

9. Бюджетний кодекс України: прийнятий Верховною Радою України 08.07.2010 р. № 2456-VI (із змін. і доп.). Офіційний сайт Верховної Ради України. URL: <http://zakon2.rada.gov.ua/laws/show/2456-17> (дата звернення: 21.03.2024).
10. Кучерук Г.Ю., Вовк О.М. Економічне обґрунтування комплексної оцінки інвестиційного потенціалу авіа-підприємства. *Економіка. Фінанси. Право*. 2008. №3. С.11-15.
11. Бережна І.Ю. Теоретико-економічні підходи до обґрунтування змісту інвестиційного потенціалу. *Держава та регіони. Серія: Економіка та підприємництво*. 2010. №6. С. 253-258.
12. Іванов С.В. Методологічні підходи до визначення сутності інвестиційного потенціалу. *Економіка: проблеми теорії та практики*. 2004. Вип. 95. С. 98-104.
13. Дресвянніков Д. О. Формування інвестиційного потенціалу підприємства. *Вісник Приазовського державного технічного університету. Серія: Економічні науки*. 2016. Вип. 31(2). С. 20-27.
14. Бутко М., Зеленський С., Акименко О. Сучасна проблема оцінки інвестиційної привабливості регіону. *Економіка України*. 2005. № 11. С. 30-37.
15. Нечитайло У. П. Аналіз сучасних підходів до визначення інвестиційного потенціалу регіону. *Інвестиції: практика та досвід*. 2010. № 15. С. 25-29.
16. Жук П. В., Сірик З. О. Інвестиційний потенціал територіальних громад: суть поняття та питання управління *Регіональна економіка*. 2017. №2. С. 16-22. URL: https://re.gov.ua/re201702/re201702_016_ZhukPV,SirykZO.pdf (дата звернення: 21.03.2024).
17. Сірик З. О. Ендогенні чинники активізації використання інвестиційно-інноваційного потенціалу територіальних громад. *Соціально-економічні проблеми сучасного періоду України*. 2018. Вип. 4. С. 125-133. URL: [https://ird.gov.ua/sep/sep20184\(132\)/sep20184\(132\)_125_SirykZ.pdf](https://ird.gov.ua/sep/sep20184(132)/sep20184(132)_125_SirykZ.pdf) (дата звернення: 21.03.2024).
18. Косова Т. Д., Слободянюк Н. О. Інвестиційно-соціальний потенціал місцевих бюджетів в умовах децентралізації фінансової системи України. *Торгівля і ринок України*. 2016. Вип. 39-40. С. 133-140.
19. Вахович І. М., Недопад Г. В. Бюджетна ефективність території: механізми підвищення в умовах децентралізаційних впливів: монографія. Луцьк: ВІП ЛНТУ, 2021. 344 с.
20. Міністерство економіки України. Стан здійснення ДПП в Україні. URL: <https://me.gov.ua/Documents/Detail?lang=uk-UA&id=9fc90c5e-2f7b-44b2-8bf1-1ffb7ee1be26&title=StanZdiisnenniaDppVUkraini> (дата звернення: 22.03.2024).
21. Про внесення змін до деяких законодавчих актів України щодо вдосконалення механізму залучення приватних інвестицій з використанням механізму державно-приватного партнерства для пришвидшення відновлення зруйнованих війною об'єктів та будівництва нових об'єктів, пов'язаних з післявоєнною перебудовою економіки України: проект Закону/ Верховна Рада України. URL: <https://itd.rada.gov.ua/billInfo/Bills/Card/39902> (дата звернення: 22.03.2024).
22. Швадчак А. Реформа ДПП для повоєнної відбудови: перспектива чи ризик? URL: <https://ti-ukraine.org/news/reforma-dpp-dlya-povoyennoyi-vidbudovy-perspektyva-chy-ryzyk/> (дата звернення: 22.03.2024).
23. Міжнародна підтримка. *Децентралізація*: веб-сайт. URL: <https://decentralization.ua/donors> (дата звернення: 22.03.2024).

