

© Ю.І. Григор'єв¹, С.О. Луценко¹, І.Є. Григор'єв², Є.М. Швець¹, І.П. Куроп'ятник¹

¹ Криворізький національний університет, Кривий Ріг, Україна

² ТОВ «Технічний університет «МЕТІНВЕСТ ПОЛІТЕХНІКА», Запоріжжя, Україна

ДИНАМІЧНЕ ПРОЄКТУВАННЯ ТЕХНІКО-ЕКОНОМІЧНИХ ПОКАЗНИКІВ ВІДКРИТИХ ГІРНИЧИХ РОБІТ ЗА ДОПОМОГОЮ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

© Y. Hryhoriev¹, S. Lutsenko¹, I. Hryhoriev², Y. Shvets¹, I. Kuropiatnyk¹

¹ Kryvyi Rih National University, Kryvyi Rih, Ukraine

² Technical University “Metinvest Polytechnic” LLC, Zaporizhzhya, Ukraine

DYNAMIC DESIGN OF TECHNICAL AND ECONOMIC INDICATORS OF OPEN-PIT MINING WITH THE HELP OF NEURON NETWORK TECHNOLOGIES

Мета. Динамічні умови господарювання гірничо-видобувних підприємств вимагають швидкої адаптації до змін зовнішнього середовища, що вбачається можливим шляхом використання нейромережевих технологій. В контексті цього метою даної роботи є вивчення досвіду використання даних технологій і розробка нейромережевої моделі прогнозування техніко-економічних показників підприємства, на основі історичних даних його функціонування.

Методика. В роботі використано методи аналізу та синтезу літературних джерел інформації при вивченні досвіду використання нейромережевих технологій у проектуванні відкритої розробки; ретроспективний аналіз проектних рішень і техніко-економічних показників роботи гірничо-видобувних підприємств; нейромережеве моделювання – для прогнозування собівартості видобутку корисних копалин.

Результати. Виконано аналіз наукових джерел і проектних рішень. В середовищі TensorFlow отримано нейромережеву модель для прогнозування собівартості видобутку руди, яка продемонструвала менше середньоквадратичне відхилення RMSE, ніж «наївна» модель, що дозволяє говорити про реальну предиктивну роботу. Отримана модель дозволила спрогнозувати проектні значення собівартості товарної продукції для крупних залізородних кар'єрів Кривбасу, зіставні з детальними прорахунками проектів розробки.

Наукова новизна. Проведений ретроспективний та інженерний аналіз проектних рішень дозволив виявити найбільш перспективні наукові підходи до проектування відкритих гірничих робіт, зокрема, що базуються на нейромережевих технологіях. Отримано регресійну модель прогнозування техніко-економічних показників відкритих гірничих робіт і оцінено точність її роботи.

Практична значимість. В результаті виконаних досліджень були спрогнозовані значення собівартості видобутку корисної копалини для глибоких крутоспадних родовищ Кривбасу. Отримані результати можуть бути використані проектними організаціями і гірничодобувними підприємствами при проектуванні відкритої розробки родовищ корисних копалин.

Ключові слова: відкриті гірничі роботи, динамічне проектування, нейромережеві технології, собівартість.

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями. В сучасних умовах господарювання практично будь-яке підприємство постійно

