. H., Walker A. L. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*. 2016. Vol. 7(1). P. 3–10.
9. Mallet J.-L. *Geomodeling*. New York : Oxford University Press, 2002. 624 p.
10. Reichstein M., Camps-Valls G., Stevens B. et al. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. *Nature*. 2019. Vol. 566. P. 195–204.
11. Turner A. K. Challenges and trends for geological modelling and visualization. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. 2006. Vol. 65. P. 109–127.
12. Wellmann J. F., Caumon G. 3-D structural geological models: concepts, methods, and uncertainties. *Advances in Geophysics*. 2018. Vol. 59. P. 1–121.
13. Рис. 1. Інтерпольована поверхня шляхом використання RBF. URL: <https://cdn.comsol.com/wordpress/2016/03/Surface-interpolation.png> (дата звернення: 16.03.2026).
14. Рис. 2. Інтерпольована поверхня шляхом використання Kriging з обчисленою похибкою. URL: <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/kriging-results.png> (дата звернення: 17.03.2026).
15. Бубняк І., Ціхонь С., Ціхонь Т., Лушак У., Бігун М. Методи побудови 3D моделей геологічних тіл (на прикладі родовища Сауляк, Закарпаття). *Вісник Львівського університету*. Серія геологічна. 2023. Вип. 37. С. 97
16. Прокопенко О., Баряцька Н., Зацерковний В. (2024). Порівняння алгоритмів каркасно-го та неявного геологічного моделювання в Micromine. *Географічний часопис Волинського національного університету імені Лесі Українки* 4, 151–160.

REFERENCES

1. Bergen, K. J., Johnson, P. A., de Hoop, M. V., & Beroza, G. C. (2019). Machine learning for data-driven discovery in solid earth geoscience. *Science*, 363(6433), eaau0323.
2. Calcagno, P., Courrioux, G., Guillen, A., Fitzgerald, D., & McInerney, P. (2008). How 3D implicit geologic modeling is changing the industry. *Oil & Gas Science and Technology*, 63(4), 537–546.
3. Caumon, G., Collon, P., Le Carlier de Veslud, C., Viseur, S., & Sausse, J. (2009). Surface-based 3D modeling of geological structures. *Mathematical Geosciences*, 41, 927–945.
4. Houlding, S. W. (2000). *Practical geostatistics: Modeling and spatial analysis*. Springer.
5. Jessell, M. W., Ailleres, L., de Kemp, E. A., Lindsay, M., & Wellmann, J. F. (2014). Next generation three-dimensional geologic modeling and inversion. *Society of Economic Geologists Special Publication*, 18, 261–272.
6. Karpatne, A., Atluri, G., Faghmous, J. H., et al. (2017). Theory-guided data science: A new paradigm for scientific discovery from data. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 29(10), 2318–2331.
7. Lajaunie, C., Courrioux, G., & Manuel, L. (1997). Foliation fields and 3D cartography in geology: Principles of a method based on potential interpolation. *Mathematical Geology*, 29, 571–584.
8. Lary, D. J., Alavi, A. H., Gandomi, A. H., & Walker, A. L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience Frontiers*, 7(1), 3–10.
9. Mallet, J.-L. (2002). *Geomodeling*. Oxford University Press.
10. Reichstein, M., Camps-Valls, G., Stevens, B., et al. (2019). Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. *Nature*, 566, 195–204.

11. Turner, A. K. (2006). Challenges and trends for geological modelling and visualization. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 65, 109–127.
12. Wellmann, J. F., & Caumon, G. (2018). 3-D structural geological models: Concepts, methods, and uncertainties. *Advances in Geophysics*, 59, 1–121.
13. Bubniak, I., Tsikhon, S., Tsikhon, T., Lushchak, U., & Bihun, M. (2023). Methods for constructing 3D models of geological bodies (on the example of the Sauliak deposit, Transcarpathia). *Visnyk of Lviv University. Series Geology*, (37). [in Ukrainian].
14. COMSOL. (n.d.). Interpolated surface using RBF [Image]. Retrieved March 16, 2026, from <https://cdn.comsol.com/wordpress/2016/03/Surface-interpolation.png>
15. GISGeography. (n.d.). Interpolated surface using kriging with calculated error [Image]. Retrieved March 17, 2026, from <https://gisgeography.com/wp-content/uploads/2017/01/kriging-results.png>
16. Prokopenko, O., Baryatska, N., & Zatserkovnyi, V. (2024). Comparison of wireframe and implicit geological modeling algorithms in Micromine. *Geographical Journal of Lesya Ukrainka Volyn National University*, (4), 151–160.

EXPLICIT, IMPLICIT AND AI-BASED MODELING IN GEOLOGY: COMPARATIVE ANALYSIS AND INTEGRATION PROSPECTS

Nikita Khramov

Ivan Franko National University of Lviv, 4, Hrushevskoho Str., Lviv, Ukraine, 79005
e-mail: Nikita.Khramov@lnu.edu.ua; mantecanikita@gmail.com

Geological 3D modeling is one of the key stages in the interpretation of geophysical and geological data, enabling the creation of a three-dimensional representation of deposit structure, the size and depth of geological bodies, and the patterns of mineral distribution. In the context of rapid digitalization and the growing volume of geoscientific data, there is an increasing need to compare traditional and modern modeling approaches, particularly in terms of their effectiveness in interpreting geological research results.

This study presents a comparative analysis of explicit and implicit approaches, and also demonstrates the potential of AI algorithms (artificial intelligence algorithms) for automating and optimizing the modeling process. Special attention is given to differences in methods of interpreting geophysical and geological data, the level of geologist involvement in model construction, as well as the speed and reliability of building geological surfaces and volumetric structures.

The advantages and limitations of each approach are analyzed in the context of their application within modern geological modeling software environments (explicit modeling – Micromine, Surpac, Leapfrog Geo; implicit modeling – RBF (Radial Basis Function), Kriging, PFI (Potential Field Interpolation), Spline; AI modeling – SVM (Support Vector Machine), k-NN (k-Nearest Neighbors), Naive Bayes classifier, Gradient Boosting, Gaussian Processes, CNN (Convolutional Neural Network), LSTM (Long Short-Term Memory)).

The study substantiates the feasibility of integrating different approaches within a unified geological modeling workflow. The combination of expert geological interpretation, algorithmic surface construction methods, and artificial intelligence tools improves the accuracy of geological models, reduces modeling time, and enhances the prediction of geological object locations. Such an integrated approach is considered a promising direction for the development of digital geology and 3D geological modeling of mineral deposits.

Key words: geological modeling, explicit modeling, implicit modeling, artificial intelligence, AI-based modeling, three-dimensional geological models, geological data interpretation, mineral deposit modeling.

Дата першого надходження статті до видання: 19.01.2026
Дата прийняття статті до друку після рецензування: 23.03.2026
Дата публікації (оприлюднення) статті: 29.05.2026