

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КРИВОРІЗЬКИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

КУПІН АНДРІЙ ІВАНОВИЧ

УДК 681.51:622.7

**УЗГОДЖЕНЕ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ КЕРУВАННЯ СТАДІЯМИ
ТЕХНОЛОГІЧНОГО ПРОЦЕСУ ЗБАГАЧЕННЯ МАГНЕТИТОВИХ
КВАРЦИТІВ В УМОВАХ НЕВИЗНАЧЕНОСТІ**

Спеціальність 05.13.07 – автоматизація процесів керування

Автореферат
дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Кривий Ріг – 2010

Дисертацією є рукопис.

Робота виконана у Криворізькому технічному університеті Міністерства освіти і науки України (МОНУ).

Науковий консультант - доктор технічних наук, професор **НАЗАРЕНКО Володимир Михайлович**, завідувач кафедри інформатики, автоматики та систем управління Криворізького технічного університету МОНУ.

Офіційні опоненти: доктор технічних наук, старший науковий співробітник **РІЗНИК Олександр Михайлович**, завідувач відділу нейротехнологій Київського інституту проблем математичних машин та систем Національної академії наук (НАН) України;

доктор технічних наук, професор **ТКАЧЕНКО Валерій Миколайович**, завідувач відділу теорії керуючих систем Донецького інституту прикладної математики та механіки НАН України;

доктор технічних наук, професор **УДОВЕНКО Сергій Григорович**, професор кафедри електронних обчислювальних машин Харківського національного університету радіоелектроніки МОНУ.

Захист відбудеться «20» травня 2010 р. о 11 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д 09.052.03 Криворізького технічного університету за адресою: 50002, м.Кривий Ріг, вул.Пушкіна, 37, тел. (056) 409-17-20, ауд. 300.

З дисертацією можна ознайомитись у бібліотеці Криворізького технічного університету за адресою: 50002, м.Кривий Ріг, вул.Пушкіна, 37.

Автореферат розісланий « 6 » квітня 2010 р.

Учений секретар
спеціалізованої вченої ради,
к.т.н., доц.

Тиханський М.П.

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми. Динаміка економічного розвитку сучасної України багато в чому обумовлена роботою підприємств гірничо-металургійного комплексу країни. Саме продукція вітчизняних металургійних та гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) складає переважну долю доходів від експорту (приблизно 30-40%).

Разом з цим, на конкурентноздатність вітчизняної продукції досить вагомий вплив мають традиційні проблеми, зокрема: якість продукції менша ніж у потенційних конкурентів (у середньому на 1-3%), велика питома енергоємність (понад 18% від загальної собівартості), занадто високі втрати корисних компонентів у процесі переділу (понад 14% втрат заліза у загальних хвостах) тощо. З іншого боку постійне збільшення глибини кар'єрів, зниження запасів багатих руд та, відповідно, збільшення частки бідних та важкозбагачувальних різновидів у шихті. Все це разом призводить до поступового збільшення собівартості гірничих робіт та збагачення.

Відомі різні шляхи кардинального вирішення цих питань. Зокрема модернізація технології, впровадження більш ефективних методів флотаційного доведення концентратів тощо. Однак такі заходи вимагають значних капіталовкладень та, як добре відомо, впровадження флотаційних методів збагачення супроводжується суттєвим погіршенням екологічного стану регіону в цілому. Дослідження провідних закордонних та вітчизняних вчених доводять, що одним з найбільш перспективних заходів поліпшення зазначених показників залишається комплексна автоматизація керування в умовах інформаційних та технологічних процесів (ТП) рудозбагачувальних фабрик (РЗФ) на основі використання інтегрованих систем інтелектуального, оптимального та адаптивного керування.