стикається з динамічними умовами зовнішнього середовища. В цьому аспекті не є виключенням і гірничо-видобувні підприємства. Однак, на відміну від багатьох інших галузей промислового виробництва, з точки зору системного підходу гірничо-видобувні підприємства є складними багатофакторними системами, конкурентоздатність яких в динамічних умовах залежить від їх адаптивності. З іншого боку, в класичному розумінні підприємства з відкритим способом видобутку корисних копалин є досить інерційними системами. Ще більше дана проблема ускладнюється, коли в якості виробничої системи розглядається не окремий кар'єр, а цілий регіональний гірничо-видобувний кластер. Як було зазначено в [1], при підвищенні рівня антропогірничого комплексу система ускладнюється, однак і її адаптивний потенціал збільшується по мірі того, як зовнішні фактори переходять до категорії внутрішніх [2]. Таким чином, проблема проектування таких підприємств полягає не тільки в швидкому пошуку новітніх технічних рішень, які б відповідали нагальним вимогам ринку, оновленим геологічним даним, сучасному рівню розвитку техніки і технологій, актуальному соціальному становищу регіону. Дійсним науковим і практичним завданням є розробка і імплементація таких заходів, які б підвищили адаптивний потенціал гірничо-видобувних комплексів. Тобто антропогірничий комплекс слід проектувати як виробничу систему, здатну до саморегуляції відносно динаміки зовнішніх факторів. Іншими словами, в ході проектування мають закладатися технічні рішення, що передбачають гнучкість параметрів підсистем гірничо-видобувного кластеру, а саме проектне забезпечення гірничих робіт має бути організоване як постійний ітераційний процес, що супроводжує діяльність підприємства на рівні з основними технологічними процесами відкритих гірничих робіт. Реалізація цих вимог і знайшла своє відображення в концепції динамічного проектування.

Динамічне проектування відкритих гірничих робіт – це підхід, який передбачає постійне оновлення та адаптацію проектних рішень відповідно до змінюваних умов роботи кар'єру та зовнішнього середовища. Цей метод дозволяє гнучко реагувати на такі фактори, як зміни у геологічних умовах, коливання цін на ресурси, нові технологічні рішення, а також на вимоги екологічної безпеки та праці.

Відомо, що підприємства з відкритого видобутку корисних копалин є не тільки найбільшим продуцентом товарної продукції чи відходів [2, 3]. Крім того, в кожен момент часу вони також генерують величезні об'єми даних. Чим повніше і якісніше ці дані будуть оброблені для подальшого використання, тим більшого адаптивного потенціалу набуде підприємство. В той же час принцип динамічного проектування гірничих робіт включає в себе, окрім окресленого вище, використання сучасних інформаційних систем для збору і аналізу даних, моделювання процесів і предиктивної аналітики. Це дозволяє оперативно вносити зміни в проектну документацію та оптимізувати робочі процеси, що підвищує ефективність відкритих гірничих робіт і знижує ризики, пов'язані з непередбаченими обставинами.

Динамічне проектування також передбачає використання математичних та системних моделей для довгострокового планування гірничих робіт, що

дозволяє забезпечити більш точне прогнозування результатів та потреб у ресурсах. Враховуючи великий обсяг даних, що генерується в процесі відкритих гірничих робіт, великий науковий інтерес для динамічного проектування викликають нейромережеві технології, що набувають все більшого поширення в різних галузях виробництва [4]. Таким чином, питання використання нейромережевих технологій для динамічного проектування відкритих гірничих робіт відкриває нові перспективи для гірничо-видобувних підприємств у плані підвищення їх конкурентоспроможності та стійкості до зовнішніх та внутрішніх викликів.

Аналіз досліджень та публікацій. Враховуючи деякі особливості роботи нейромереж, область їх використання на сьогоднішній день залишається дещо обмеженою. Зокрема, беручи до уваги складність архітектури потужних систем, досить часто технічні рішення пропонуються з «чорного ящика», а тому потребують уваги кваліфікованого інженера. В той же час деякі рутинні задачі можуть бути автоматизовані з високою ефективністю.

