

## ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ПІДРАХУНКУ ЗАПАСІВ КОРИСНИХ КОПАЛИН

*Баряцька Н.В., д. геол. н., BariatskaN@gmail.com;*

*Сафронова Н.Г., Isanige80@gmail.com;*

*ТОВ «Софтмайн», м. Київ, Україна*

Штучний інтелект (Artificial Intelligence – AI) стрімко розвивається останнім часом і вже успішно використовується у геології та гірничодобувній промисловості. Застосування штучного інтелекту для підрахунку запасів корисних копалин розглядається на прикладі інноваційної технології / програмного модуля Micromine Grade Copilot, який використовує нейромережі та машинне навчання. Моделювання здійснюється на основі бази даних проб або геологічних інтервалів за встановленими параметрами, в результаті створюється категоріальна (геологічна) або числова (ресурсна) блокова модель. Порівняння результатів моделювання з використанням Micromine Grade Copilot з результатами геологів показали здатність штучного інтелекту узагальнювати великі обсяги інформації щодо досвіду спеціалістів і відтворювати його при виконанні подібних задач. Штучний інтелект доповнює, а не замінює фаховий досвід людини, а його застосування має певні ризики зменшення залученості геолога. Найбільш успішним без сумніву є поєднання творчих та креативних можливостей людини зі здатністю штучного інтелекту до узагальнення величезних обсягів інформації. Геологічна та добувна галузі завдяки своїй складності та багатofакторності мають великі перспективи для подальшого розвитку технологій штучного інтелекту.

## ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR MINERAL RESOURCE ESTIMATION

*Bariatska N., Dr. Sci. (Geol.), BariatskaN@gmail.com;*

*Safronova N., Isanige80@gmail.com;*

*Softmine LLC, Kyiv, Ukraine*

Artificial intelligence (AI) is developing rapidly and has already been successfully used in geology and mining. Artificial intelligence application for mineral resource estimation is discussed by the example of the innovative Micromine Grade Copilot tool, which utilises neural networks and machine learning. The modelling is based on a database of samples or geological intervals by specified parameters, resulting in a categorical (geological) or numerical (resource) block model. Comparison of the results of the Micromine Grade Copilot simulation with the results of geologists showed the ability of artificial intelligence to summarise large amounts of professional experience information and reproduce it in similar tasks. Artificial intelligence enhances but does not replace human expertise, and its use has some risks of reducing the geologist's involvement. The most successful is clearly the combination of human creativity and imagination with the ability of artificial intelligence to summarise huge amounts of information. Due to their complexity and multifactorial nature, the geological and mining industries have great prospects for the further development of artificial intelligence technologies.

**Історія штучного інтелекту** бере початок у 50-х роках ХХ сторіччя, коли було впроваджено цей термін та було створено тест для “обчислювальних машин” на інтелектуально обумовлену поведінку. У 1960-х роках з’явилися перші роботи та чат-боти, у 1970-80-тих розвиток тимчасово призупинився і настала “зима штучного інтелекту”. Для 1990-тих характерним є поява машинного навчання, для 2000-них - великих даних, у 2000-х з’являється глибоке машинне навчання, а у 2010-х - генеративний штучний інтелект. Загалом розвиток штучного інтелекту мав періоди інтенсивного розвитку, відносного занепаду і у 21 сторіччі демонструє тенденції до глобального застосування та технологічних перегонів (рис. 1).

Штучний інтелект успішно використовується у геології та видобуванні корисних копалин, спрощуючи та прискорюючи повсякденні операції та процеси [10]. Технології машинного навчання застосовуються у геологічній документації керну для виділення літологічних різновидів, виявлення окремих мінералів та самородних елементів, а також визначення інтервалів опробування. Штучний інтелект дозволяє збирати і обробляти величезні обсяги дистанційного зондування, аеро-космічних та геофізичних зйомок з метою картографування та прогнозування перспективних ділянок для пошуку корисних копалин [5].