На сьогоднішній час відомо досить багато підходів щодо автоматизації керування ТП збагачення. Але однією з головних перешкод, що виникають при цьому, є необхідність компенсації постійних змін фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей первинної сировини. Так, наприклад, навіть у межах одного родовища при видобутку 5-9 основних мінеральних різновидів руди амплітуда коливань деяких показників може сягати: 32-38% за вмістом заліза загального; 0,008-0,3мм за середнім розміром вкраплення магнетиту; 5-26 балів міцності за шкалою Протод'яконова тощо. Складність, висока вартість або відсутність можливості постійного контролювання подібних величин шляхом вимірювань чи опробувань у режимі реального часу вимагає застосування інших (переважно непрямих) підходів.

У той же час зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування (АСК) на основі використання технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). Саме інтелектуальні системи керування (ІСК) за рахунок застосування математичних моделей розумової діяльності людини, здатності до навчання та самоорганізації, узагальнюючих властивостей (накопичення досвіду), вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють вирішувати такі завдання. Тому достатньо актуальним напрямом досліджень є вдосконалення підходів інтелектуального узгодженого керування всіма стадіями переділу збагачення на підставі непрямого визначення входних збурень (фізико-хімічних, фізико-механічних властивостей магнетитових кварцитів) шляхом встановлення та узагальнення відповідних залежностей, дослідження їх впливу на збагачуваність руди, що забезпечує підвищення ефективності керування ТП в умовах невизначеності збурюючих факторів.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Дисертація виконана у відповідності до тематичних координаційних планів науково-дослідних робіт (НДР) згідно з «Програмою наукових досліджень та розробок Міністерства освіти і науки України за пріоритетними напрямками розвитку науки та техніки»; є складовою

частиною таких НДР: «Вивчення та відпрацювання технології збагачення магнетитових кварцитів з використанням гідроциклонів, оснащених конічно-циліндричними пісковими насадками в умовах РЗФ–1 НкГЗК» (№0105U003726, 2005), «Субоптимальне керування нестационарними багатоканальними об'єктами з великим запізненням на базі предикторних алгоритмів» (№0105U000255, 2008), «Промислові випробування інтелектуальної технології автоматизованого нейрокерування процесом збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності» (№0109U005385, 2009).

Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності керування ТП збагачення магнетитових кварцитів шляхом застосування узгодженого інтелектуального керування всіма стадіями переділу в умовах невизначеності.

Завдання досліджень. Для досягнення поставленої мети в роботі вирішуються такі завдання:

1. Дослідження міжстадійних показників основних ТП збагачення для встановлення впливу фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей залізної руди на збагачувальність з метою формалізації побудови концепції узгодженого інтелектуального керування секцією магнітного збагачення в умовах невизначеності.

2. Інтелектуальна ідентифікація ТП збагачення з метою побудови математичної предикторної моделі для прямого і зворотного прогнозування в складі інтелектуальної системи керування.

3. Розробка структури інтелектуальної системи керування ТП збагачення залізної руди на основі поєднання методів класифікаційного та інверсно-прогнозуючого нейрокерування.

4. Розробка принципів та алгоритмів роботи ІСК ТП збагачення залізної руди на основі оптимізації параметрів процесу на підставі ідентифікаційної моделі (прямої чи зворотної) із застосуванням генетичних алгоритмів.

5. Розробка промислового зразка ІСК технологічною лінією (секцією) РЗФ, його апаратно-програмна реалізація, випробовування та впровадження.

Об'єктом дослідження є технологічний процес збагачення залізної руди (магнетитових кварцитів) в умовах технологічної лінії (секції) рудозбагачувальної фабрики ГЗК.

Предметом дослідження є інтелектуальна система узгодженого автоматизованого керування процесом збагачення залізної руди на всіх стадіях на основі прогресивних технологій штучного інтелекту (нейрокерування, нечіткі множини, класифікаційне керування, генетичні алгоритми оптимізації).