Для прогнозування видобутку руди низкою вчених пропонувалися імітаційні моделі та алгоритми розрахунку кількості руди, яку можна перевезти, на основі послідовної роботи автосамоскидів [4]. Наприклад, автори [5] прогнозували видобуток руди, використовуючи метод дискретно-побутового моделювання. Вони запропонували імітаційну модель, що ґрунтується на різних розподілах щільності ймовірності часу руху автосамоскидів для системи перевезення руди. Інші методи оцінки видобутку руди полягають в нейромережевій оптимізації диспетчеризації автосамоскидів або плануванні їх роботи, подібно лінійному програмуванню, цілочисленому програмуванню [6] та стохастичній оптимізації [7]. Слід зазначити, що ці методи можуть мати проблеми через непередбачувані випадки на кар'єрах, таких як робочі зміни, зменшення доступності обладнання та екстремальні погодні умови, що впливає на точність прогнозування.

Щоб усунути обмеження методів моделювання, дослідники спробували використати набори історичних даних для побудови взаємозв'язків у моделях прогнозування між видобутком руди та параметрами, що на них впливають [8–9]. Зазвичай, ці параметри включають кількість відправлених автосамоскидів, час, швидкість і змінні, пов'язані з відстанню транспортування по вантажопотоках. Так, у [8] автори враховують кількість автосамоскидів, час початку і закінчення їх переміщення, середній час очікування і середній час транспортування для прогнозування видобутку руди в кар'єрі в Південній Кореї. Ці ж вхідні змінні використовувалися при оцінці видобутку корисної копалини на вапняковому кар'єрі в дослідженні [10]. При цьому точність розробленої моделі прогнозування, що оцінювалася коефіцієнтом детермінації, в цих дослідженнях досягала 93–98%. Крім того, в дослідженні [11] для прогнозування продуктивності транспортування були прийняті такі вхідні змінні, як швидкість автосамоскиду, відстань перевезень, температура навколишнього середовища та кількість опадів, де коефіцієнт детермінації моделей прогнозування перевищував 86%. Кожна з цих вхідних змінних є вирішальною в моделі для підвищення точності. Однак дослідження з прогнозування видобутку руди з використанням інформації про її

транспортування і погодні умови поки що замало через багатомірність і нелінійність взаємозв'язків між цими численними змінними, які необхідно враховувати.

Нейромережеві технології набули поширення не тільки при оптимізації технологічних процесів, а й для проектування границь відкритої розробки. Так, починаючи з алгоритма Лерча-Гроссмана почалася цифровізація цієї задачі, далі для тривимірних випадків була запропонована теорія графів, алгоритми на основі динамічного програмування [12], генетичні алгоритми, і теорія мережевого потоку [13]. Деякі з цих алгоритмів, такі як методи плаваючого конуса, не обов'язково завершують його з максимальною економічною ефективністю. Потенційним джерелом проблем, що виникають при використанні вищезгаданих підходів, можна вважати змінні ухили бортів, застосування для великих кар'єрів, застосування лише до тривимірних випадків, необхідність згладжування в двомірній площині та високі вимоги до інженерного складу працівників.

Вирішенням цих складнощів може бути запропонований вченими алгоритм MCS/MFNN [14]. Використання модифікованої умовної симуляції (MCS) та багатошарової передньонаправленої нейронної мережі разом у алгоритмі дозволяє ефективно моделювати випадкові поля параметрів руди, таких як якість та запаси, а також оптимізувати межі кар'єру з використанням нейронних мереж для аналізу економічної цінності блоків. У своєму алгоритмі вони використовували геостатистичне моделювання та нейронну мережу. Цей алгоритм використовує зворотне розповсюдження помилок у нейронній мережі прямого зв'язку, щоб оптимізувати кінцеві контури кар'єру. Для підтвердження працездатності моделі, вони порівняли свої результати з результатами алгоритму Лерча-Гроссмана для двовимірного випадку. Їх порівняльний аналіз показав узгодженість між двома алгоритмами; однак вони стверджували, що алгоритм MCS/MFNN працював набагато швидше.