Рукопис подано до редакції 22.03.24

УДК 622.7:004.8

В.Г. ЛЯШОК, аспірант, М.П. ТИХАНСЬКИЙ, канд. техн. наук, доц.
Криворізький національний університет

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ЗАСОБИ У ПРОЦЕСАХ ПОДРІБНЕННЯ ЯК ПОТУЖНИЙ ІНСТРУМЕНТ АВТОМАТИЗАЦІЇ

Мета дослідження Мета даного дослідження полягає в досягненні вдосконалення процесу подрібнення корисних копалин в контексті виробничих потреб ПАТ "Північний ГЗК" за допомогою інтелектуальних методів, зокрема нейронних мереж. Застосування інтелектуальних засобів, таких як нейронні мережі, має на меті підвищення якості, точності та ефективності процесу подрібнення. Очікується, що результатом дослідження буде розробка та впровадження нових алгоритмів та методів, які забезпечать оптимальне використання ресурсів, зниження витрат та підвищення загальної продуктивності процесу подрібнення в гірничій промисловості.

Методи дослідження. Для виконання було використано: вивчення наукових досліджень та літератури в галузі застосування інтелектуальних методів у процесах подрібнення матеріалів, аналіз технологічних схем та процесів подрібнення на ПАТ "Північний ГЗК", розробка та моделювання систем для оптимізації параметрів подрібнення.

Наукова новизна. Дослідження впроваджує новітні методи інтелектуального аналізу даних, зокрема застосування штучних нейронних мереж, для оптимізації процесу подрібнення корисних копалин. Використання нейронних мереж у гірничій промисловості є новим та стрімким напрямком досліджень і відкриває широкі можливості для підвищення ефективності та точності процесів обробки руди в гірничо-збагачувальному секторі.

Практична значимість. Впровадження розроблених методів та моделей у практику подрібнення корисних копалин на ПАТ "Північний ГЗК" може призвести до підвищення якості та ефективності процесу, зменшення часу

простою та оптимізації витрат енергії. Це може мати значний позитивний вплив на економічну ефективність підприємства та загальний рівень виробництва корисних копалин.

Результати. Ця робота продемонструвала, як динамічне моделювання може використовуватися для оцінки ефектів від модифікації процесу і прогнозування фактичної продуктивності. Незважаючи на складність динамічного моделювання, воно має вищий потенціал у прогнозуванні фактичної продуктивності. Розроблені системи, використані у цій роботі, стануть корисними інструментами для подальших досліджень у галузі автоматизації для покращення показників.

Ключові слова: збагачення, нейронні мережі, інтелектуальні засоби, регулятор, автоматизація, подрібнення, моделювання, ГЗК.

doi: 10.31721/2306-5435-2024-1-112-23-29

Проблема та її зв'язок з науковими та практичними завданнями. Подрібнення - один з найдорожчих етапів збагачення корисних копалин, який зазвичай виконується за допомогою різноманітних млинів, включаючи стрижневі млини, кульові млини, напівавтогенні (SAG) та автогенні (AG) млини. Ці млини призначені для роботи з коефіцієнтом готовності млина до 95%. Одним з елементів досягнення цього показника є максимальне скорочення незапланованих простоїв через поломку футеровки млина/болтів, а також максимальне збільшення проміжку часу між замінами футеровки (плановими технічними обслуговуваннями і простоями). Проблема автоматизації технологічного процесу подрібнення була розглянута на прикладі ПАТ «Північний ГЗК», схема апаратів якого наведена нижче на рисунку 1.