Методи досліджень. При одержанні характеристик головних процесів збагачення (подрібнювання, класифікації та магнітної сепарації) за всіма стадіями використовувався метод пасивного експерименту. Системний аналіз та q-аналіз, матрична алгебра та метод декомпозиції (дедукції) застосовувалися при аналізі структурної моделі інформаційних потоків в ієрархії керування в умовах рудозбагачувальної фабрики ГЗК. Для ідентифікації об'єкта керування застосовувалася нейромережева ідентифікація та метод математичної індукції для отримання багатовимірних моделей. При синтезі системи керування та алгоритму керування застосовувалися методи адаптивного керування, нейрокерування та класифікаційного керування. Для оптимізації параметрів ТП при регулюванні застосовано генетичні алгоритми.

Наукова новизна одержаних результатів:

1. Набула подальшого розвитку концепція інтелектуального керування технологічною лінією магнітного збагачення залізної руди, де, на відміну від існуючих, здійснюється визначення заданих значень результуючих показників (уставок) для всіх стадій переділу на підставі доведеного рекурентного співвідношення між якістю вихідних продуктів та відносною подрібнюваністю мінеральних різновидів руди, що дозволяє узгоджувати режими роботи секції шляхом застосування нейрокібернетичного підходу

в умовах невизначеності збурюючих факторів (збагачуваності, фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей первинної сировини) з коефіцієнтом детермінації на рівні $R^2=0,85-0,9$.

2. Удосконалені багатозв'язні математичні інверсно-прогнозуючі моделі для ідентифікації режимних параметрів стадій ТП, визначення співвідношення мінеральних різновидів руди та властивостей збагачуваності первинної сировини на підставі значень якісних та кількісних результатів роботи секції збагачення, які відрізняються від існуючих застосуванням нейромережових авторегресійних предикторів, що надає додаткові можливості узагальнення даних про стан об'єкту керування в умовах неповної та нечіткої інформації про властивості вхідної сировини (нормоване середнє квадратичне відхилення у межах $NMSE=1,2-1,8\%$).

3. Уточнена залежність між глибиною регресії та точністю інтелектуальних авторегресійних ідентифікаційних моделей, яка в умовах ТП збагачення визначається із застосуванням методу коефіцієнтів Ліпшица в інтервалі 2-4 затриманих сигнали за входом та виходом регресору, що дозволяє суттєво обмежити кількість обчислень, збільшити їх продуктивність та зменшити потребу у машинних ресурсах протягом процедури ідентифікації.

4. Вперше запропоновані принципи побудови інтелектуальної системи узгодженого керування всіма стадіями переділу ТП та секцією збагачення залізної руди в цілому де, у порівнянні з відомими, на трьох рівнях ієрархії одночасно поєднуються підходи оптимального, класифікаційного та інверсно-прогнозуючого нейрокерування, що дозволяє мінімізувати похибку відпрацювання уставок заданих показників і стабілізувати ТП в умовах невизначеності (зменшення амплітуди коливань вихідних показників від заданих значень у середньому на $0,3\%$).

5. Запропоновано вдосконалену методологію оптимізації параметрів ТП збагачення залізної руди в складі інтелектуальної системи керування, яка ґрунтується на застосуванні методів еволюційних обчислень, класифікаційного керування та принципу особливих станів, обумовлених суттєвими відхиленнями між значеннями прогнозованих та фактичних показників ТП, що гарантує знаходження субоптимального вектору уставок для вихідних параметрів збагачення у режимі реального часу при недостатній обумовленості завдання оптимізації за наявності множини локальних екстремумів.