В іншому дослідженні було розроблено обчислювальний інтелектуальний алгоритм для оптимізації глибини кар'єру, який враховує той факт, що незначна зміна даних потребує більше часу для повторного запуску [15]. Їх алгоритм базувався на імітаційних моделях вмісту руди та ринковій ціні. У цьому дослідженні також використовувався алгоритм MCS/MFNN для визначення кінцевої глибини кар'єру, але з невеликою зміною, оскільки він використовує процес стохастичної оптимізації для кількісної оцінки загального економічного ризику на кінцевому етапі. Хоча алгоритм MCS/MFNN дає відносно задовільні результати, він також має деякі недоліки:

1. Цей алгоритм був розроблений для двовимірної площини. Тому, для вирішення проблеми згладжування, необхідно мати алгоритм, що використовується в тривимірних випадках.

2. Запропонований кейс був невеликим за розміром, тому помилка нейронної мережі була незначною та не впливала на його результати. Однак для реальних потужних рудних родовищ помилка мережі, хоча й низька, може суттєво вплинути на результати.

3. Алгоритм, який накладає обмеження на ухил, що використовується у цьому дослідженні, може призвести до вибору деяких неоптимальних блоків.

Дещо прогресивнішим є запропонований алгоритм оптимізації під назвою 3DPO/ANN (тривимірна оптимізація границь кар'єру/штучні нейронні мережі). Алгоритм складається з трьох основних етапів. По-перше, готується економічна блочна модель родовища. По-друге, штучні нейронні мережі застосовуються для розподілу блоків на класи на основі їх економічного значення. Тоді можна визначити оптимальну глибину кар'єру з максимальним прибутком, розглядаючи змінний нахил бортів. Оскільки алгоритм був розроблений для тривимірної площини, то він не вимагає подальшого згладжування. Метод також реалізовано таким чином, що він може кількісно обробити помилку нейронної мережі в процесі оптимізації. Нарешті, запропонований алгоритм був успішно застосований для оптимізації кінцевої глибини фосфатного кар'єру Esfordi (Іран), а результати порівняли з результатами модифікованого алгоритму Лерча-Гроссмана і аналогічно отримали зіставні результати [16].

Запропоновані методи в більшій мірі стосуються гірничо-геометричного аналізу і вирішення просторових задач, а розроблені моделі не враховують досвіду експлуатації вітчизняних гірничо-видобувних підприємств.

Постановка задачі. Зважаючи на суттєві обсяги накопичених в процесі відкритих гірничих робіт даних, а також з огляду на динаміку зовнішніх факторів роботи гірничо-видобувних підприємств, необхідне наукове обґрунтування і практична реалізація використання нейромережевих технологій для предиктивної техніко-економічної оцінки проєктних рішень. Для цього необхідно провести ретроспективний аналіз роботи гірничо-видобувних підприємств, виконати збір і нормалізацію даних для навчання нейронної мережі та провести предиктивну оцінку проєктних техніко-економічних показників відкритих гірничих робіт.

Викладення матеріалу та результати. Для вирішення поставленої задачі було обрано програмне середовище TensorFlow, реалізоване на платформі Google з відкритим вихідним кодом і призначене для машинного та глибокого навчання. Даний програмний сервіс має простий інтерфейс та інтеграцію з відомим онлайн табличним модулятором Google Sheets у вигляді плагіну Simple ML.

Для навчання нейронної мережі було підготовлено вихідні дані. Відомо, що їх якість і повнота в найбільшій мірі визначають точність роботи нейромережевої моделі. Однак техніко-економічні показники роботи підприємств зазвичай є закритою інформацією, тим паче у достатніх обсягах. Тому було проаналізовано показники діяльності гірничо-видобувних підприємств Кривбасу, починаючи з 1977 по 2007 рік, що були відкрито опубліковані у «Збірниках техніко-економічних показників гірничодобувних підприємств України» під редакцією НДГРІ. В числі зібраних історичних даних були наступні показники: глибина кар'єрів, вміст корисного компоненту у товарній руді, загальні витрати на випуск товарної руди. Через складні соціально-економічні обставини періодів сучасної України деякі збірники не були видані, що зменшило вихідний датасет. Після збору вихідних даних, вони були нормалізовані до зіставного виду: усереднено глибини кар'єрів в структурі одного підприємства, витрати переведені в єдину грошову одиницю і приведені до виробничої потужності по роках [17]. Наступним кроком

нормалізовані дані були завантажені в середовище модулятора і відфільтровані. Фрагмент обробленого датасету в інтерфейсі системи наведений на рис.