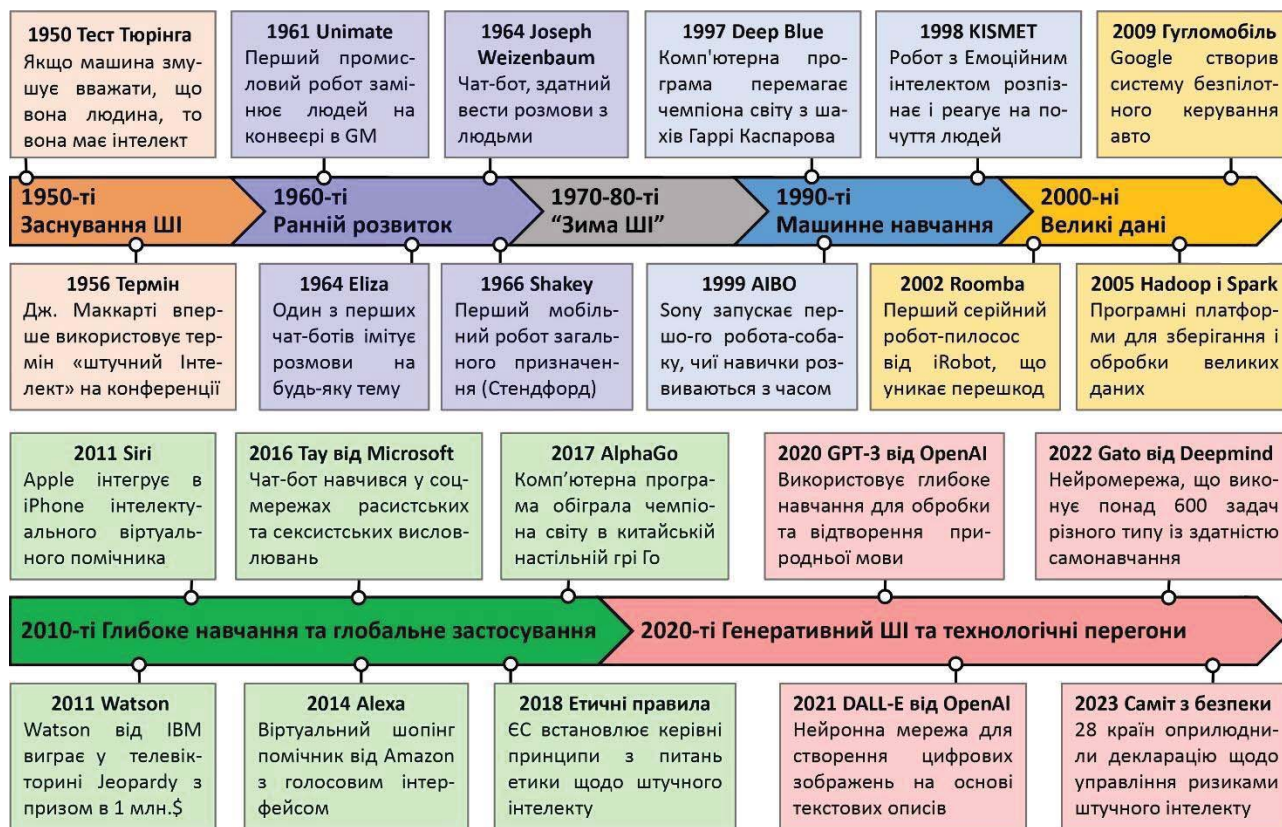


Рис. 1. Хронологія розвитку штучного інтелекту

Сортування руд та гірських порід з використанням машинного навчання засноване на обробці даних фотоелектричних, рентгенівських та інших сенсорів для сортування за кольором, формою, текстурою, блиском, розміром, радіоактивністю та ін. Провідні виробники видобувного обладнання випускають автономні (безпілотні) транспортні засоби, роботизовані бурові установки та видобувне обладнання зі штучним інтелектом, які успішно використовуються на багатьох родовищах світу [9; 4].

**Штучний інтелект для підрахунку запасів корисних копалин.** Технології на базі штучного інтелекту широко використовуються у різноманітному програмному забезпеченні, у тому числі гірничо-геологічному. Користувачі Micromine вже успішно використовують кілька інструментів на базі штучного інтелекту. Так, Micromine Geobank Rapogama створено для автоматизації трудомістких задач обробки фотозображень керну, а Micromine Pitram виконує збір та обробку даних з бортових камер вантажівок для оптимізації процесів завантаження і транспортування на гірничодобувних підприємствах [1]. У 2023 році компанія Micromine презентувала Grade Copilot – інструмент для геологічного моделювання та підрахунку запасів корисних копалин з використанням нейромереж та машинного навчання, який має приклади успішного застосування [6; 7].

Grade Copilot може моделювати числові дані (наприклад, вмісти), або категоріальні (наприклад, літологію), або і ті, і інші одночасно (рис. 2, рис. 3). Якщо різні дані добре корелюють між собою, то їх одночасне моделювання зазвичай покращує результат, за відсутності кореляції вміст і літологію варто моделювати окремо.