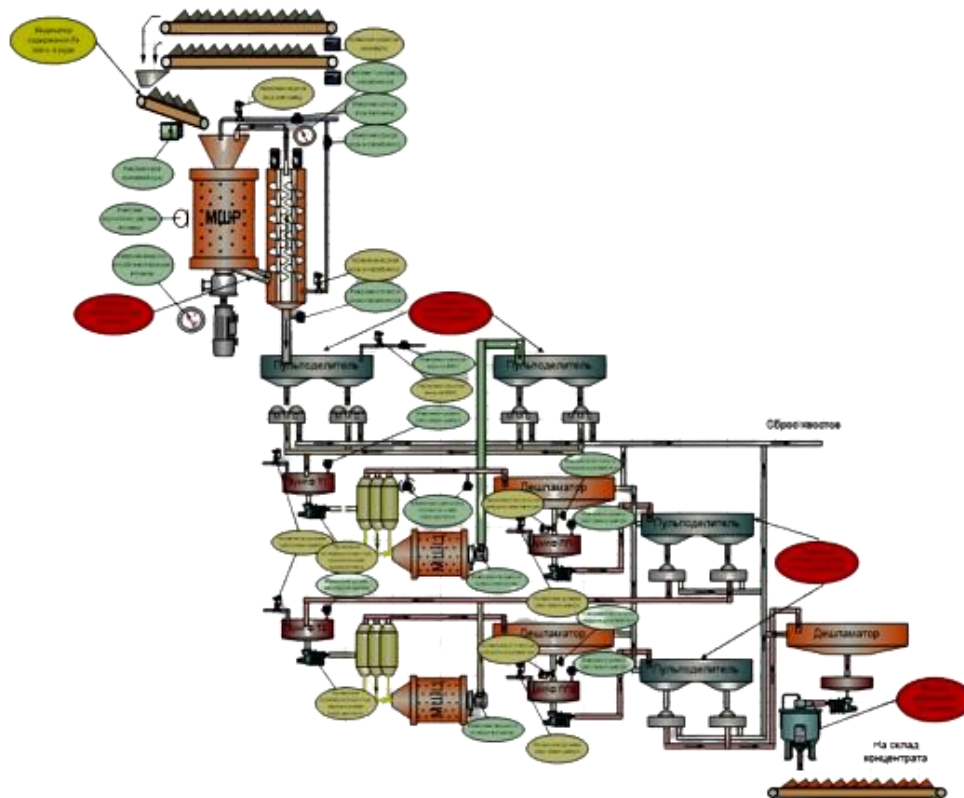


Рис.1. Схема апаратів і ланцюгів процесу збагачення на ПАТ «Північний ГЗК»

У наш час автоматизація процесів стає величезним фактором для ефективного виробництва у сфері промислового видобутку, зокрема, при видобутку рудних корисних копалин. Автоматизація гірничодобувних процесів може призвести до значного підвищення продуктивності, зменшення відходів та підвищення ефективності. Однак існуючі системи не є ідеальним рішенням, а їх альтернативи можуть мати значні обмеження і труднощі, незважаючи на їх чисельну перевагу.

Існуюча АСУТП на комбінаті реалізована на базі засобів обчислювальної техніки, а також інтерфейсних ліній зв'язку для передачі даних, що забезпечують розподілену обробку інформації. Структурна схема наведена на рис. 2.

Аналіз досліджень і публікацій. Вивчення наукових досліджень і літератури в галузі використання інтелектуальних інструментів у процесах подрібнення підкреслює значний прогрес і багатообіцяючий потенціал цих технологій в автоматизації та вдосконаленні виробничих процедур.

Дослідники активно вивчають застосування штучного інтелекту, машинного навчання та інших інтелектуальних методологій таких як моделювання у подрібненні різноманітних матеріалів.

Дослідження показують, що інтеграція нейронних мереж у практику дроблення обіцяє підвищити як точність, так і ефективність процесу. Зокрема, деякі результати досліджень свідчать про те, що використання глибоких нейронних мереж у подрібненні матеріалів може призвести до більш точних і адаптивних результатів порівняно з традиційними методами.

Крім того, в кількох публікаціях підкреслюється важливість застосування методів машинного навчання для оптимізації параметрів шліфування з урахуванням цілого ряду факторів, таких як склад матеріалу, режими роботи і бажані кінцеві результати.

Постановка задачі. Ця стаття спрямована на розгляд та аналіз основних задач, пов'язаних з використанням інтелектуальних засобів у процесах подрібнення на ПАТ «Північний ГЗК». Основні завдання, які будуть розглянуті: покращення якості та точності: Вивчення можливостей застосування нейронних мереж та інших інтелектуальних методів для забезпечення вищої якості та точності процесу подрібнення.

Викладення матеріалу та результати. З розвитком технологій онлайн-вимірювання у сфері збагачення корисних копалин зростають можливості моніторингу різних технологічних змінних у режимі реального часу. Крім того, зростає тенденція до розробки гнучких сенсорних моделей для критично важливих змінних установки, які раніше були недоступні. Ці досягнення значно підвищують можливість застосування передових методів управління у збагаченні корисних копалин. Однак для успішного впровадження таких методів необхідне всебічне розуміння динамічної поведінки технологічної схеми і складних взаємодій між змінними процесу, що регулюються ззовні, і внутрішніми (а також змінними, пов'язаними з продуктивністю). Динамічне моделювання в реальному часі є цінним інструментом для отримання такого розуміння з мінімальними витратами.