The screenshot shows the 'Simple ML for Sheets' interface. On the left is a spreadsheet with columns: 'Рік' (Year), 'Кар'єр' (Mine), 'Глибина, м' (Depth, m), 'Вміст заліза в товарній продукції, %' (Iron content in commodity production, %), 'Витрати, дол' (Cost, \$), and 'Pred:Витрати' (Predicted Cost). The data rows range from 108 to 132. On the right is a sidebar with the following sections:

- Predict missing values**: Find the most likely values of empty cells. [Documentation](#)
- Column with empty cells**: Витрати, дол
- Source columns**:
 - Num Рік
 - Cat Кар'єр
 - Num Глибина, м
 - Num Вміст заліза в товарній продукції, %
 - Num Витрати, дол
- Advanced options**: Learning algorithm: Random Forest
- Results**: **Predict** button

Рис. Фрагмент датасету для нейромережевого моделювання техніко-економічних показників кар'єрів Кривбасу

Simple ML for Sheets пропонує три режими роботи: прогнозування пропущених значень, пошук аномальних відхилень і прогноз майбутніх значень. Крім того, сервіс моделювання пропонує три алгоритми предиктивної аналітики: Gradient Boosted Trees, Random Forest та Decision Tree. Розробниками рекомендується до використання перший з них, але в ході дослідження було оцінено результативність кожного з трьох.

Далі за допомогою вбудованої функції оцінки моделі було отримано три звіти для кожного алгоритму обробки даних (табл.).

Таблиця

Індикатори оцінки точності нейромережевих моделей

Критерій	Gradient Boosted Trees	Random Forest	Decision Tree
RMSE	1,90435	2,29211	2,935
CI95[X2]	1,677 .. 2,204	2,019 .. 2,653	2,585 .. 3,397
Базовий RMSE	5,40773		

Перш за все, всі три моделі показали менше середньоквадратичне відхилення RMSE, ніж базова («наївна») модель, що дозволяє говорити про реальну предиктивну роботу кожної з трьох моделей.

Довірчий інтервал (CI95) вказує на те, що з 95% імовірністю справжнє значення RMSE моделі лежить в цьому інтервалі. Це надає додаткове розуміння невизначеності оцінки помилки моделі. Вузкий інтервал свідчить про меншу невизначеність та більшу впевненість в оцінці RMSE. Ширина інтервалу CI95 розглянутих варіантів моделей була пропорційна значенню середньоквадратичного відхилення RMSE.

При ручному аналізі результатів предиктивного моделювання виявилось, що модель Gradient Boosted Trees в деяких випадках продемонструвала менш логічні результати, зокрема, зі збільшенням глибини розробки зменшувалася собівартість видобутку, що в більшості випадків є некоректним. В той же час модель Random Forest демонструвала більш закономірні результати при достатньому рівні точності. Середньоквадратичне відхилення за моделлю Decision Tree було найбільшим із розглянутих, а результати також не були досить коректними.

Варто відмітити, що плагін Simple ML for Sheets також дозволяє завантажити код моделі для подальшої роботи в інших програмних середовищах.

За допомогою отриманої нейромережевої моделі було спрогнозовано собівартість видобутку руди при поглибленні гірничих робіт за умови збереження якості товарної продукції на сталому рівні. Так, наприклад, для умов Інгулецького ГЗК при глибині кар'єру 545 м собівартість видобутку руди становитиме 12,7 дол./т. Для кар'єрів ПАТ «АрселорМіттал Кривий Ріг» при середній глибині кар'єрів 450 м собівартість становитиме 10,1 дол./т. Для кар'єрів Північного ГЗК при середній глибині 500 м – 14,3 дол./т, а для кар'єрів Центрального ГЗК при глибині кар'єрів 500 м – відповідно 15,8 дол./т.

