

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
ЧОРНОМОРСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ  
ІМЕНІ ПЕТРА МОГИЛИ

СЕНЬКО АНТОН ОЛЕКСАНДРОВИЧ



УДК 004.942

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ПІДТРИМКИ  
ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ ПРОЦЕСУ ПОДРІБНЕННЯ  
НА ОСНОВІ НЕПРЯМОГО ВИЗНАЧЕННЯ МІЦНОСТІ РУДИ**

Спеціальність 05.13.06 – інформаційні технології

Автореферат дисертації  
на здобуття наукового ступеня  
кандидата технічних наук

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана на кафедрі комп'ютерних систем та мереж у Криворізькому національному університеті Міністерства освіти і науки України.

Науковий керівник: доктор технічних наук, професор  
**Купін Андрій Іванович**,  
Криворізький національний університет,  
завідувач кафедри комп'ютерних систем та мереж

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, професор  
**Філатов Валентин Олександрович**,  
Харківський національний  
університет радіоелектроніки,  
завідувач кафедри штучного інтелекту

доктор технічних наук, професор,  
**Гожий Олександр Петрович**,  
Чорноморський національний університет  
імені Петра Могили, м. Миколаїв,  
професор кафедри інтелектуальних  
інформаційних систем

Захист відбудеться 02 жовтня 2020 р. о 14<sup>00</sup> годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 38.053.05 в Чорноморському національному університеті імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68 Десантників, 10.

З дисертацією можна ознайомитися в бібліотеці Чорноморського національного університету імені Петра Могили за адресою: 54003, м. Миколаїв, вул. 68 Десантників, 10, та за електронною адресою: <https://chmnu.edu.ua/disertatsiyi/>.

Автореферат розісланий 31 серпня 2020 р.

Вчений секретар  
спеціалізованої вченої ради



Євген ДАВИДЕНКО

## ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

**Актуальність теми.** Подрібнення руди за допомогою комплексу спеціальних млинів на гірничо-збагачувальному комбінаті (ГЗК) є одним з початкових етапів виробництва чорних металів. Процес характеризується високою ресурсоемністю та істотно впливає на якість подальшої переробки. У процесі експлуатації намагаються дотримуватися режимів максимальної продуктивності, але при цьому не допускати перевантаження млинів й аварійної зупинки. Одна година простою млина означає недоотримання 290–310 т готового класу для наступних стадій збагачення і тягне додаткові витрати на повторний запуск.

Існуючі інформаційні технології (ІТ) підтримки прийняття рішень при регулюванні, а тим більше ручне управління подрібнюючим комплексом (млинокласифікатор, млин-гідроциклон), не забезпечують сталого і оптимального за параметрами технологічного процесу. Ситуація характерна неможливістю проводити прямі вимірювання завантаження млина, складністю отримання актуальної інформації про твердість, збагачувальність руди, процентний вміст заліза в ній, щільність і гранулометричний склад вихідного продукту зі зливу класифікатора.

У наукових працях більшості вітчизняних вчених показано, що найбільш важливу роль у технологічній лінії збагачення руд відіграють процеси подрібнення і класифікації. Результати ґрунтовних досліджень у галузі автоматизації та оптимізації процесів збагачення залізних руд, що опубліковані в роботах вітчизняних та закордонних вчених за останні десять років свідчать про актуальність питань розробки сучасних ІТ підтримки прийняття рішень в межах систем управління технологічних процесів збагачення руд з випадковими в часі текстурними характеристиками.

В опублікованих дослідженнях наведені і охарактеризовані залежності між окремими параметрами технологічного процесу, але відсутні комплексні рекомендації з побудови ефективних систем управління. Отже, на даний момент актуальним завданням є розвиток інтелектуальних інформаційних технологій, моделей і методів для систем комп'ютерної підтримки прийняття рішень (СКПР) з оперативним управлінням головним комплексом збагачувальної фабрики.

**Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.** Роботу виконано у рамках Концепції Загальнодержавної цільової економічної програми розвитку промисловості на період до 2020 року (розпорядження Кабінету Міністрів України № 603-р від 17.07.13 р.). Дослідження проводились в рамках НДР Криворізького національного університету «Наукові основи створення сучасних інформаційних та телекомунікаційних технологій для автоматизованого інтелектуального керування технологічними процесами в умовах гірничого виробництва» (№0116U001776), «Промислові випробування інтелектуальної технології автоматизованого нейрокерування процесом збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності» (№0109U005385). «Розробка проекту програмного забезпечення інформаційної системи підприємства» (№0111U005589).

**Мета й завдання дослідження.** Метою роботи є підвищення ефективності технологічного процесу (ТП) шляхом дослідження залежностей між фізико-механічними властивостями первинної сировини (зокрема, міцності залізної руди) та показниками подрібнення для можливості непрямого визначення оптимальних режимів роботи секції збагачення на основі застосування інформаційної інтелектуальної технології прийняття рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі:

1. Дослідження технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Визначення статичних та динамічних характеристик цих комплексів, а також статистичних характеристик збурень на процес подрібнення руди.

2. Дослідження залежності між властивостями руди та показниками збагачуваності, визначення впливу якості. Встановлення критерію прийняття рішень.

3. Розробка методів прийняття рішень, прогнозуючих моделей для здійснення розрахунків у межах інтелектуальної СКПР. Формування власної бази знань шляхом навчання та дослідження інтелектуальних моделей.

4. Розробка структури СКПР та її практична реалізація. Обґрунтування та вибір засобів оперативного контролю якісних та кількісних показників ТП.

**Об'єкт дослідження** – інформаційні процеси технології збагачення залізородної сировини в умовах гірничо-збагачувального комбінату.

**Предмет дослідження** – математичні моделі, критерії, методи прийняття рішень, залежності між фізико-механічними властивостями первинної сировини та показниками подрібнення.

**Методи досліджень:**

- наукове узагальнення і систематизація – для визначення сучасного стану питання підтримки прийняття рішень для процесів подрібнення руди кульовим млином, постановки цілей і завдань дослідження;

- методи математичної статистики, кореляційного і регресійного аналізу – для експериментального визначення статичних характеристик;

- методи кластерного аналізу та Big Data, нейромережевої класифікації, генетичні алгоритми – для формування навчальної вибірки, розрахунку та настроювання параметрів ТП, оптимізації режимів роботи технологічних комплексів магнітного збагачення залізних руд за рахунок автоматизації прийняття рішень.

**Наукова новизна отриманих результатів:**

- вперше запропоновано метод непрямого визначення вхідного параметру роботи секції збагачення, оснований на прогнозуванні із застосуванням накопичених статистичних даних, що надає переваги в часі отримання інформації в порівнянні із лабораторним аналізом та збільшує оперативність керування;

- дістав подальшого розвитку метод формування навчальної вибірки прогнозуючої нейромережі із розбиттям накопичених статистичних даних на кластери, що зменшує ймовірність перенавчання та збільшує точність подальшого прогнозування за рахунок обмеження діапазонів значень вхідних параметрів;

– вдосконалена прогноуюча модель на основі комбінації методу кластерного аналізу та нейромережевої технології, де на відміну від існуючих у якості вхідних параметрів виступає поточний стан, що дозволяє здійснювати непряме визначення властивостей мінеральної сировини в режимі реального часу.

**Обґрунтованість та достовірність наукових положень, висновків і рекомендацій** підтверджується використанням апробованих у науці методів підтвердження гіпотез і теорій із застосуванням класичного математичного апарату й результатами практичної реалізації (максимальна похибка до 15%).

#### **Практичне значення одержаних результатів.**

Програмне забезпечення, алгоритми і методики використано підприємствами Кривого Рогу: ТОВ «Криворізький інститут автоматики», ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія».

Результати роботи впроваджено в навчальний процес на кафедрі комп'ютерних систем та мереж ДВНЗ «Криворізький національний університет» у рамках дисциплін: «Комп'ютерні системи», «Комп'ютерні мережі», «Дослідження комп'ютерних систем штучного інтелекту», а також при дипломному проектуванні за спеціальністю 123 – «Комп'ютерна інженерія», 122 – «Комп'ютерні науки», 015 – «Професійна освіта. Комп'ютерні технології».

#### **Особистий внесок здобувача.**

Основні наукові результати, які виносяться на захист, одержані автором особисто. У друкованих працях, опублікованих у співавторстві, здобувачеві належать такі результати: [1, 2] – обґрунтування та пропозиція використання непрямого визначення міцності руди; [3, 4, 5] – визначення набору параметрів для прогнозування продуктивності роботи секції збагачення; [9, 10] – аналіз математичних моделей, що описують фізичні процеси і явища, котрі призводять до поділу мінеральних компонентів у апаратах для розділу [6, 7] – запропоновано модель оперативного прогнозування, основу на методах Data Mining у поєднанні з методами нейронних мереж та нечіткої логіки; [8, 11, 12, 13] – розроблено інформаційну технологію прогнозування параметрів секції збагачення.