Для моделювання технологічних схем у гірничо-збагачувальному секторі доступні численні інструменти та методології моделювання. Ці інструменти широко використовуються і довели свою ефективність для вирішення таких завдань, як проектування заводу, визначення розмірів обладнання для планування виробничих потужностей, оптимізація схем, діагностика проблем і оцінка витрат. Однак більшість цих пакетів моделювання покладаються на стаціонарний аналіз, прикладом чого є METSIM, USIM PAC, Limn та JKSImMet. Крім того, вони часто використовують емпіричні моделі, іноді надто спрощені або "чорні ящики", які не можуть бути узагальненими для різних операцій підрозділу.

На рис. 3 зображено схему повного циклу процесу збагачення на ПАТ «Північний ГЗК», яка побудована у пакеті USIM PAC.

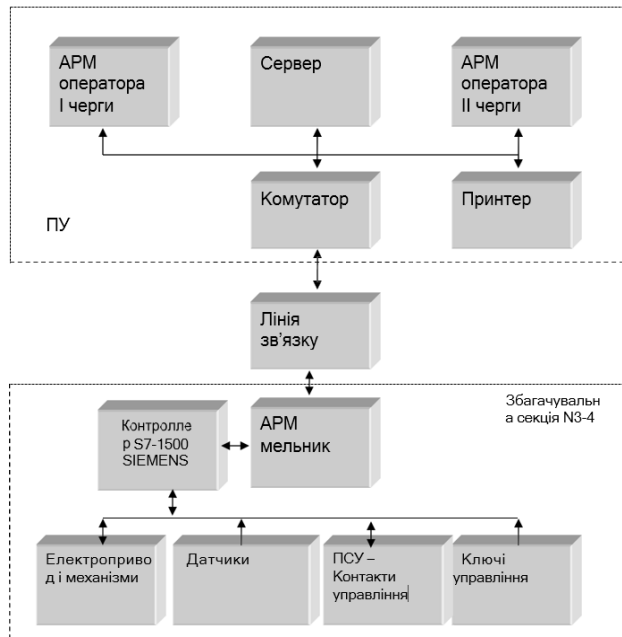


Рис.2. Структурна схема існуючої АСУТП «Північний ГЗК»

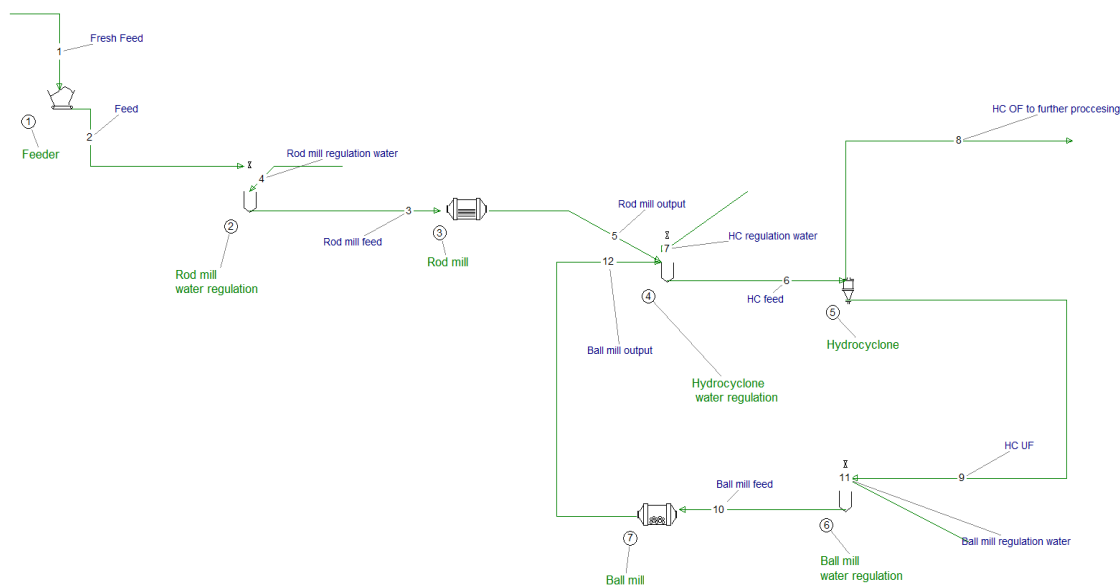


Рис.3. Технологічна схема повного циклу збагачення на ПАТ «Північний ГЗК»

Усі параметри моделі наведено в таблиці 1.