Практичне значення одержаних результатів полягає в тому, що розроблено нові способи, методики, алгоритми та схемотехнічні рішення, що дозволяють визначати та підтримувати такі значення базових показників ТП збагачення, які наближені до оптимальних їх значень для конкретної технологічної ситуації. Дослідження свідчать, що такі дії забезпечують стабілізацію кількісних та якісних показників магнітного продукту всіх стадій, зменшують втрати корисних компонентів та енергоносіїв. Розроблені в дисертаційній роботі методи, методики, структури, алгоритми, програмні й апаратні засоби інтелектуального керування комплексом ТП РЗФ були використані: НВК “Київський інститут автоматики”, ДП “Криворізький інститут автоматики” (одержаний економічний ефект 1,2 млн.грн.), НДП “Механобрчормет”, ДППП “Кривбаспроект” (розрахунковий ефект 42,84 тис.грн.), ДП “НДГРІ” у створюваних і перспективних проектах комплексної автоматизації ТП РЗФ. Матеріали дисертаційної роботи використані в технічних пропозиціях ВАТ “Південний ГЗК” (очікуваний ефект 46,126 тис.грн.), ВАТ “Інгулецький ГЗК” (очікуваний ефект 804,52 тис.грн.), “Центральний ГЗК” та Новокриворізький ГЗК (ВАТ “АрселорМіттал Кривий Ріг”). Також матеріали роботи впроваджено у навчальний процес у Криворізькому технічному університеті, де їх використано при складанні навчальних планів, робочих програм та дипломному проектуванні для спеціальностей 8.092208 - “Системи управління та автоматики”, 8.091401 - “Професійне навчання”, 7.091501 - “Комп'ютерні системи та мережі”.

Обґрунтованість і вірогідність наукових положень, досліджень, висновків і рекомендацій підтверджується: коректною математичною постановкою завдання, що охоплює раніше виконані дослідження в області розробки інтегрованих та інтелектуальних АСКТП; обґрунтованим використанням окремих положень методів аналітичного й імітаційного моделювання, теорії випадкових процесів, теорії керування (класичної, адаптивної, оптимальної); адекватністю розроблених моделей реальним технологічним параметрам; задовільною збіжністю результатів теоретичних досліджень, комп'ютерного моделювання, напівпромислових та промислових випробувань; використання достатнього за обсягом статистичного матеріалу (репрезентативністю вибірки), що забезпечило похибку, яка не перевищує 5%.

Особистий внесок здобувача. Наукові результати роботи отримані автором самостійно. Практичне впровадження здійснювалося за особистою участю автора.

Апробація результатів дисертації. Основні положення і результати дисертаційної роботи доповідалися та дістали позитивної оцінки на зборах: I Міжнародної науково-практичної конференції “Форум гірників” (м. Дніпропетровськ, 2002р.), II Міжнародної конференції “Автоматизація технологічних об'єктів та процесів. Пошук молодих” (м. Донецьк, 2002р.), Міжнародної науково-технічної конференції “Проблеми розвитку криворізького залізорудного басейну” (м. Кривий Ріг, 2002р.), Міжнародної науково-технічної конференції “Інформаційна техніка та електромеханіка (ІТЕМ)” (м. Луганськ – 2003, 2007рр.), Міжнародної науково-технічної конференції з проблем електромеханіки та енергозбереження “Перспективні методи та технічні засоби підвищення ефективності енергоємних установок та технологічних комплексів гірничо-металургійної промисловості” (м. Кривий Ріг, 2004р.), Міжнародної науково-технічної конференції “Інтегровані системи управління в гірничо-металургійному комплексі (ІСГМК)” (м. Кривий Ріг, 2004, 2006 – 2008рр.), Міжнародної науково-практичної конференції “Розробка програмного забезпечення: виклики часу та роль у інформаційному суспільстві” (м. Київ – 2005р.), Міжнародному симпозіумі “Якість мінеральної сировини” (м. Кривий Ріг – 2002р., м. Ялта – 2005, 2008рр.), Міжнародної конференції з проблем керування “Автоматика” (м. Севастополь – 2003р., м. Харків – 2005р., м. Вінниця – 2006р., м. Севастополь – 2007р., м. Одеса – 2008р.), Міжнародної науково-технічної конференції “Сталий розвиток гірничо-металургійної промисловості”(м. Кривий Ріг, 2004 – 2008рр.), Міжнародної конференції “Сучасні наукові досягнення” (м. Дніпропетровськ, 2006р.), International Conference “Strategy of Quality in Industry and Education” (Varna, Bulgaria, 2006 – 2008уу.), Міжнародної науково-технічної конференції “Інформаційно-комп'ютерні технології” (м. Житомир, 2006, 2008рр.), Всеукраїнської науково-методичної конференції “Особливості впровадження нових форм навчання у вищих навчальних закладах” (м. Кривий Ріг, 2007р.), IEEE Fourth International Workshop on “Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications” IDAACS'2007 (Dortmund, Germany, 2007у.), III Міжнародної науково-технічної конференції “Сучасні комп'ютерні системи та мережі: розробка та використання” (м. Львів, 2007р.), Міжнародної конференції “Гірничо-металургійний комплекс: досягнення, проблеми та перспективи розвитку” (м. Кривий Ріг, 2009р.), науково-технічної конференції “Енергоефективні технології, обладнання та системи у гірничорудній промисловості” (м. Кривий Ріг, 2009р.).