#### **Апробація результатів дисертації.**

Основні положення й результати дисертаційної роботи доповідалися на міжнародних та всеукраїнських науково-технічних конференціях: VII всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2014), VIII всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2015), Міжнародній науково-технічній конференції «Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні» (м. Дніпро, 2015, 2017–2019), Міжнародній науково-технічній конференції «Сталий розвиток промисловості та суспільства» (м. Кривий Ріг, 2015), 11th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications: Integration, Harmonization and Knowledge Transfer (ICTERI-2015) (м. Львів, 2015), IX Всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2016), X Всеукраїнській науково-технічній конференції «Комп'ютерні інтелектуальні системи та мережі» (м. Кривий Ріг, 2017).

**Публікації.** Основні положення та результати досліджень роботи опубліковано в 14 друкованих виданнях, зокрема 1 колективна монографія,

1 стаття, що входить до наукометричної бази SCOPUS, 6 статей – у фахових наукових виданнях, що входять до переліку рекомендованих МОН України, 6 тез доповідей – у матеріалах наукових конференцій.

**Структура та обсяг роботи.** Дисертаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел зі 154 найменувань і додатків. Загальний обсяг дисертації складає 162 сторінки (з них 141 – основного тексту). У роботі 32 рисунки, 21 таблиця.

## ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

Вступ до дисертації містить обґрунтування актуальності теми дослідження, формулювання мети й завдань дисертаційної роботи, визначення об'єкта та предмета дослідження, методологічну основу досліджень, опис основних наукових результатів, їхньої новизни та практичної цінності, зв'язок роботи з науковими програмами й темами, а також відомості про публікації, особистий внесок автора роботи, відомості про апробацію та впровадження результатів дослідження, структуру роботи.

**У першому розділі** проведено дослідження технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів для автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Здійснено визначення статичних та динамічних характеристик цих комплексів, а також статистичних характеристик збурень на процес подрібнення.

Великого значення для дослідження зазначених питань мають роботи авторів: В. З. Козіна, О. М. Марюти, Є. В. Кочури, В. О. Ульшина, В. О. Бунька, Ю. Г. Качана, В. С. Процуто, В. С. Моркуна, В. І. Архангельського, Г. Г. Грабовського, С. L. Carr, D. A. Stanley, B. Weck, B. J. Scheiner, M. A. Reuter та інших. Разом з тим на сьогоднішній день фактично немає ефективного вирішення завдання створення надійного інформаційного забезпечення для визначення оптимальних режимів роботи секції збагачення.

У процесі подальшого дослідження було визначено, що:

Рудопідготовка включає технологічні процеси дроблення і подрібнення, затрати на котрі складають більше половини собівартості гірничо-збагачувального виробництва. Тому актуальним питанням є проведення досліджень з метою зниження витрат на ці процеси шляхом створення автоматизованої системи комп'ютерної підтримки рішень (СКПР) для оперативного управління ними.

Здійснені дослідження довели, що для автоматизованого управління процесом подрібнення найбільш ефективними є СКПР, в котрих стратегія управління оснований на включенні математичної моделі в контур прийняття рішень і прогнозуванні результатів процесу в режимі реального часу.

Процеси мокрого кульового або самоподрібнення з позиції автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень є складними динамічними об'єктами, моделі яких мають нестационарні параметри, нелінійні залежності та стохастичні змінні. Ці процеси мають різні режими роботи (змінну структуру), значні транспортні запізнення та чутливі до якості руди.

У процесі дослідження встановлено, що параметром, який дозволить значно поліпшити результати прогнозування продуктивності секції збагачення,

є міцність руди. Але швидкість зміни сировини та відсутність на зараз відповідних технічних засобів не дозволяють досі застосувати методи прямого визначення даного показника. Тому у праці виявлено необхідність розробки непрямого методу та ІТ для визначення даного показника у складі СКПР.

Для досягнення заданої мети потрібно виконати такі завдання:

- розробити метод непрямого визначення вхідного параметру роботи секції збагачення оснований на ІТ прогнозування із застосуванням накопичених статистичних даних, що надасть переваги у часі отримання інформації у порівнянні із лабораторним аналізом та збільшує оперативність керування;

- розвинути метод формування навчальної вибірки прогнозуючої нейромережі із розбиттям накопичених статистичних даних на кластери, що зменшить ймовірність перенавчання та збільшує точність подальшого прогнозування за рахунок обмеження діапазонів значень вхідних параметрів;

- вдосконалити прогнозуючу модель на основі комбінації методу кластерного аналізу та нейромережевої технології, де на відміну від існуючих, в якості вхідних параметрів виступають поточний стан, що дозволяє здійснювати непряме визначення властивостей мінеральної сировини в режимі реального часу;

- розробити та впровадити СКПР на основі прогнозуючої моделі, що надасть оператору інтерфейс для відображення впливу зміни керуючих параметрів на режим роботи секції.

**Другий розділ** дисертаційного дослідження присвячено класифікації інформаційних ознак технологічних типів руд, встановленню залежності між властивостями руд, аналізу технологічних процесів та оптимізації режимів роботи секції збагачення.

За результатами досліджень встановлено:

На пробах малої маси можна отримати інформаційні технологічні показники, практично аналогічні отриманим на пробах великої маси.

Показники збагачення знаходяться в кореляційній залежності від інформаційних параметрів якості руди, що дозволяє скоротити число прямих технологічних дослідів для оконтуровування руд.

Ступінь зміни мінерального складу, фізичних і технологічних властивостей співрозмірна зі ступенем зміни вмісту основних корисних компонентів.

В ході дослідження, проведеного на базі підприємства ПАТ «ІнГОК», була проаналізована технологічна статистика секції збагачення. При спробі виявити залежність продуктивності по руді від вмісту фракцій (0–10 мм, 10–20 мм, 20+ мм), коефіцієнту кульового завантаження, вмісту заліза (загального та частки магнітного) була отримана низька кореляція (Рисунок 1).

Подальші дослідження довели, що головною причиною вищезазначеного факту є наявність декількох різновидів (сортів) руд з відмінними властивостями у первинній суміші сировини, що подається на збагачення (тобто у шихті). Для усунення цього явища треба знайти можливості виокремлення статистичних даних за кожним сортом руди, визначення окремих класів та подальше визначення індивідуальної технології здійснення ТП збагачення. Це обумовило подальше застосування методів кластеризації (Рисунок 2) на основі визначення міцності окремих різновидів руди.

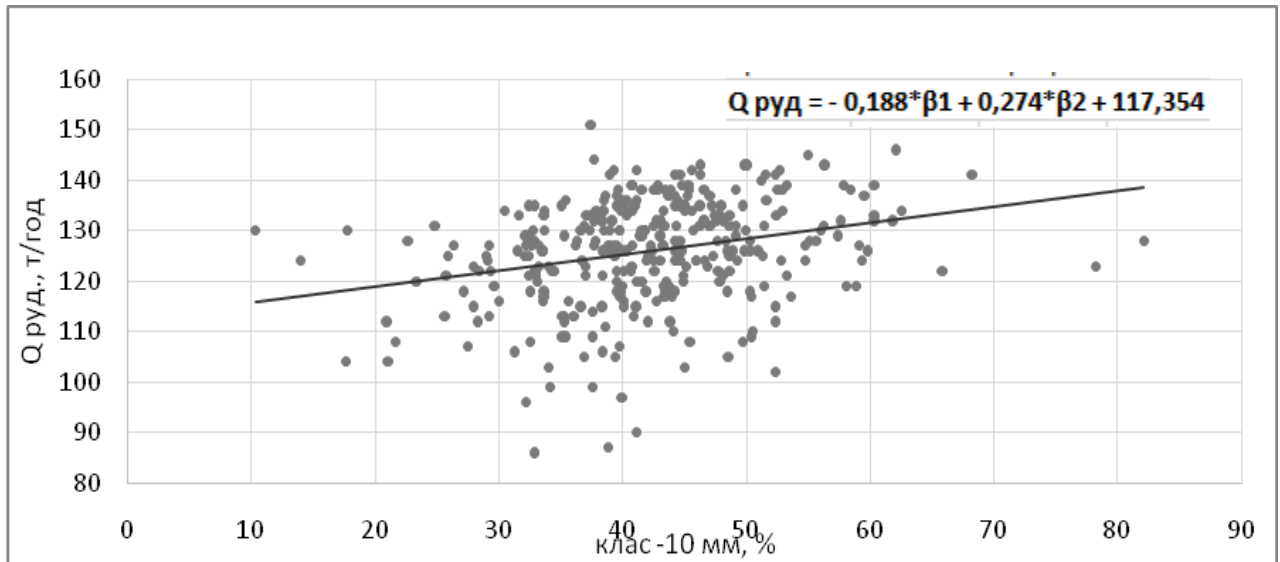


Рисунок 1 – Залежність продуктивності по руді ( $Q_{\text{руд}}$ ) від класу –10 мм