Таблиця 1

Параметри моделей

Одиниця	Моделі та основні параметри	Значення
#1 – Feeder	Міксер (0)	
#2 – Rod mill regulator	Регулятор щільності (0)	
	Відсоток твердих речовин на виході регулятора (%)	70
#3 – Rod mill	Млин (0A)	
	d80 при розвантаженні млина	600 μm
#4 – Hydrocyclone regulator	Регулятор щільності (0)	
	Відсоток твердих речовин на виході регулятора (%)	
#5 – Hydrocyclone	Гідроциклон (0B)	
	Коротке замикання (%)	25
	d80 вихідного тонкого потоку	60 мкм
	Виправлена недосконалість кривої розділу	0,4
#6 – Ball mill regulator	Регулятор щільності (0)	
	Відсоток твердої речовини на виході регулятора (%)	55
#7 – Ball mill	Млин (0A)	
	Нахил гранулометричного складу продукту	100 μm
	Розраховано	

Алгоритм моделювання USIM PAC є ітеративним. На кожній ітерації він розраховує вихідні потоки від кожної одиниці обладнання, використовуючи модель роботи установки як функцію потоків живлення. Після розрахунку потоків на кожній ітерації всі розраховані витрати порівнюються зі значеннями з попередньої ітерації.

Для досягнення збіжності алгоритму зазвичай встановлюється критерій збіжності, який може бути заснований на різницях між значеннями на поточній і попередній ітераціях. Конвергенція досягається, коли цей критерій збіжності виконується. Зазвичай критерій збіжності може бути виражений як сума всіх різниць найменших квадратів між витратами на поточній і попередній ітераціях, яка стає меншою за певне значення, встановлене як критерій зупинки ітеративного процесу.

Після розрахунку діаметрів млинів і гідроциклонів виконується пряме моделювання для оновлення матеріального балансу і збереження результатів. В наших моделях передбачено розрахунок не лише витрат і розподілу частинок за розміром для кожного потоку, але й споживаної потужності млинів і падіння тиску в гідроциклоні. Порівняльну характеристику наведено на рисунку 4.

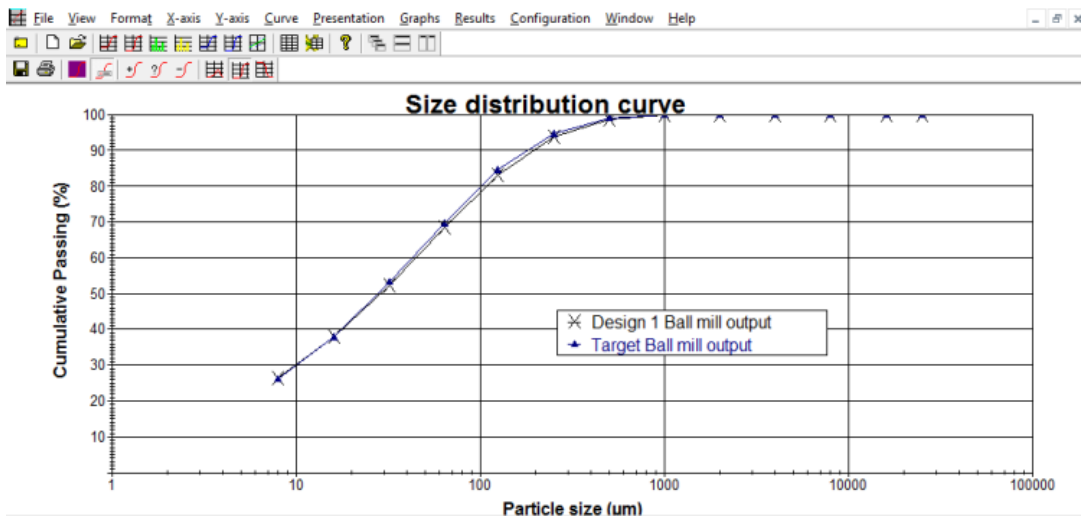


Рис.4.Порівняння об'єктивного та змодельованого виробництва кульового млина

Циркуляційне навантаження трохи перевищує навантаження цільового файлу. Невелике ручне збільшення стрижневої фрези діаметр від 1,87 до 2 м дає ближчі результати.