Висновки та напрямки подальших досліджень. Таким чином, проведений ретроспективний аналіз проектних рішень і техніко-економічних показників розробки гірничо-видобувних підприємств Кривбасу дозволив сформулювати вихідні дані для навчання нейронної мережі, яка прогнозує собівартість видобутку руди при зміні глибини розробки і якості сировини.

Результати досліджень можуть бути використані для укрупненої техніко-економічної оцінки проектних рішень як альтернативу існуючим регресійним моделям. Моделювання техніко-економічних показників розробки конкретного родовища власне в процесі проектування дасть змогу підвищити поточність проектних робіт відповідно до концепції динамічного проектування.

Вочевидь, розроблені нейромережеві моделі потребують уточнення і подальшого вдосконалення. Тому в подальших дослідженнях планується розширити перелік вихідних даних для більш точного прогнозування показників відкритої розробки. Використання даних цифрової блочної моделі конкретного родовища підвищить точність отриманих результатів і сприятиме подальшій інтеграції нейромережевих технологій у гірничо-геометричний аналіз кар'єрного поля.

Перелік посилань

1. Hryhoriev, Y., Lutsenko, S., & Joukov, S. (2023). Dominant Determinants of Adaptation of the Mining Complex in the Conditions of a Dynamic Environment. *Inżynieria Mineralna*, 1(1). <https://doi.org/10.29227/IM-2023-01-02>

2. Григор'єв, Ю. І., Григор'єв, І. Є., Слюсар, С. В., & Власенко, В. А. (2023). Цифровізація як інструмент адаптації гірничого виробництва у невизначеному динамічному середовищі (на прикладі впровадження К-MINE). *Вісник Національного університету водного господарства та природокористування*, 2(2(102)), 476–484. <http://ep3.nuwm.edu.ua/id/eprint/28440>
3. Yu.I. Hryhoriev, S.V. Sliusar, O.M. Herasymchuk, & P.S. Serheiev. (2023). Adaptation of the production system of the mining complex as a reaction to the dynamics of the external environment. *MININGMETALTECH 2023*, 176–179. <https://doi.org/10.30525/978-9934-26-361-3-55>
4. Fan, C., Zhang, N., Jiang, B., & Liu, W. V. (2023). Weighted ensembles of artificial neural networks based on Gaussian mixture modeling for truck productivity prediction at open-pit mines. *Mining, Metallurgy & Exploration*, 40(2), 583–598. <https://doi.org/10.1007/s42461-023-00747-9>
5. Jung, D., Baek, J., & Choi, Y. (2021). Stochastic Predictions of Ore Production in an Underground Limestone Mine Using Different Probability Density Functions: A Comparative Study Using Big Data from ICT System. *Applied Sciences*, 11(9), 4301. <https://doi.org/10.3390/app11094301>
6. Mai, N. L., Topal, E., Erten, O., & Sommerville, B. (2018). A new risk-based optimisation method for the iron ore production scheduling using stochastic integer programming. *Resources Policy*. <https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2018.11.004>
7. Bakhtavar, E., & Mahmoudi, H. (2018). Development of a scenario-based robust model for the optimal truck-shovel allocation in open-pit mining. *Computers & Operations Research*. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2018.08.003>
8. Baek, J., & Choi, Y. (2020). Deep Neural Network for Predicting Ore Production by Truck-Haulage Systems in Open-Pit Mines. *Applied Sciences*, 10(5), 1657. <https://doi.org/10.3390/app10051657>
9. Jung, D., & Choi, Y. (2021). Systematic Review of Machine Learning Applications in Mining: Exploration, Exploitation, and Reclamation. *Minerals*, 11(2), 148. <https://doi.org/10.3390/min11020148>
10. Choi, Y., Nguyen, H., Bui, X.-N., Nguyen-Thoi, T., & Park, S. (2020). Estimating Ore Production in Open-pit Mines Using Various Machine Learning Algorithms Based on a Truck-Haulage System and Support of Internet of Things. *Natural Resources Research*, 30(2), 1141–1173. <https://doi.org/10.1007/s11053-020-09766-5>
11. Fan, C., Zhang, N., Jiang, B., & Wei Victor Liu. (2022). Prediction of truck productivity at mine sites using tree-based ensemble models combined with Gaussian mixture modelling. *International Journal of Mining, Reclamation and Environment*, 37(1), 66–86. <https://doi.org/10.1080/17480930.2022.2142425>
12. Zhang, S., & Starfield, A. M. (1985). Dynamic programming with colour graphics smoothing for open-pit design on a personal computer. *International Journal of Mining Engineering*, 3(1), 27–34. <https://doi.org/10.1007/bf00881339>
13. Underwood, R., & Tolwinski, B. (1998). A mathematical programming viewpoint for solving the ultimate pit problem. *European Journal of Operational Research*, 107(1), 96–107. [https://doi.org/10.1016/s0377-2217\(97\)00141-0](https://doi.org/10.1016/s0377-2217(97)00141-0)
14. Frimpong, S., & Achireko, P. K. (1997). The MCS/MFNN algorithm for open pit optimization. *International Journal of Surface Mining, Reclamation and Environment*, 11(1), 45–52. <https://doi.org/10.1080/09208119708944055>
15. Frimpong, S., Szymanski, J., & Narsing, A. (2002). A Computational Intelligent Algorithm for Surface Mine Layouts Optimization. *SIMULATION*, 78(10), 600–611. <https://doi.org/10.1177/0037549702078010002>
16. Sayadi, A. R., Fathianpour, N., & Mousavi, A. A. (2011). Open pit optimization in 3D using a new artificial neural network. *Archives of Mining Sciences*, 56(3), 389–403.