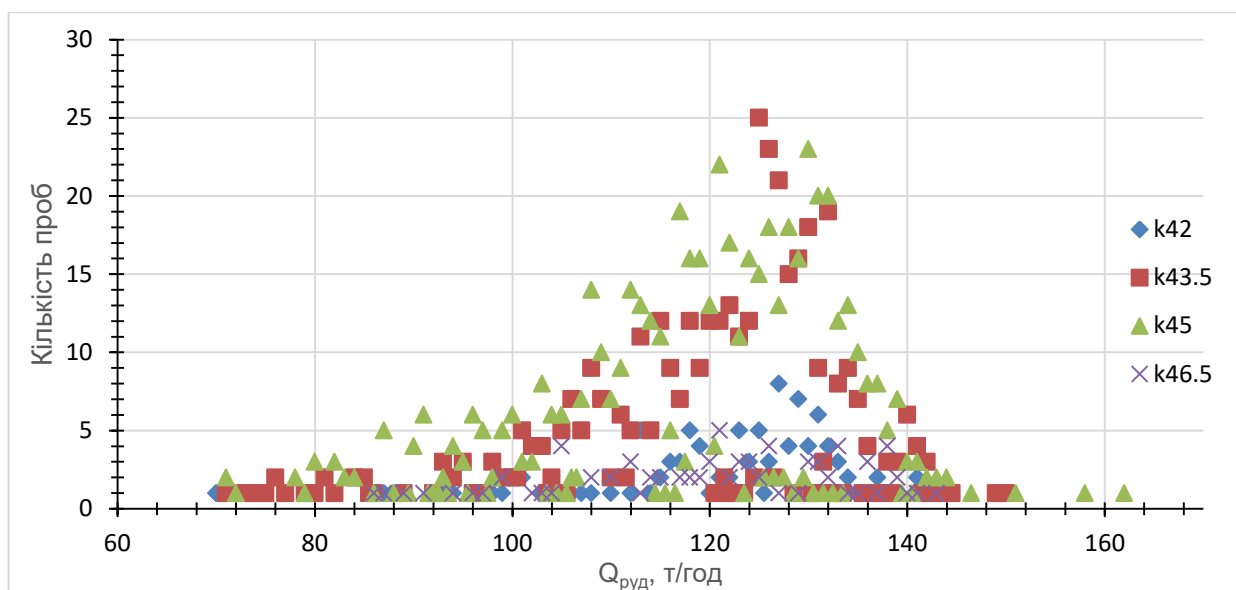


Рисунок 2 – Залежність продуктивності по руді ( $Q_{\text{руд}}$ ) від коефіцієнту кульового завантаження ( $k$ )

На даний момент відсутня технічна можливість прямого отримання характеристик руди, що подається на вхід секції збагачення, а лабораторний аналіз забезпечує дискретний потік інформації, що виключає можливість оперативної реакції на зміни сировини. Тому в роботі було поставлено і послідовно вирішено завдання непрямого визначення міцності окремих сортів руди із застосуванням ІТ з прогнозуючою моделлю.

У якості параметра для непрямого визначення міцності пропонується використати показники навантаження обладнання для подрібнення. Подальші дослідження направлені на статистичну обробку технологічних даних підприємства з метою виявлення зв'язків міцності руди з іншими параметрами та розробки методу непрямого визначення даного показника.

Вищезазначене підтверджує висновки про доцільність вибору та розробки перспективних методів контролю та прийняття рішень для технологічних процесів, що супроводжують функціонування об'єктів автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень.



Наявність великих обсягів даних, отриманих в результаті функціонування SCADA-систем (Supervisory Control And Data Acquisition), забезпечує створення і практичне застосування моделей, заснованих на методах Data Mining у поєднанні з методами нейронних мереж. Прогнозування на основі попереднього «досвіду» надає інформацію про сировину у проміжках часу між лабораторними дослідженнями.

**Третій розділ** дисертаційної роботи присвячений розробці методів автоматизованого прийняття рішень, прогнозуючих моделей для здійснення розрахунків у межах інтелектуальної СКІР. Формування власної бази даних шляхом навчання та дослідження інтелектуальних моделей.

З метою виявлення «прихованих» зв'язків між параметрами виробничого процесу збагачення руди, які можуть впливати на його хід, були використані методи Data Mining.

Для формування моделей відображення простору входів виробничого процесу збагачення сировини на простір його виходів проведена обробка на прикладі даних роботи млина, зібраних протягом місяця. Фрагмент даних наведено в таблиці 1.

Всього було вироблено 95 замірів за 7 параметрами (класів крупності, коефіцієнту кульової завантаження млина, вмісту заліза, вмісту магнітного заліза і продуктивності млина).

Таблиця 1 – Статистика роботи млина (фрагмент)

Клас крупності 0–10 мм, %	Клас крупності 10–20 мм, %	Клас крупності +20 мм, %	Коефіцієнт кульового завантаження К	Вміст заліза Fe, %	Вміст магнітного заліза Fe <sub>mag</sub> , %	Продуктивність Q <sub>ore</sub> , т/год
60,3	26	13,7	46,5	29,87	20,45	139
45	41	14	43,5	29,87	20,45	135
38,5	54,9	16,4	40,5	31,62	22,2	134
29,1	53,7	17,2	43,5	31,62	22,2	124
47,44	39,08	13,48	46,5	31,47	22,08	133
38,4	46,84	14,16	43,5	31,47	22,08	121
40,89	42,35	16,76	43,5	32,88	23,28	113
37,6	40,77	21,63	46,5	32,88	23,28	99

Відібрані параметри були піддані кластерному аналізу. Після обробки даних використовуючи the Microsoft Clustering algorithm було отримано 5 кластерів. Профілі отриманих кластерів представлені в додатках дисертації. З них виділені ті, в яких параметр продуктивності набуває максимальні значення. Даним вимогам відповідають Cluster 2 і Cluster 3. Cluster 3 має більш високі значення показника Q<sub>ore</sub> з урахуванням відхилення від середнього значення, тому його параметри були обрані в якості оптимальних для роботи секції збагачення.

Було проведено аналіз статистичних даних показників збагачення на персистентність (табл. 2) із застосуванням методу R/S-аналізу.

Таблиця 2 – Результати розрахунків показників хаотичності часових рядів

Досліджуваний часовий ряд	Показник Херста Н
Q(t)	0,0334
$\beta_1(t)$	0,0272
$\beta_2(t)$	0,0273
$\beta_3(t)$	0,0333

Для всіх рядів значення коефіцієнта Херста не перевищує 0,0334. Тобто  $H < 0,5$  (ряди антиперсистентні, очікується зміна тенденції).

Застосування запропонованого підходу до зазначених вище часових рядів дало можливість збільшити показник Херста до значень  $H > 0,573$ . На основі цього можна зробити усереднені прогнози значень ряду для збільшених періодів часу.

Але даний підхід не дає можливості говорити про трендовість показників часових рядів для коротких проміжків часу, що ставить під сумнів можливість прогнозування змін параметрів роботи секції збагачення на коротких проміжках часу.

Для вирішення даної проблеми було запропоновано досліджувати представлені часові ряди окремими проміжками, що отримуються в результаті кластеризації.

Специфіка завдань формування моделей збагачувальних процесів передбачає реалізацію великого обсягу обчислень. У зв'язку з цим актуально визначення найбільш раціональних варіантів організації обчислювального процесу. Для вирішення означеної проблеми запропонована топологія і архітектура інформаційної системи, яка повинна забезпечити інтегроване уявлення і систематизацію класів розв'язуваних завдань і різнорідних виконавців (використовуваних програмних засобів).

Досліджено можливості використання різного математичного апарату для створення моделей оперативного прогнозування. Наявність великих обсягів даних, отриманих в результаті функціонування SCADA-систем, забезпечує створення і практичне застосування моделей, заснованих на методах Data Mining в поєднанні з методами нейронних мереж та/або нечіткої логіки. В ході аналізу були виділені кластери високого рівня продуктивності млина. Для отримання кластерів використані Microsoft Clustering algorithm (які включають метод the Expectation Maximization і K-means clustering). Створені моделі дозволяють отримати результати, адекватні завданням оперативного управління виробничими процесами. Нелінійна залежність продуктивності від коефіцієнта кульової завантаження дозволяє отримати прийнятні показники продуктивності при зниженні витрат куль до 5%.