Так як зі зростом популярності нейронних мереж та штучного інтелекту зросли можливості прогнозування та швидкодії було прийнято рішення покращити існуючу систему автоматизації на базі нейрорегулятора. Для цього було використано пакет для модуляції Matlab і бібліотеку для нього Grinding Tool. Ця бібліотека містить апарати, які утворюють ланцюги збагачення.

Штучні нейронні мережі виявили свою корисність у різних областях для інтелектуального аналізу даних. Зазвичай вони використовуються для апроксимації функцій, класифікації та розпізнавання шаблонів.

Структура штучної нейронної мережі полягає у взаємозв'язку вузлів через синаптичні та активаційні зв'язки. Вага, присвоєна кожному зв'язку, визначає вплив вхідних даних на виходи. Кожен нейрон має три ключові елементи: зв'язки (ваги), суматор (який обчислює суму вхідних сигналів) і функцію активації, яка визначає вихідний сигнал.

Штучні нейронні мережі можна класифікувати за розташуванням нейронів і схемою зв'язку шарів: з прямим зв'язком, зі зворотнім зв'язком та самоорганізовані мережі. У мережах з прямим зв'язком інформація подається на вхід і передається через мережу без повернення інформації між шарами. Навчання в основному здійснюється за допомогою алгоритмів навчання на основі зворотного поширення.

Системи управління, які використовують нейронні мережі, можуть бути альтернативою тим, які побудовані на основі класичних методів управління. Це можливо завдяки тому, що нейронна мережа, яка має два шари і може мати будь-яку кількість вузлів у прихованому шарі, здатна апроксимувати будь-яку функцію дійсних чисел з потрібною точністю. Для впровадження функції прогнозування в систему моніторингу необхідно побудувати модель нейромережі.

Кожен вхід мережі відповідає одному з факторів. Виходи мережі відповідають продуктивності, точності та енергоспоживанню. Ваги мережі визначають значущість факторів.

На додаток до ідентифікації факторів, мережа може визначати прогнозований стан системи на основі наявних даних і оптимізувати роботу за заданим параметром. В якості параметрів оптимізації можна взяти T, W і Q, або введений узагальнюючий показник, який відображає всі три критерії, в залежності від їх значущості.

Для забезпечення системи моніторингу функцією прогнозування необхідно побудувати нейромережеву модель вигляду

$$y(k+d) = N \begin{bmatrix} y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k) \\ u(k-1), \dots, u(k-n+1) \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де $y(k)$ – вхід моделі; d – кількість циклів прогнозування; $u(k)$ – вихід моделі.

Необхідно спроектувати нелінійний регулятор наступного загального вигляду:

$$u(k) = G \begin{bmatrix} y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1) \\ y_r(k+d), u(k-1), \dots, u(k-m+1) \end{bmatrix}. \quad (2)$$

На рис. 5 показано вже зібрану схему моделювання.

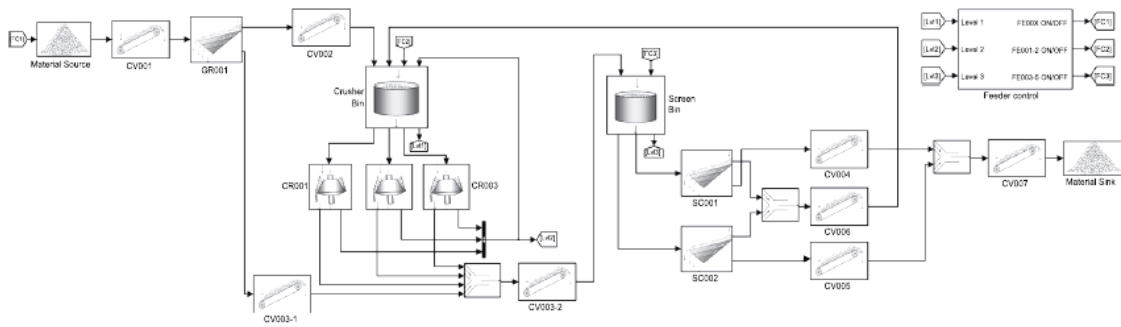


Рис.5.Схема процесу на базі нейрорегулятора побудована в Matlab

Результат роботи системи з навченим контролером показано на рис. 6, де крива 1 показує вхідний сигнал; а крива 2 - вихідний сигнал.