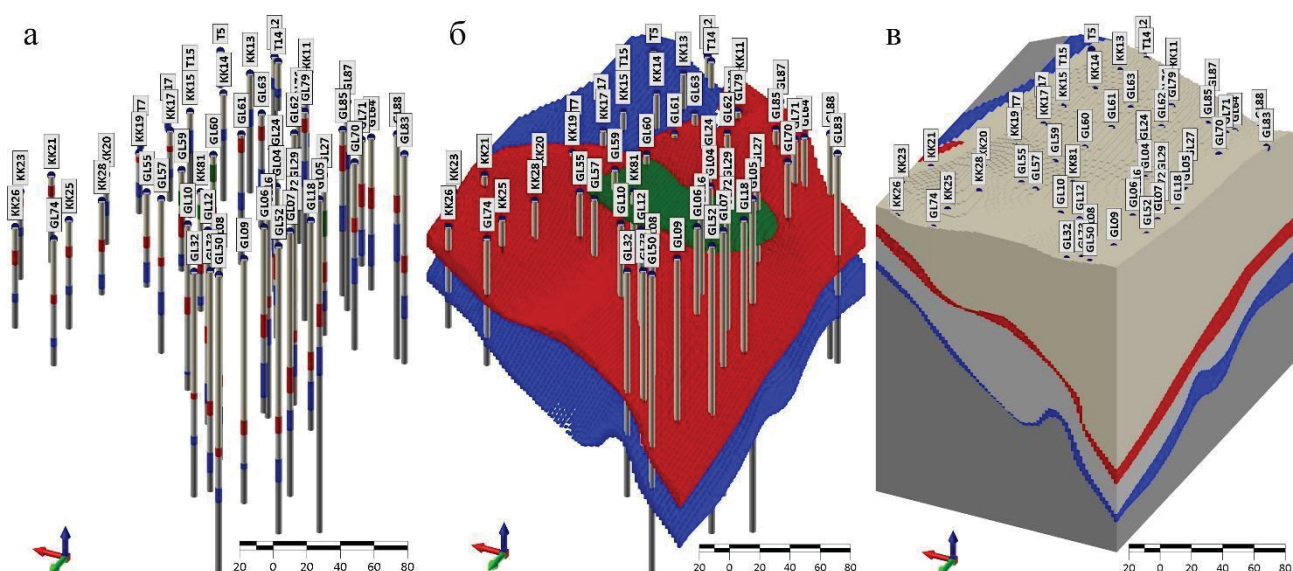


Рис. 2. Категоріальна геологічна модель:

а – свердловини, б – модель продуктивних пластів, в – геологічна блокова модель

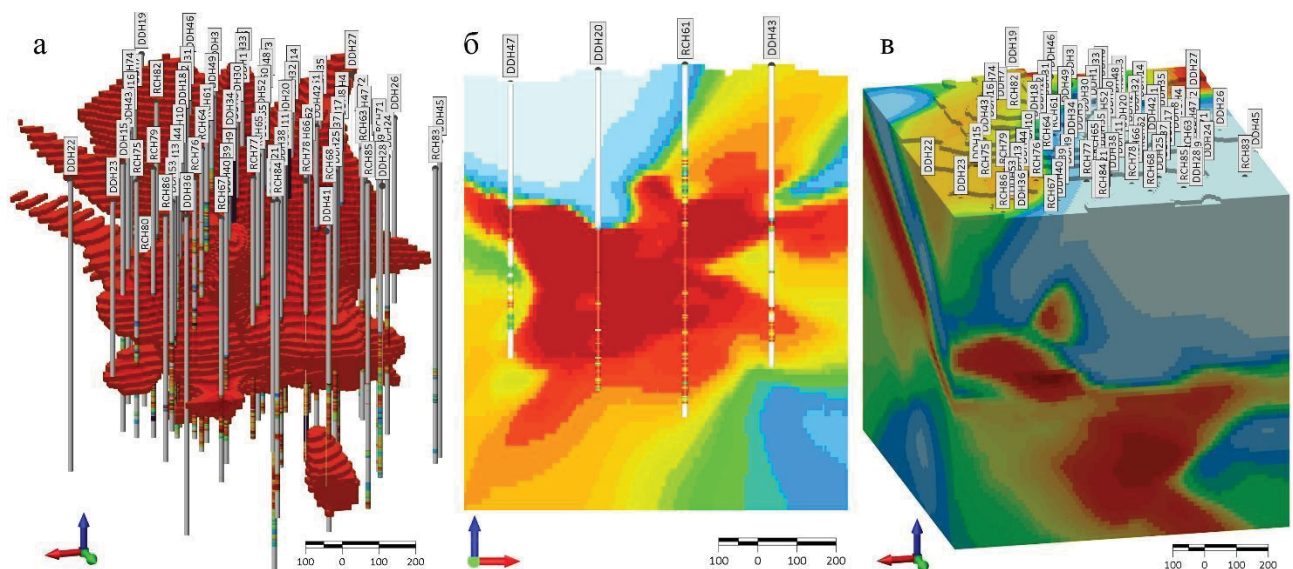


Рис. 3. Числова модель за вмістами:

а – рудне тіло, б – розріз, в – блокова модель

Вихідними даними є база даних проб або геологічних інтервалів (файл з XYZ координатами), що містить числове або категоріальне поле атрибуту (атрибутів) для моделювання. У якості вихідних даних можна також використовувати файл пілоотної Copilot моделі, створеної при попередньому запуску інструменту.

**Параметри моделювання** дозволяють налаштувати процес для адекватного відображення даних, врахування додаткових факторів та отримання оптимального результату.

Згасання до фонового вмісту або категорії дозволяє приводити оцінки вмісту, що оточують рудне тіло, до фонового вмісту або категорії. Це допомагає запобігти “викидам” в екстрапольованих ділянках.

Фоновий вміст може являти собою число або категорію і визначає значення атрибуту поза межами даних.

Напрявні каркаси використовуються для скерування моделі, якщо є зв'язок між розташуванням каркаса та атрибутами, що моделюються. Це можуть бути соліди або

поверхні, але вони не розглядаються як жорсткі обмеження. Дуже ефективним є використання поверхонь контактів при створенні моделей пластів.

Трансформація простору моделі застосовується для врахування геологічної будови та зменшення впливу анізотропії, і передбачає чотири варіанти: *без коригування, на основі даних вводу* – універсальний метод, який нормалізує кожну координатну вісь незалежно на основі даних вводу, *глобальний тренд* використовує еліпс пошуку для інтерполяції, *структурний тренд* дозволяє більш точно враховувати локальну анізотропію даних і вимагає завчасно створений файл структурного тренду.

Відповідність моделі визначає наскільки змодельовані значення відображають вхідні дані і може бути *вихідною, збалансованою, розширеною або екстремальною*. Вихідна відповідність призведе до створення дуже плавної моделі, яка відображатиме загальні тенденції, але не буде точно відповідати вихідним даним. *Екстремальна* відповідність забезпечить точне відображення локальних даним, але погіршить ситуацію в проміжках між точками даних. За замовчуванням використовується *збалансована* відповідність, що є компромісом локальним даними і значеннями в області інтерполяції.

Максимальна екстраполяція – це відстань, на яку будуть екстрапольовані оцінки з вхідних даних. Блоки на відстані, що перевищують максимальну відстань екстраполяції, не будуть створені.

Обмеження поверхнею – блокова модель може бути обмежена поверхнею (рельєфу або кори вивітрювання), блоки вище цієї поверхні не створюються.

Файл моделі Copilot зберігає “навчену” модель нейронної мережі. Після завершення навчання цей файл можна використовувати у якості даних вводу, щоб згенерувати змодельовані параметри без необхідності перенавчання моделі.