Для вирішення такого завдання була створена модель, представлена стандартною трьохшаровою (0–2) нейромережею зустрічного розповсюдження (Рисунок 3). Нейрони шару 0 слугують точками розгалуження і не приймають участі в обчисленнях. Кожен нейрон шару 0 пов'язаний з кожним нейроном шару 1 (шар Кохонена). Аналогічно пов'язані нейрони шару 1 і 2.

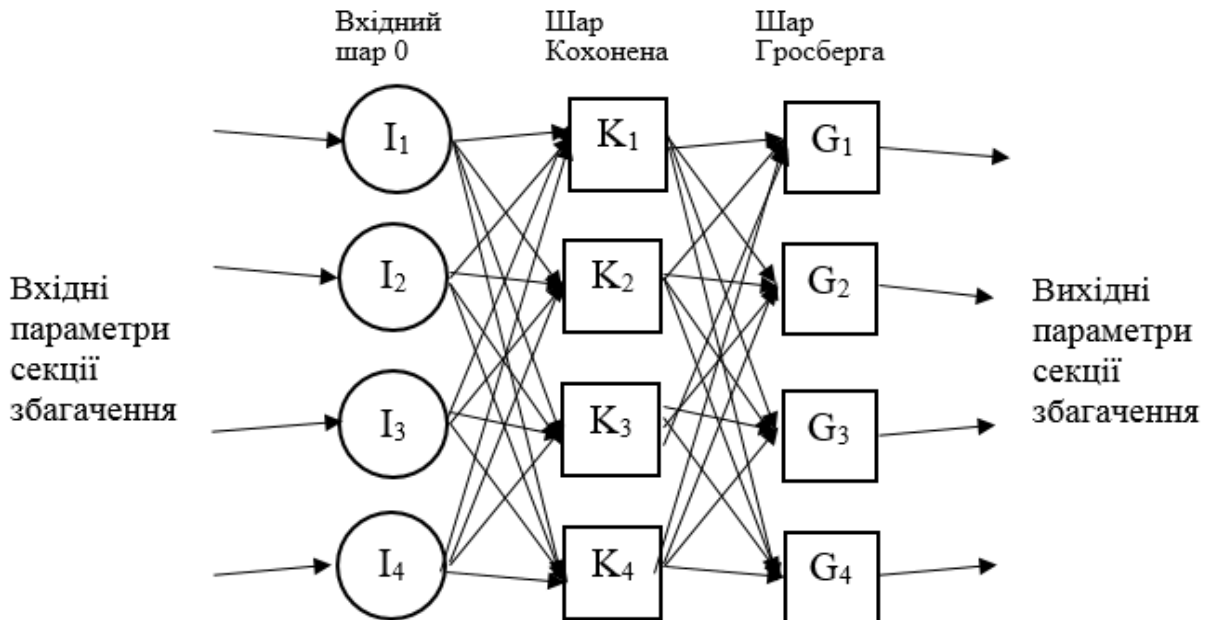


Рисунок 3 – Мережа із зустрічним розпізнаванням без зворотних зв'язків

Вихід кожного нейрона шару являється сумою зважених входів. В результаті порівняльного оцінювання зважених сум входів нейронів Кохонена визначається «переможець» – нейрон, для якого це значення максимальне. Виходу цього нейрона буде присвоєно значення 1, а іншим нейронам шару Кохонена – 0. Шар Кохонена класифікує вхідні вектори в подібні групи. Тим самим забезпечується відображення багатомірного простору входів в окіл однієї і тієї ж точки простору виходів.

Використання такої нейромережевої моделі передбачає апіорну класифікацію станів системи (процесу збагачення) на скінченне число варіантів. З кожним станом пов'язаний набір корегуючих впливів, що передбачають конкретні зміни керуючих параметрів. В якості основного критерію класифікації використовується значення вихідних векторів  $Y$ . Для визначення поточного стану процесу проводиться порівняння виходу нейромережевої моделі та збережених в інформаційній базі систем векторів, що визначають стан процесу збагачення.

Найбільш раціональним для прогнозування багатостадійних схем збагачення є варіант комбінованих рішень, що передбачає спільне використання моделей різних типів для різних станів процесу збагачення або різних компонентів (апаратів) схеми збагачення. Зважаючи на багатомірність задач, гетерогенність параметрів та наявність суттєвої невизначеності в залежностях між параметрами реальних виробничих процесів, для побудови моделі пропонується використовувати методи Data Mining. Створені моделі дозволять отримати результати, адекватні задачам оперативного управління технологічним процесом.

В ході дослідження проведено обробку статистичних даних, отриманих на першій стадії подрібнення залізної руди. В якості вхідних параметрів використані показники гранулометричного складу сировини. Метою обчислювального експерименту було виявлення зв'язків між процентним співвідношенням різних класів крупності та продуктивністю млина.

Експериментальним шляхом були оброблені результати для наступних топологій нейронних мереж: багатошаровий перцептрон, узагальнено-регресійна нейронна мережа, ймовірнісна нейронна мережа.

Для моделювання була обрана модель ймовірнісної нейромережі, що отримала максимальний коефіцієнт кореляції і проведених варіацій експерименту. Дана топологія дозволяє вирішити задачу класифікації і групування в умовах невизначеностей.

В режимі функціонування нейронної мережі надається вхідний сигнал  $\vec{x}$  та формується вихідний сигнал вектор  $\vec{y}$

$$y_j^{K1} = W_{1j}^1 x_1 + W_{2j}^1 x_2 + \dots + W_{Nj}^1 x_N = \sum_{l=1}^n W_{lj}^1 x_l, \quad (1)$$

де  $y_j^{K1}$  – вихід  $j$ -го нейрону Кохонена до активації;

$\vec{W}_j$  – вектор синоптичних ваг  $j$ -го нейрону Кохонена.

Шар Гроссберга працює сумісно із шаром, що видає єдину одиницю на виході (Шар Кохонена у режимі акредитації)

Вхід шару Гроссберга є зваженою сумою виходів шару Кохонена, тобто є шаром нейронів з лінійними функціями активації.

$$y_j^G = W_{1j}^2 y_1^K + W_{2j}^2 y_2^K + \dots + W_{mj}^2 y_n^K = \sum_{l=1}^m W_{lj}^2 y_l^K. \quad (2)$$

Коли шар Кохонена функціонує так, що лише один вихід рівний 1, а всі інші рівні 0, тобто

$$y_j^K = \begin{cases} 1, & \text{if } y_j^{K1} = \max_j y_j^{K1} \\ 0 & \text{if else} \end{cases}, \quad (3)$$

тоді кожен нейрон шару Гроссберга видає величину синоптичної ваги, що зв'язує цей нейрон з єдиним нейроном Кохонена, вихід котрого відмінний від 0

$$y_j^G = W_{ij}^2$$

При прогнозуванні критерію міцності ваги шару Гроссберга визначатимуть показники міцності руди за шкалою Протод'яконова (від 4 до 10).

В якості вхідних параметрів використовується гранулометрія класу 0–10 мм, гранулометрія класу 10–20 мм, вміст заліза, вміст магнітного заліза, хвости, продуктивність, живлення рудою, живлення водою, завантаження кулями, споживана енергія. В результаті навчання на ваги шарів Гроссберга та Кохонена набудатимуть значень:

$$y_1^{K1} = 0,080937x_1 + 0,122394x_2 + 0,049581x_3 + 0,020384x_4 + 0,119412x_5 + 0,078495x_6 + 0,094954x_7 + 0,181324x_8 + 0,024059x_9 + 0,049573x_{10}$$

$$y_2^{K1} = 0,091485x_1 + 0,130043x_2 + 0,05834x_3 + 0,028495x_4 + 0,18461x_5 + 0,080595x_6 + 0,075305x_7 + 0,178491x_8 + 0,029506x_9 + 0,059602x_{10}$$

$$y_3^{K1} = 0,11127x_1 + 0,142284x_2 + 0,047487x_3 + 0,043648x_4 + 0,122469x_5 + 0,078495x_6 + 0,072638x_7 + 0,166825x_8 + 0,036645x_9 + 0,047718x_{10}$$

$$y_4^{K1} = 0,074950x_1 + 0,11193x_2 + 0,0877493x_3 + 0,040049x_4 + 0,118495x_5 + 0,083749x_6 + 0,075531x_7 + 0,127711x_8 + 0,044402x_9 + 0,054183x_{10}$$

$$y_5^{K1} = 0,068493x_1 + 0,128459x_2 + 0,077493x_3 + 0,0644442x_4 + 0,127482x_5 + 0,081928x_6 + 0,093739x_7 + 0,117729x_8 + 0,049273x_9 + 0,032639x_{10}$$

$$y_6^{K1} = 0,083648x_1 + 0,117492x_2 + 0,02374x_3 + 0,027497x_4 + 0,0784902x_5 + 0,1137395x_6 + 0,097493x_7 + 0,187394x_8 + 0,028526x_9 + 0,030078x_{10}$$

$$y_7^{K1} = 0,073842x_1 + 0,118004x_2 + 0,053475x_3 + 0,068492x_4 + 0,118501x_5 + 0,086384x_6 + 0,13945x_7 + 0,29561x_8 + 0,042648x_9 + 0,023885x_{10}$$

$$y_j^G = 4y_1^K + 5y_2^K + 6y_3^K + 7y_4^K + 8y_5^K + 9y_6^K + 10y_7^K$$

Відображене в роботі застосування оптимізації на основі генетичних алгоритмів (ГА) може дозволити технологу прийняти найкраще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме при яких обертах барабану млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