Завершена дисертаційна робота пройшла апробацію на наукових семінарах: Харківського національного університету радіоелектроніки (18.12.2008), Національного університету “Львівська політехніка” (28.01.2009), Придніпровського наукового центру НАН України (секція “Сучасні проблеми управління та моделювання складних систем”, м. Дніпропетровськ, 18.03.2009), Національного технічного університету України “КПІ” (21.04.2009).

Публікації. За означеним науковим напрямом опубліковано 46 робіт, з них: 1 монографія, 26 статей у спеціалізованих виданнях ВАК, 1 патент України та 2 свідоцтва авторського права на твір (комп'ютерну програму).

Структура й обсяг роботи. Дисертація складається зі вступу, 6 розділів і загальних висновків. Загальний обсяг роботи становить 463 сторінки, із них 289 сторінок – основна частина, 36 сторінок – список використаних джерел із 332 найменувань, 110 сторінок – 18 додатків, рисунків – 113 (із них 11 на повних сторінках), таблиць – 35 (із них 7 на повних сторінках).

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтована актуальність, розглянуто зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами, сформульовані мета та ідея роботи, завдання досліджень, позначені об'єкт, предмет і методи дослідження, викладені основні наукові положення, новизна наукових і практичних результатів та їх вірогідність, особистий внесок здобувача, апробація результатів, структура роботи.

У **першому розділі** наведений аналіз стану автоматизації керування ТП збагачення магнетитових кварцитів на різних рівнях ієрархії.

Великого значення для розвитку теорії інтелектуального керування об'єктами збагачувальної технології мають роботи авторів: В.З.Козіна, О.М.Марюти, В.П.Хорольського, Є.В.Кочури, В.О.Ульшина, В.О.Бунька, Ю.Г.Качана, В.С.Процута, В.А.Воронова, Б.І.Мокіна, В.М.Назаренка, В.С.Моркуна, І.Б.Сироджі, В.І.Архангельського, І.М.Богаєнка, Г.Г.Грабовського, С.L.Karr, D.A.Stanley, B.Weck, V.J.Scheiner, M.A.Reuter та ін. Показано, що, не зважаючи на достатню велику кількість досліджень та розробок, існуючі системи автоматизації не завжди відповідають сучасним вимогам і не забезпечують ефективного рішення складних завдань у реальних умовах технологічної лінії РЗФ (багатоканальність, нестаціонарність, нечіткість і неповнота інформації поряд із великим значенням транспортного запізнювання вихідних параметрів, присутність шумів та збурень тощо).