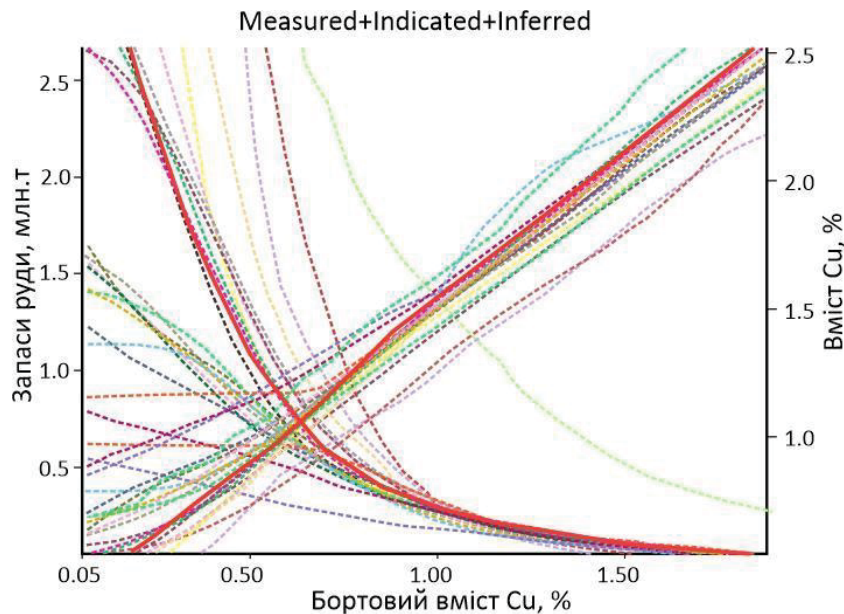
Файл блокової моделі потребує визначення її параметрів, таких як межі, розмір блоків, дискретизація, азимут та кут повороту (за необхідності).

Вивід в існуючий файл дозволяє записати змодельовані значення в існуючий файл блокової моделі або набору точок з координатами.

Після налаштування всіх параметрів, вихідні дані потрапляють до спеціального хмарного сховища, де вони обробляються нейронною мережею, а результати повертаються назад на локальний комп'ютер. Прогрес обробки у хмарі можна спостерігати на панелі завдань.

**Порівняння результатів Micromine Grade Copilot з результатами спеціалістів геологів.** У рамках конференції з оцінки мінеральних ресурсів (Mineral Resource Estimation Conference 2023, Перт, Австралія, 24-25 травня 2023 р.) було проведено спеціальний захід Parker Challenge, який мав на меті кількісно оцінити різницю в оцінці ресурсів (підрахунку запасів) 7 компонентів (Cu, Au, Mo, Ag, As, S, Fe), виконаній різними спеціалістами на основі одних і тих самих даних. Результати виявилися досить різними і були представлені зокрема у вигляді кривої вмісту-тоннажу на прикладі міді [3].

Руперт Осборн у своїй презентації щодо створення Micromine Grade Copilot на віртуальному вебінарі «Початок ери штучного інтелекту в геології» продемонстрував результати порівняння оцінки ресурсів, виконані за допомогою штучного інтелекту на основі геологічних даних Parker Challenge (рис. 4).



**Рис. 4. Крива вмісту-тоннажу результатів оцінки ресурсів у рамках Parker Challenge та з використанням штучного інтелекту (суцільна червона лінія), за даними [8]**

Як можна бачити на діаграмі, штучний інтелект показав середні результати. Необхідно відмітити, що оцінки ресурсів, виконані в рамках Parker Challenge безпосередньо не використовувались для машинного навчання Micromine Grade Copilot. Результати такого порівняння демонструють здатність штучного інтелекту узагальнювати великі обсяги попереднього досвіду спеціалістів і відтворювати його при виконанні подібних задач.

Штучний інтелект, як і інші інноваційні інструменти, доповнює, а не замінює людський досвід, дозволяючи геологам зосередитися на аналізі та прийнятті рішень. Найбільші ризики використання таких інструментів є зменшення залученості геолога та глибокого занурення у дані. Якщо погодитись, що підрахунок запасів має мистецьку і наукову (або концептуальну і емпіричну) складову [2], то людина тут відповідає за мистецтво, а штучний інтелект поряд з іншими інноваційними інструментами - за науку. Тому найбільш успішним без сумніву є поєднання творчих та креативних можливостей людини з неймовірною здатністю штучного інтелекту до узагальнення величезних обсягів інформації.

**Перспективи подальшого розвитку.** Зроблено лише перші кроки у застосуванні технологій штучного інтелекту для обробки геологорозвідувальних даних та підрахунку запасів корисних копалин, подальший розвиток сприятиме більш широкому застосуванню та вдосконаленню інструментів. Найбільш перспективними напрямками тут можуть бути наступні:

- можливість вибирати/додавати дані вручну,
- керування кількома наборами даних,
- додавання геологічних та структурних границь, меж кар'єрів або ліній виїмки, зон виключення тощо,
- прямий доступ до проміжних даних (відкритий капот),
- вдосконалення та розширення параметрів моделювання,
- визначення параметрів композитування та блокового моделювання,
- поетапне моделювання з можливістю використання попередніх етапів навчання для поступового вдосконалення моделі,
- попередня оцінка приблизного часу обробки,
- створення звітів про збої, використання даних та ін.