Кожна хромосома (потенційне рішення) являє собою бінарним рядком довжиною  $m = \sum_{i=1}^k m_i$ . У цьому рядку перші  $m_1$  бітів позначають  $\chi_1$  з діапазону  $[a_1, b_1]$ , другі  $m_2$  – з діапазону  $[a_2, b_2]$  і т.д. У підсумку хромосома має такий вигляд

$$\underbrace{01010}_{m_1} \underbrace{1110}_{m_2} \underbrace{0011}_{m_k} \underbrace{1100}_{m_k}$$

Задається крім того розмір популяції  $M$  (число хромосом).

Далі робота ГА здійснюється відповідно до алгоритму (Рисунок 4).

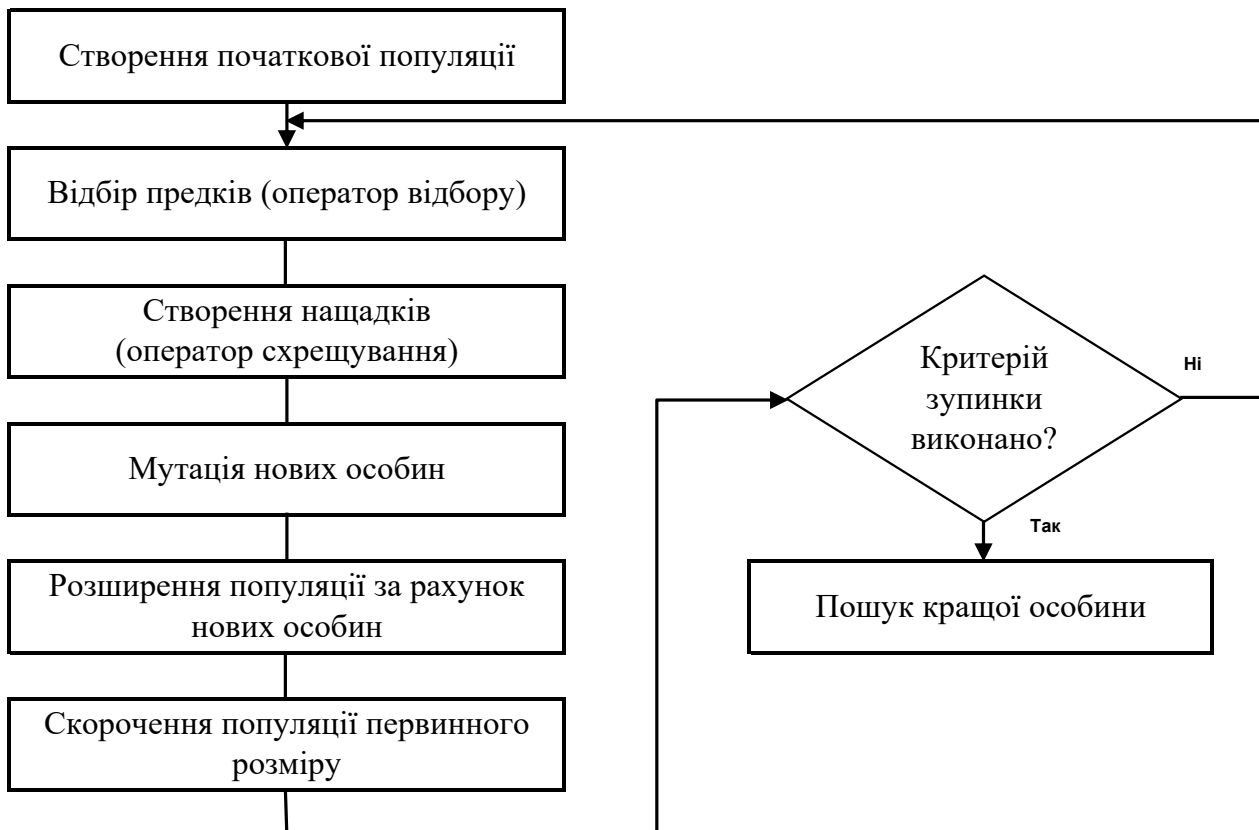


Рисунок 4 – Блок-схема роботи генетичного алгоритму (ГА)

Основні етапи наведеного вище алгоритму такі:

- у кожній генерації оцінюється кожна хромосома на предмет її придатності з використанням функції  $f$  на декодованому наборі змінних;
- відбирається нова популяція з урахуванням розрахованої придатності;
- за допомогою операторів схрещування й мутації хромосоми комбінуються в нову популяцію.

Після деякого числа генерацій, коли не спостерігається поліпшення популяції, краща хромосома представляє оптимальне (можливо, глобальне) рішення. Можлива також примусова зупинка алгоритму після фіксованого числа ітерацій.

Для процесу селекції слугує рулетка (генератор випадкових чисел) з розмірами секторів, пропорційних придатності кожного рядка. Розробка такої рулетки складається з таких кроків:

- обчислюється придатність  $\mu(a_j)$  для кожної хромосоми  $a_j, j = \overline{1, M}$ ;
- знаходиться загальна функція придатності всієї популяції

$$F = \sum_{j=1}^M \mu(a_j);$$

- визначається ймовірність вибору  $p_j$  для кожної хромосоми  $a_j$

$$p_j = t(a_j)/F;$$

- обчислюється кумулятивна (накопичена) ймовірність  $q_j$  для кожної хромосоми

$$q_j = \sum_{j=1}^{j^*} p_j.$$

Процес селекції заснований на обертанні колеса  $M$  разів, і щораз відбирається одна хромосома в нову популяцію в такий спосіб:

- генерується випадкове число  $r$  з діапазону  $[0, 1]$ ;
- якщо  $r < q_1$ , то вибирається перша хромосома  $a_1$ ; у протилежному випадку відбирається  $j$ -та хромосома  $a_j (2 \leq j \leq M)$  таким чином, щоб  $q_{j-1} < r \leq q_j$ .

Очевидно, що деякі хромосоми будуть обрані більше ніж один раз. Кращі хромосоми дають більше копій, середні – залишаються незмінними, погані – вмирають. Нові рішення на цьому етапі не створюються.

За один крок процедури виконання ГА вдалося просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції. Далі необхідно знову застосувати селекцію, схрещування й мутацію, оцінити отриману генерацію, поки не буде задовольнятися умова зупинки.

Отже наведений спосіб показує, що застосування оптимізації на основі ГА може дозволити технологам прийняти краще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме при яких обертах барабана млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

**У четвертому розділі** проведено розробку структури СКПР та її практична реалізація. Обґрунтовано вибір засобів оперативного контролю якісних та кількісних показників технологічного процесу.

Формально задача кластеризації статистичних даних секції збагачення може бути описана такою послідовністю (Рисунок 5). Дано множину об'єктів даних  $I$  (статистика станів роботи секції), кожен з яких характеризується набором атрибутів. Необхідно побудувати множину кластерів  $C$  і відображення  $F$  множини  $I$  на множину  $C$ , тобто  $F: I \rightarrow C$ . Відображення  $F$  задає модель даних, що являються рішенням задачі. Множина  $I$  визначається так:

$I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ , де  $i_j$  – досліджуваний об'єкт.