Так, вважається, що найбільш ефективна ідентифікація подібних об'єктів забезпечується використанням відомих класичних статистичних методів автокореляції та авто-регресії. Разом з цим відомо, що використання таких фундаментальних підходів (на основі функцій Вінера-Хопфа, перетворень Фур'є тощо) не завжди забезпечує необхідну точність ідентифікації складних нелінійних об'єктів з метою здійснення подальшого автоматизованого керування. Отриману таким чином модель, як правило, достатньо складно оптимізувати за рахунок поганої обумовленості функції мети. Найбільш відома альтернатива – метод групового урахування аргументів (МГУА), який відрізняється складністю при реалізації та проблемами збіжності.

Серед методів реалізації сучасних систем автоматизованого регулювання (САР) також переважають класичні підходи на основі використання ПІД-регуляторів. При цьому, незважаючи на відносну простоту такого підходу, в подальшому виникають проблеми з необхідністю постійного переналагодження коефіцієнтів в ході ТП, коливаючою складовою перехідних процесів тощо. Тому більш досконалішими вважаються адаптивні та оптимальні системи. Проте їх реалізація в умовах складних нелінійних багатоканальних об'єктів є достатньо важким завданням та поки не має надійного вирішення для умов технологічної лінії (секції) РЗФ.

В якості пошукових методів багатовимірної оптимізації технологічних функцій цілей, оптимальних та адаптивних САР зараз переважно застосовуються різні модифікації градієнтних алгоритмів. Хоча добре відомо, що у разі поганої обумовленості завдання оптимізації, що є типовим у випадку спроби апроксимації технологічних функцій (особливо в умовах нестаціонарних процесів), виникають певні проблеми зі збігом

процесу пошуку екстремуму. Достатньо доброю альтернативою цьому є застосування еволюційних та генетичних алгоритмів.

Аналіз показав, що для успішного вирішення проблеми необхідно застосувати найбільш сучасні підходи штучного інтелекту, зокрема, нейрокерування, класифікаційного та оптимального керування із застосуванням еволюційних методів. Тому необхідні узагальнення і розвиток методів побудови інтелектуальних систем керування, оптимізація комплексу ТП РЗФ на базі еволюційних алгоритмів і принципів узгодженого керування та створення промислових систем автоматизації, що реалізують ці алгоритми і забезпечують підвищення ефективності збагачення.

У **другому розділі** було встановлене та вирішене завдання побудови загальної концепції узгодженого інтелектуального керування стадіями ТП в умовах секції РЗФ на підставі встановлення зв'язків між властивостями та збагачуваністю руди.

Технологічні процеси збагачення є складними багатовимірними та багатозв'язними об'єктами. У роботі було системно проаналізовано основні інформаційні зв'язки в умовах типової секції РЗФ на прикладі трьох найбільш важливих ТП: подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. У якості базового підходу в процесі аналізу та побудови моделей було застосовано досить поширені в кібернетиці методики “чорної” (“сірої”, “білої”) скриньки (рис. 1).

На підставі проведеного аналізу було встановлено, що для оптимального керування ТП збагачення в умовах технологічної лінії РЗФ необхідно враховувати низку параметрів, які можна представити у вигляді множини вектору стану системи:

$$\bar{X} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_k, \bar{\rho}_c, \bar{\beta}_{mn}, \bar{\beta}_{xv}, \beta_k, \bar{\gamma}, \gamma_k, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_k\}, \quad (1)$$