17. Григор'єв, Ю., Луценко, С., Жуков, С., & Федоренко, С. (2023). Системні невідповідності за традиційного проектування залізородних кар'єрів. *Гірничий вісник*, 111, 11–18.

ABSTRACT

Purpose. The dynamic management conditions of mining enterprises require rapid adaptation to changes in the external environment, which is seen as possible through the use of neural network technologies. In this context, the purpose of this work is to study the experience of using these technologies and develop a neural network model for forecasting the technical and economic indicators of the enterprise, based on historical data of its functioning.

The methods. The paper uses methods of analysis and synthesis of literary sources of information when studying the experience of using neural network technologies in the design of open-pit development; retrospective analysis of project decisions and technical and economic performance indicators of mining enterprises; neural network modeling – for predicting the cost of mineral extraction.

Findings. The analysis of scientific sources and project solutions was performed. In the TensorFlow environment, a neural network model for predicting the cost of ore mining was obtained, which demonstrated a smaller RMSE deviation than the "naive" model, which allows to talk about real predictive performance. The resulting model made it possible to predict the design values of the cost of goods for large iron ore open-pits of Kryvbas, comparable to detailed calculations of development projects.

The originality. The conducted retrospective and engineering analysis of project solutions made it possible to identify the most promising scientific approaches to the design of open-pit mining, in particular, those based on neural network technologies. A regression model for forecasting technical and economic indicators of open-pit mining operations was obtained and the accuracy of its operation was assessed.

Practical implementation. As a result of the performed research, the values of the cost of extracting a useful mineral for the deep steep deposits of Kryvbas were predicted. The obtained results can be used by design organizations and mining enterprises when designing the open-pit mining.

Keywords: *open-pit mining, dynamic design, neural network technologies, cost.*