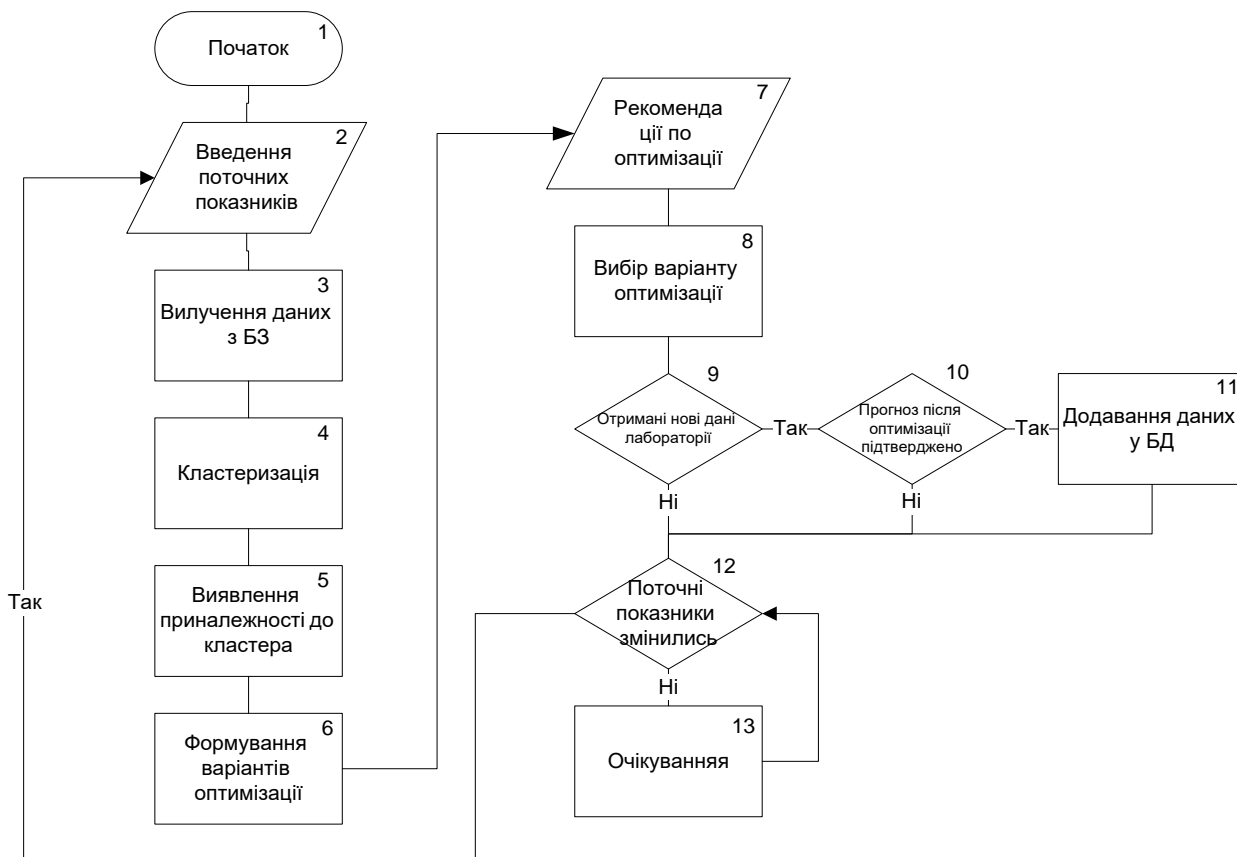


Рисунок 5 – Етапи виконання процедури прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення

Кожен з об'єктів характеризується набором параметрів:

$$i_j = \{x_a, x_s, x_d, x_i\}. \quad (4)$$

Кожна змінна  $x_k$  ( $i = \{a, s, d, i\}$ ) може приймати значення з деякої множини:  $x_k = \{v_k^1, v_k^2, \dots\}$ .

Задача кластеризації полягає в побудові множини:

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_k, \dots, c_g\}$ , де  $c_k$  – кластер, що містить «схожі» один з одним об'єкти із множини  $I$ :

$$c_k = \{i_j, i_k / i_j \in I, i_k \in I \text{ та } d(i_j, i_k) < \sigma\}, \quad (5)$$

де  $\sigma$  – величина, що визначає міру близькості для включення об'єктів в один кластер;  $d(i_j, i_k)$  – міра близькості між об'єктами, що є відстанню.

Невід'ємне значення  $d(i_j, i_k)$  є відстанню між елементами  $i_j$  та  $i_k$ , якщо виконуються наступні умови:

- 1)  $d(i_j, i_k) \geq 0$ , для всіх  $i_j$  та  $i_k$ ;
- 2)  $d(i_j, i_k) = 0$ , тоді і тільки тоді, коли  $i_j = i_k$ ;
- 3)  $d(i_j, i_k) = d(i_k, i_j)$ ;
- 4)  $d(i_j, i_k) \leq d(i_k, i_m) + d(i_m, i_k)$ .

Якщо відстань  $d(i_k, i_k)$  менша за деяке  $\sigma$ , то вважається, що елементи близькі і переміщуються до одного кластеру. В іншому випадку приймаємо, що елементи відрізняються один від одного і їх переміщують в різні кластери. Відстані між об'єктами припускають їх представлення у вигляді точок  $m$  багатовимірному простору  $R^m$  (в нашому випадку  $m = 4$ ). В якості міри може бути використано Евклідову відстань. Цю відстань обчислюють так:

$$d(i_j, i_k) = \sqrt{\sum_{t=1}^m (x_{jt} - x_{kt})^2}. \quad (7)$$

Проводиться підготовка БД для подальшої роботи методу.

Множину об'єктів даних  $I$  (статистику параметрів роботи об'єкту), кожен з яких характеризується набором атрибутів. Параметри об'єкту розподіляються на вхідні, вихідні, керуючі та збурюючі і заносяться до БД.

Проводиться кластеризація БД для зменшення обсягу даних, що будуть оброблятися нейромережею.

Будується множина кластерів  $C$  та відображення  $F$  множини  $I$  на множину  $C$ , тобто  $F: I \rightarrow C$ . Множину  $I$  визначаємо так:

$I = \{i_1, i_2, \dots, i_n\}$ , де  $i_j$  – досліджуваний об'єкт.

Кожен об'єкт характеризується набором параметрів:

$i_j = \{x_a, x_s, x_d, x_i\}$ , де  $x_a$  – крупність руди;  $x_s$  – подрібнюваність руди;  $x_d$  – продуктивність живлення;  $x_i$  – продуктивність за готовим продуктом.

Кожна змінна  $x_k$  ( $k = \{a, s, d, i\}$ ) може приймати значення з деякої множини:  $x_k = \{v_k^1, v_k^2, \dots\}$ .

Задача кластеризації полягає в побудові множини:

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_k, \dots, c_g\}$ , де  $c_k$  – кластер, що містить «схожі» один з одним об'єкти із множини  $I$ :

$$c_k = \{i_j, i_k \mid i_j \in I, i_k \in I \text{ та } d(i_j, i_k) < \sigma\}, \quad (8)$$

де  $\sigma$  – величина, що визначає міру близькості для включення об'єктів до одного кластеру;  $d(i_j, i_k)$  – міра близькості між об'єктами.

Обирається параметр для прогнозування.

В якості прогнозованого параметру пропонується обирати показник, значення якого неможливо визначити в поточний момент часу  $x_{t-1}$

В якості вхідних параметрів визначаються поточні параметри об'єкту.

Використовуються дані оперативного контролю  $i_{t0} = \{v_a^0, v_s^0, v_d^0, v_i^0\}$

Визначається до якого із кластерів належить отриманий набір вхідних даних.

$$c_{t0} = \{i_j, i_{t0} \mid i_j \in I, i_{t0} \in I \text{ та } d(i_j, i_{t0}) < \sigma\}. \quad (9)$$



Дані, що належать кластеру використовуються в якості навчальної вибірки. Пропонується реалізація в середовищі нейросимулятора типу NeuroSolutions. Дані розміщуються у текстовому файлі в формі таблиці.

Модель представлена стандартною трьохшаровою (0–2) нейромережею зустрічного розповсюдження. Нейрони шару 0 слугують точками розгалуження і не приймають участі в обчисленнях. Кожен нейрон шару 0 пов'язаний з кожним нейроном шару 1 (шар Кохонена). Аналогічно пов'язані нейрони шару 1 і 2 (шар Гросберга).

Навчена нейромережа використовується для прогнозування шуканого параметру ( $i_{t0}$ ).

Прогнозування реалізується засобами NeuroSolutions з використанням поточних параметрів  $i_{t0}$ .

У БД проводиться пошук станів, що являються близькими до поточного за вхідними та збурюючими параметрами.

$$i_j = \{x_w, x_s\};$$

$$c_k = \{i_j, i_k / i_j \in I, i_k \in I \text{ та } d(i_j, i_k) < \sigma \}. \quad (10)$$

Набори керуючих параметрів отриманих станів пропонуються в якості варіантів зміни поточних параметрів для переходу до стану з бажаними вихідними параметрами.

Отже, зазначений підхід дозволяє приймати оперативні рішення про подальший хід процесу збагачення у режимі реального часу.