де $\bar{\alpha} = \{\alpha_i\}$, $i = 1 \dots N_r$ – вміст корисного компонента у вхідній руді за всіма промисловими різновидами; N_r – кількість різновидів у руді; $\bar{\xi} = \{\xi_i\}$, $i = 1 \dots N_r$ – відносна питома вага кожного різновиду у руді; $\bar{\rho} = \{\rho_i\}$, $i = 1 \dots N_r$ – показник чи група показників, що характеризують фізико-механічні властивості руди (щільність відповідних різновидів, міцність, подріблюємість тощо); $\bar{g} = \{g_i\}$, $i = 1 \dots N_r$ – показник, що характеризує мінералогічні та морфологічні властивості збагачуваності руди (усереднений розмір індивідів та агрегатів магнетиту, вкраплення тощо); d_0 – усереднена крупність руди перед збагаченням; Q_0 – витрати руди до млина 1-ї стадії; $\bar{Q} = \{Q_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – постадійна переробка; N_s – кількість стадій збагачення; $\bar{C} = \{C_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – циркуляційне навантаження j -ї стадії; $\bar{d} = \{d_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – усереднена крупність продукту після j -ї стадії; $\bar{\rho}_k = \{\rho_{kj}\}$, $i = 1 \dots N_s$ – щільність пульпи в процесі класифікації j -ї стадії; $\bar{\rho}_c = \{\rho_{cj}\}$, $j = 1 \dots N_s$ – щільність пульпи у зливні класифікатора j -ї стадії; $\bar{\beta}_{mn} = \{\beta_{mj}\} = \{\beta_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – вміст корисного у проміжному продукті j -ї стадії; $\bar{\beta}_{xv} = \{\beta_{xvj}\} = \{\beta_{xj}\}$, $j = 1 \dots N_s$ – втрати у хвостах j -ї стадії; β_k – якість концентрату; $\bar{\gamma} = \{\gamma_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – вихід корисного у проміжному продукті j -ї стадії; γ_k – вихід корисного у концентраті; $\bar{\varepsilon} = \{\varepsilon_j\}$, $j = 1 \dots N_s$ – витяг корисного у проміжному продукті j -ї стадії; ε_k – витяг корисного у концентраті.

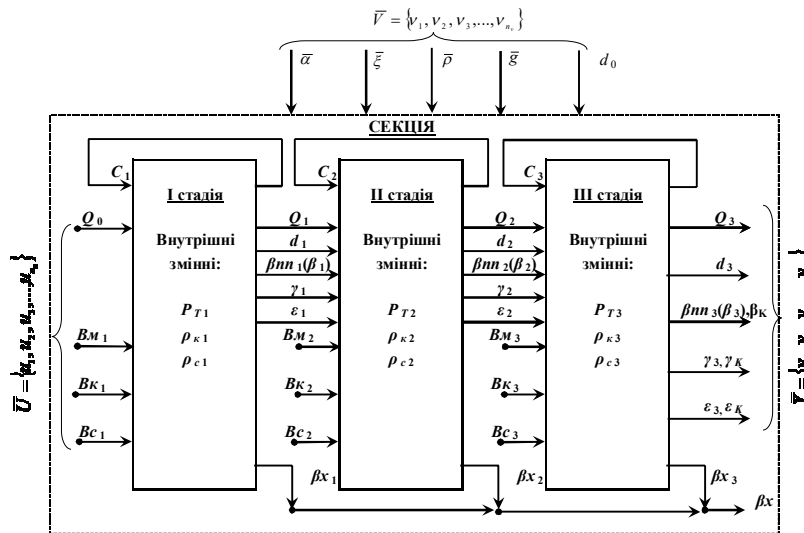


Рис. 1. Технологічна лінія (секція) РЗФ як об'єкт інтелектуального керування

Виходячи з (1), для керування процесом збагачення формуються множини векторів X, U, Y, V таким чином:

$$\bar{X} = \begin{cases} \bar{V} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0\} \\ \bar{U} = \{Q_0, Q, C, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_K, \bar{\rho}_C\} \\ \bar{Y} = \{\bar{\beta}_{nn}, \bar{\beta}_{xg}, \beta_K, \bar{\gamma}, \gamma_K, \bar{\epsilon}, \epsilon_K\} \end{cases} \text{ або } \bar{X} = \{\bar{U}, \bar{V}, \bar{Y}\}, \quad (2)$$

де $\bar{V} = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_{n_v}\}$, $\bar{U} = \{u_1, u_2, u_3, \dots, u_{n_u}\}$, $\bar{Y} = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_{n_y}\}$ - вектори вхідних збурень, керуючих дій, вихідних параметрів; n_v, n_u, n_y - загальна кількість факторів.