Розширення застосування технологій штучного інтелекту у гірничодобувній галузі може відбуватися у таких сферах:

- Моніторинг довкілля: аналіз даних для моніторингу впливу гірничодобувної діяльності на екосистеми, прогнозування екологічних ризиків і розробки стратегій для пом'якшення негативних наслідків.

- Підвищення безпеки за рахунок прогнозування потенційних загроз та автоматизації небезпечних завдань, використання систем моніторингу для аналізу даних з датчиків для виявлення потенційних загроз або збоїв у роботі обладнання, застосування роботизованого обладнання для проведення перевірок у небезпечних зонах, знижуючи ризик для людей.

- Колаборативні роботи, призначені для співпраці з людиною у виконанні завдань, які є небезпечними або неможливими для людини.

- Проектування рудників: генеративні моделі штучного інтелекту дозволять створювати ефективні проекти, враховуючи методи видобутку, вибір обладнання, інфраструктуру, капітальні та операційні витрати. Здатність оцінювати сотні і тисячі сценаріїв допоможе визначати найбільш ефективні та економічно вигідні проекти гірничодобувного підприємства для конкретних родовищ.

- Планування гірничих робіт: методи стохастичного планування дозволять отримувати оптимальне рішення з урахуванням безлічі невизначеностей та оновлювати дані в режимі реального часу, які реагуватимуть на мінливі умови видобутку корисних копалин.

- Цифрові двійники гірничодобувних підприємств дозволять моделювати та імітувати стан, зміни і продуктивність цілих гірничодобувних комплексів, оптимізувати роботу, прогнозувати збої та тестувати різні сценарії для покращення прийняття рішень.

#### **Список використаних джерел:**

1. AI and ESG Innovations Headline Micromine's 2024 Release // <https://www.micromine.com/ai-esg-innovations-headline-micromine-2024-release/>
2. Coombes, J. I'd like to be OK with MIK, UC?: A Critique of Mineral Resource Estimation techniques, 2016 // [www.coombescapability.com.au](http://www.coombescapability.com.au)
3. Dunham S. Parker Challenge Thoughts (the first bit), 2023 // <https://www.linkedin.com/pulse/parker-challenge-thoughts-first-bit-scott-dunham/>
4. Gaber et al. Autonomous Haulage Systems in the Mining Industry: Cybersecurity, Communication and Safety Issues and Challenges // *Electronics*, 2021, 10. 1357.
5. Janga B, Asamani G. P., Sun Z. and Cristea N. A Review of Practical AI for Remote Sensing in Earth Sciences // *Remote Sen Sensing*. 2023, 15, 4112.
6. Mah D. Redefining how Resource Geos experience their work (Endeavour Silver Corp), 2024//[https://experience.micromine.com/grade-copilot?\\_gl=1\\*t83pmn\\*\\_gcl\\_au\\*MTcwNjMxMDYwMy4xNzI2NDcyNDgx\\*\\_ga\\*MjA4MzIyMTg2MC4xNjk5ODE3NjA4\\*\\_ga\\_5JQSXNMCRQ\\*MTcyNzAxMDI2OS45Mi4xLjE3MjcwMTA5NzUuNTQuMC45NjM0NjI3NDE](https://experience.micromine.com/grade-copilot?_gl=1*t83pmn*_gcl_au*MTcwNjMxMDYwMy4xNzI2NDcyNDgx*_ga*MjA4MzIyMTg2MC4xNjk5ODE3NjA4*_ga_5JQSXNMCRQ*MTcyNzAxMDI2OS45Mi4xLjE3MjcwMTA5NzUuNTQuMC45NjM0NjI3NDE)
7. Masters S. How AI helps Geologists to quickly see and test patterns – Micromine Origin Grade Copilot Case Study, 2024// <https://www.micromine.com/blog-how-ai-helps-geologists-to-quickly-see-and-test-patterns/>
8. Osborn R. The Making of Micromine Origin Grade Copilot: An AI-enabled Geology Modeller, 2024 // <https://www.micromine.com/the-dawn-of-ai-for-geology/>
9. Simonite T. Mining 24 Hours a Day with Robots, 2016// <https://www.technologyreview.com/2016/12/28/154859/mining-24-hours-a-day-with-robots/>
10. Wang H, Morra G. Artificial Intelligence in Geosciences // *Artificial Intelligence in Geosciences Volume 1*, December 2020, Pages 52-53 <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2021.02.001>