Економічне обґрунтування застосування системи комп'ютерної підтримки рішень в умовах технологічної лінії (секції) рудозбагачувальної фабрики (РЗФ) можливо здійснити за методикою, на підставі урахування низки стабілізуючих факторів (зниження амплітуди коливань математичного сподівання та дисперсії якісних та кількісних показників ТП). Для цього використовувалися залежності собівартості переділу в умовах різних ГЗК Кривбасу (Рисунок 6).

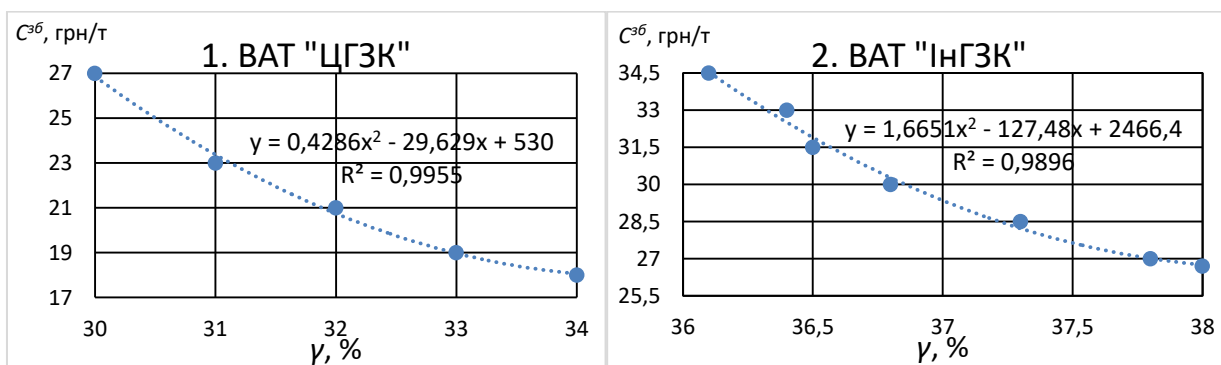


Рисунок 6 – Залежності питомих витрат зі збагачення ( $C^{sb}$ , грн/т) від виходу концентрату ( $\gamma$ , %): 1 – Центральний ГЗК; 2 – Інгулецький ГЗК

Аналіз залежностей свідчить, що збільшення виходу концентрату на 1% призводить до зменшення питомих витрат на переділ збагачення в середньому на 2–4 грн/т. Наведені дані достатньо добре апроксимуються поліноміальним трендом другого порядку (коефіцієнт детермінації  $R^2$  перевищує 0,99).

Розрахунки, виконані на підставі досліджень за даними РЗФ Центрального ГЗК, показують зменшення дисперсії виходу концентрату на 1,5% (Рисунок 7). При цьому математичне сподівання збільшилося на 0,3%. Останнє дозволяє стверджувати про збільшення виходу концентрату в середньому на 0,3%.

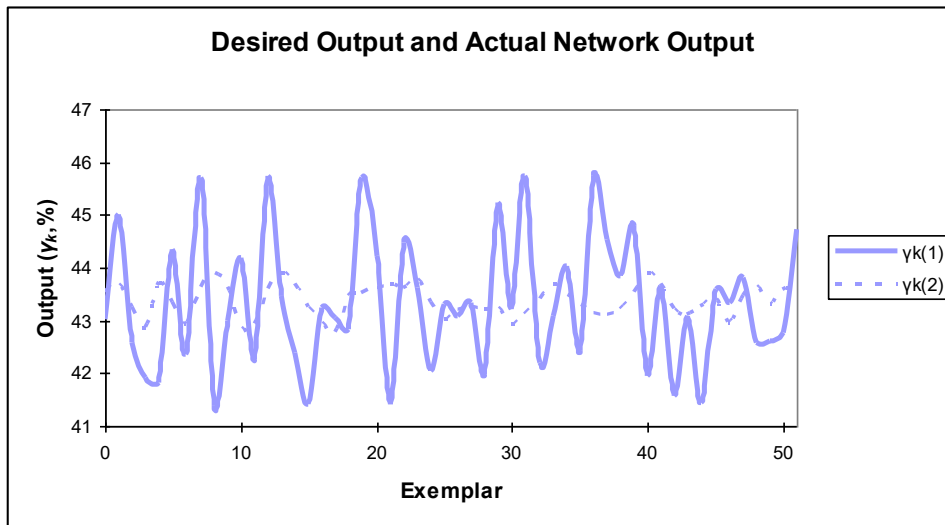


Рисунок 7 – Зміни показника виходу концентрату (ЦГЗК):  
1 – без застосування СКПР; 2 – при застосуванні СКПР

За результатами розрахунків встановлено термін окупності запропонованої СКПР (1 місяць) за методикою, що враховує вплив стабілізуючих факторів в умовах технологічної лінії РЗФ із розрахунку приросту значення виходу концентрату на 0,3%.

У **додатках** до дисертації наведено: список опублікованих праць здобувача, відомості про апробацію результатів дисертації, акти впровадження результатів дисертаційної роботи.

## ОСНОВНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ВИСНОВКИ

Проведені в роботі дослідження дозволили отримати теоретичні і прикладні результати розв'язку актуального наукового завдання, яке стосується створення прогнозуючої моделі, методу непрямого визначення міцності руди та методу формування навчальної вибірки прогнозуючої нейромережі, а також інформаційної технології прийняття рішень для технологічного процесу подрібнення на їх основі. Все це разом забезпечує підвищення ефективності ТП збагачення.

На підстава виконаних досліджень були сформульовані та обґрунтовані такі висновки та результати:

1. Проведено аналіз технологічних комплексів мокрого магнітного збагачення залізних руд як об'єктів автоматизованого контролю, прогнозування та прийняття рішень. Запропоновано використання СКПР, в якій стратегія управління заснована на включенні математичної моделі в контур прийняття рішень і прогнозі по ній в режимі реального часу результатів процесу.

2. Розглянуто та класифіковано на основі системного підходу статичні та динамічні характеристик комплексів мокрого магнітного збагачення, а також

статистичні характеристик збурень на процес магнітної сепарації. Проаналізовано їх кореляцію та відібрано параметри для побудови моделі.

3. Розроблено абстрактну модель, що реалізує ймовірнісну нейронну мережу для зворотного прогнозування параметру міцності руди. Критерій середньої абсолютної похибки (MAE) становить 0,086.

4. Встановлено властивості відносно тенденцій змін параметрів секції збагачення на основі застосування R/S-аналізу Херста. А саме, отримано оцінки відносно збереження/зміни властивостей часового ряду. Крім того, було розраховано період збереження тенденції для подальшого прогнозування в рамках встановлених інтервалів.

5. Запропоновано застосування ГА для оптимізації багатовимірної функції мети дало змогу просунути вперед на шляху пошуку максимального значення розглянутої функції, що може дозволити технологу прийняти найкраще рішення щодо проведення технологічного процесу (а саме при яких обертах барабану млина, або співвідношенні руда/вода буде найбільше значення продуктивності).

6. Удосконалено метод формування фіксованої навчальної вибірки для тренування нейромережі з використанням методів кластеризації, що прискорює параметризацію та знижує можливість перенавчання.

7. Запропоновано інформаційну технологію для комп'ютерної системи підтримки прийняття рішень, яку засновано на поєднанні методів кластеризації та використання прогнозуючої нейромережі, що дає можливість фахівцеві оперативно отримати рекомендації щодо прийняття оперативних рішень відносно поведінки об'єкту.

8. Проведено впровадження на ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія» ТОВ «Криворізький інститут автоматички» Результати роботи впроваджені в навчальний процес ДВНЗ «Криворізький національний університет» на факультеті інформаційних технологій та застосовані при проведенні навчальних занять з дисциплін: «Комп'ютерні мережі», «Глобальні комп'ютерні мережі», «Комп'ютерні мережі та захист даних», «Системне програмування», а також при дипломному проектуванні для спеціальностей 123 «Комп'ютерна інженерія», 015 «Професійна освіта. Комп'ютерні технології», 122 «Комп'ютерні науки».

## **СПИСОК ПРАЦЬ ЗДОБУВАЧА, ОПУБЛІКОВАНИХ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ**

1. Купін А. І., Сенько А. О., Мисько Б. С. Ідентифікація та автоматизоване керування в умовах процесів збагачувальної технології на основі методів обчислювального інтелекту. Кривий Ріг, 2018. 298 с.; **внесок автора:** досліджено алгоритми навчання нейронних мереж.

2. Senko A., Kupin A., Mysko B. (2019). Development of classification model based on neural networks for the process of iron ore beneficiation. Technology Audit and Production Reserves, 3/2(47), P. 42–47; **внесок автора:** розроблено класифікуючу модель на основі нейронної мережі; **база(и):** Index Copernicus Journals Master List, Scientific Periodicals of Ukraine.