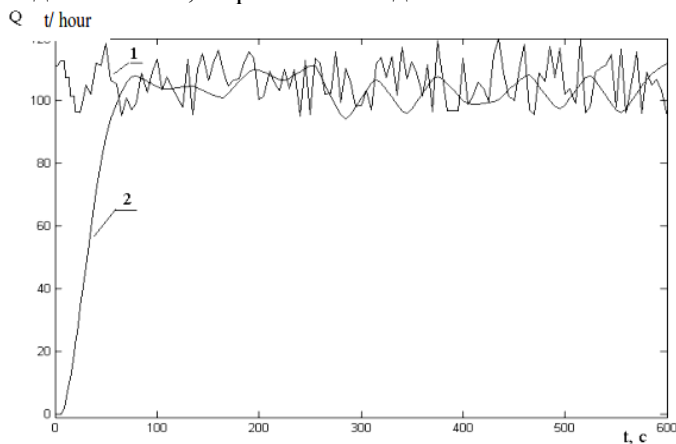


Рис.6. Результати навчання нейромоделі

Висновки та напрямок подальших досліджень: На прикладі «Північного ГЗК» було продемонстровано використання різних інтелектуальних засобів для автоматизації процесу подрібнення. Дані варіанти дали змогу покращити якість різних параметрів цього технологічного процесу. У рамках дослідження було акцентовано увагу на моделюванні динамічних ефектів у виробництві через механічні модифікації процесу. Далі аналіз повинен зосередитися на контурах керування, де налаштовуються регулятори, і випробовуються різні

алгоритми наглядового контролю та враховується більше збурень.

Ця робота продемонструвала, як динамічне моделювання може використовуватися для оцінки ефектів від модифікації процесу і прогнозування фактичної продуктивності. Незважаючи на складність динамічного моделювання, воно має вищий потенціал у прогнозуванні фактичної продуктивності. Розроблені системи, використані у цій роботі, стануть корисними інструментами для подальших досліджень у галузі автоматизації для покращення показників.

Список літератури

1. **Купін О.І.** Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології: Монографія / А.І. Купін. Кривий Ріг: КТУ, 2008. 204 с.
2. Автоматизовані системи керування процесами термічної обробки котунів на конвеєрній випалювальній машині: монографія / **В.Й. Лобов, Л.І. Єфіменко, М.П. Тиханський, С.А. Рубан.** Кривий Ріг: Видавець ФОП Чернявський Д.О., 2015. 250 с.
3. **Купін, А.** Інтелектуальна ідентифікація та управління в умовах технологічного процесу збагачення, Кривий Ріг: КТУ, 2008.
4. **Купін, А.** Нейронна ідентифікація технологічного процесу збагачення залізної руди, Матеріали 4-го семінару IEEE з інтелектуального збору даних та передових технологій і застосувань обчислювальних систем, 2007. 225-227 с.
5. **Назаренко, В., Купін, А.** Інтелектуальне керування процесом збагачення магнетитових кварцитів, матеріали XXIII Міжнародної конференції з автоматичного керування. Вінниця, 2006. 406-409 с.
6. **Купін, А.** Обґрунтування використання технологій штучного інтелекту для управління процесом збагачення магнетитових кварцитів, Кривий Ріг: Вісник КТУ, Вип.1, 2003. 51-55 с.
7. **Купін, А.** Прогнозування якісних показників збагачення залізної руди за допомогою емулятора нейронної мережі, Матеріали II Міжнародної конференції "Стратегія в промисловості та освіті", Том 1, Болгарія, ТУ Варна: 2006. 99-102 с.
8. **Азарян А., Кириченко Ю., Кучер В.** Автоматизація першої стадії подрібнення, класифікації та магнітної сепарації - реальний шлях підвищення ефективності збагачення залізної руди, Кривий Ріг: Вісник КНУ: зб. наук. праць, Вип.36, 2014. 276-280 с.

Рукопис подано до редакції 11.03.24