3. Купін А. І., Сенько А. О., Мисько Б. С. Оптимізації на основі генетичних підходів для процесу збагачення залізної руди. Вчені записки Таврійського

національного університету імені В. І. Вернадського. Серія «технічні науки». Том 30(69), №4 Ч. 1. 2019. С. 93–99; **внесок автора:** досліджено застосування генетичних підходів з метою оптимізації процесу збагачення залізної руди; **база(и):** Index Copernicus International.

4. Купін А. І., Музика І. О., Сенько А. О., Коваленко К. А., Мисько Б. С. Узагальнена структура прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою для стабілізації якісних показників гірничозбагачувального комбінату. Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського. Серія «технічні науки». Том 29(68), №1 Ч.1. 2018 р. С. 168–173; **внесок автора:** запропоновано структуру прогнозуючої автоматичної системи керування рудопідготовкою; **база(и):** Index Copernicus International.

5. Сенько А. О., Купін А. І. Моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди. Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24–26 березня 2015 р.: тези доп. Дніпро : НМетАУ, 2015. С. 63–64; **внесок автора:** запропоновано моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення.

6. Kupin A., Senko A. Principles of intellectual control and classification optimization in conditions of technological processes of beneficiation complexes. CEUR-WS. 2015. Vol. 1356. Pp. 153–160; **внесок автора:** сформульовано принципи класифікації для технологічного процесу подрібнення руди; **база(и):** SCOPUS.

7. Сенько А. О., Купін А. І. До питання побудови прогнозуючої параметричної моделі для технологічного процесу подрібнення руди. Сталий розвиток промисловості та суспільства: Міжнародна науково-технічна конференція, 20–22 травня 2015 р.: тези доп. Кривий Ріг : ДВНЗ «КНУ», 2015. С. 276–277; **внесок автора:** уточнено параметри побудови моделі технологічного процесу подрібнення руди.

8. Купін А. І., Мисько Б. С., Сенько А. О. Система ситуаційного керування технологічними процесами збагачення на основі непрямого визначення властивостей первинної сировини. Автоматика 2016. XXIII міжнародна конференція з автоматичного управління, 22–23 вересня 2016 р.: тези доп. Суми: Сумський державний університет, 2016. С. 138–139; **внесок автора:** запропоновано принципи ситуаційного керування технологічним процесом збагачення руди.

9. Сенько А. О., Купін А. І. Кластеризація статистичних даних роботи секції збагачення. Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. Дніпро, 2017. № 4(81). С. 103–109; **внесок автора:** досліджено результати кластеризації параметрів роботи секції збагачення; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.

10. Сенько А. О., Купін А. І. Нейромережеві моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу подрібнення руди. Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. Дніпро, 2018. № 2(115). С. 128–134; **внесок автора:** досліджено застосування нейромережевої моделі для прогнозування параметрів технологічного процесу; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.

11. Мисько Б. С., Сенько А. О., Коваленко К. А. Принципи побудови системи керування рудопідготовкою в умовах збагачувального комбінату. Матеріали V міжнародної науково-практичної конференції молодих вчених, аспірантів і студентів «Автоматизація і комп'ютерно-інтегровані технології»

(АКІТ-2018), м. Київ, 11-12 квітня 2018р. НТУУ «КПІ» ім. І. Сікорського, 2018. С. 9–10; **внесок автора:** запропоновано принципи побудови системи керування рудопідготовкою.

12. Мисько Б. С., Сенько А. О., Коваленко К. А. Автоматизована система прогнозування якісних показників рудопідготовки. Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-практична конференція, 27–29 березня 2018 р.: тези доп. Дніпро : НМетАУ, 2018. С. 148; **внесок автора:** запропоновано автоматизовану систему прогнозування якісних показників рудопідготовки.

13. Сенько А. О., Купін А. І. Факторний аналіз часових рядів для визначення рівня персистентності показників процесу збагачення залізної руди. Системні технології. Регіональний міжвузівський зб. наук. праць. Дніпро, 2019. № 2(121). С. 128–134; **внесок автора:** досліджено рівень персистентності показників процесу збагачення руди; **база(и):** Ulrichsweb Global Serials Directory.

14. Сенько А. О., Купін А. І. Методи хаотичної динаміки в задачах дослідження технологічних характеристик секції збагачення. Інформаційні технології в металургії та машинобудуванні: Міжнародна науково-технічна конференція, 24–26 березня 2019 р.: тези доп. Дніпро : НМетАУ, 2019. С. 63–64; **внесок автора:** досліджено технологічні характеристики руди методами хаотичної динаміки.

## АНОТАЦІЯ

**Сенько А. О. Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень для процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди.** – На правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня кандидат технічних наук за спеціальністю 05.13.06 – інформаційні технології. – Криворізький національний університет, 2020.

У дисертаційній роботі вирішено актуальну науково-технічну задачу розробки інформаційної технології зворотного прогнозування параметру міцності руди в умовах роботи секції збагачення з використанням поєднання методів кластеризації та прогнозуючої нейромережі.

Висвітлено загальні проблеми підтримки прийняття рішень для технологічних процесів на гірничозбагачувальних фабриках, розглянуто існуючі методи визначення параметрів вхідної сировини. Виявлено їх переваги та недоліки. Запропоновано підхід оснований на зворотному прогнозуванні шляхом обробки накопичених статистичних даних.

Узагальнено та наведено результати досліджень залежностей між статичними та динамічними характеристик комплексів мокрого магнітного збагачення, а також статистичні характеристик збурень на процес магнітної сепарації. Запропоновано доцільність використання комплексу параметрів, що підвищує кореляцію та дає змогу говорити про наявні закономірності.

Розроблено алгоритм формування навчальної вибірки, оснований на методах кластерного аналізу Microsoft Clustering algorithm.

Розроблено алгоритм прогнозування вхідного параметри секції збагачення із використанням тришарової нейронної мережі із зустрічним розпізнаванням без зворотних зв'язків.

Запропоновано інформаційну технологію системи підтримки прийняття рішень, яку засновано на поєднанні методів кластеризації та використання прогнозуючої нейромережі, що дає можливість фахівцеві оперативно отримати рекомендації щодо прийняття рішень відносно поведінки об'єкту. Результати впроваджено на ТОВ «Криворізька промислова інвестиційна компанія», ТОВ «Криворізький інститут автоматики».

**Ключові слова:** інформаційна технологія, збагачення, зворотне прогнозування, кластеризація, нейронна мережа

## ABSTRACT

***Senko A. O. Information technology decision-making process grinding on the basis of indirect determination of the strength of ore.*** – Manuscript.

The thesis for a Degree of Candidate of Sciences in specialty 05.13.06 – information technology. – Kryvyi Rih National University, 2020.

In the thesis, the actual scientific and technical problem of developing information technology for the inverse prediction of the ore strength parameter in the enrichment section operation was solved using a combination of clustering methods and a predictive neural network.

The general problems of process management in mining ore factories are covered, existing methods of determination of parameters of input raw materials are considered. Their advantages and disadvantages are revealed. The approach is based on the reverse forecasting by processing the accumulated statistical data.

The results of researches of dependencies between static and dynamic characteristics of wet magnetic enrichment complexes, as well as statistical characteristics of perturbations on the process of magnetic separation, are summarized and presented. The expediency of using a set of parameters is suggested, which increases the correlation and allows to speak about the existing patterns.

An algorithm for forming a training sample based on methods of cluster analysis of Microsoft Clustering algorithm is developed.

An algorithm for forecasting the input parameters of the enrichment section with the use of a three-layer neural network with counter-recognition without feedback is developed.

An information technology of a decision support system based on a combination of clustering methods and the use of a predictive neural network has been proposed, which allows a specialist to promptly receive recommendations on making decisions regarding the behavior of an object. The results were implemented at Kryvyi Rih Industrial Investment Company, Kryvyi Rih Institute of Automatics.

**Keywords:** information technology, enrichment, inverse prediction, clustering, neural network.

СЕНЬКО Антон Олександрович

**Інформаційна технологія підтримки прийняття рішень  
для процесу подрібнення на основі непрямого визначення міцності руди**

Автореферат дисертації на здобуття наукового ступеня кандидата технічних наук  
за спеціальністю 05.13.06 – Інформаційні технології

Підписано до друку 17.07.2020

Формат 60x84/16. Ум. друк. арк. 1,17. Авт. арк. 0,9 Тираж 100 прим.

Друкарня С. Г. Щербенка «Літерія»  
вул. Рокосовського, 5, 3, м. Кривий Ріг, 50027  
тел.: 097-192-20-77

Свідоцтво про реєстрацію суб'єкта видавничої діяльності ДК № 4561 від 13.06.2013