Дослідження впливу фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей руди (збурюючих факторів) на результуючі показники збагачення (вихідні параметри) всіх стадій показали, що більшість існуючих зв'язків можна достатньо якісно апроксимувати поліномами 1-2-го порядків за методом найменших квадратів (МНК) з коефіцієнтом детермінації на рівні $R^2=0,85-0,9$ (рис. 2).

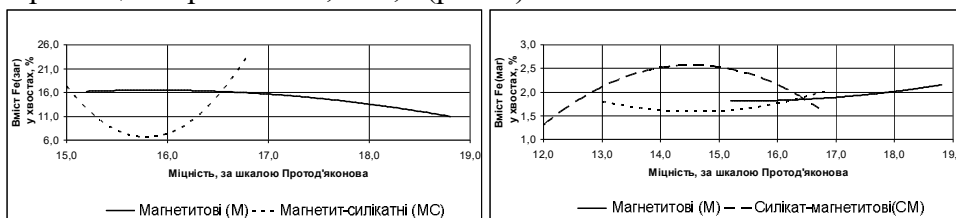


Рис. 2. Залежності між міцністю окремих різновидів залізної руди та втратами заліза загального або магнітного у підсумкових хвостах (Інгулецький ГЗК)

Можливості контролю таких збурень у промислових умовах у реальному часі поки значно обмежені, що призводить до невизначеності. Тому для апроксимації багатовимірної системи типу рис.1 (з метою подальшої ідентифікації чи автоматизації керування ТП в умовах неповної та нечіткої інформації) у роботі застосовувалися багатошарові нейромережіві (НМ) структури на основі: класичних персептронів; радіально-базисних функцій (РБФ); повністю або частково зв'язних мереж.

Оцінено базові параметри НМ для умов ТП збагачення на одну стадію: обсяг статистичної вибірки для навчання $180 \leq N \leq 900$; кількість нейронів у прихованих шарах до $n_h = 360$; кількість вхідних параметрів не більше $n=60$ сигналів; кількість параметрів на виході до $m=30$ сигналів; похибка прогнозування до 1% ($\epsilon_0=0,01$).

Для реалізації узгодженого інтелектуального керування всіма стадіями ТП для системи типу (рис.1) у межах нової концепції у роботі розроблений відповідний алгоритм. Головним критерієм узгодження було визначено співвідношення між якістю вихідних продуктів кожної стадії та відносною подрібнюваністю руди (рис.3).

Відносна подрібнюваність (I , %) визначається згідно з виразом:

$$I = \frac{q_i}{q_{\max}} 100\%, \quad (3)$$

де q_i - питома продуктивність млина при подрібненні певного i -го мінерального різновиду, кг/л/год.; $q_{\max} = \max(q_i), i = \overline{1, N_r}$ - максимальна питома продуктивність млина з усіх мінеральних різновидів, кг/л/год.

На підставі залежностей (рис. 3) приріст якості вихідного продукту $\Delta\beta$ зв'язаний із зміною відносною подрібнюваністю руди через відповідне рівняння апроксимації:

$$\beta_k = \tilde{f}_{\beta I}(\bar{\xi}, I, \gamma_{zk}) = \beta_j \pm \Delta\beta = \tilde{f}_{\beta I}(\bar{\xi}, I \mp \Delta I, \gamma_{zk}), \quad (4)$$

де $\tilde{f}_{\beta I}(\cdot)$ - апроксимація залежності між якістю вихідних продуктів ТП (промпродукту або концентрату) за вмістом заліза загального, відносною подрібнюваністю та виходом готового класу для різних мінеральних різновидів; γ_{zk} - вихід готового класу (-0,074мм, -0,045мм тощо в залежності від методики обраного ГЗК).

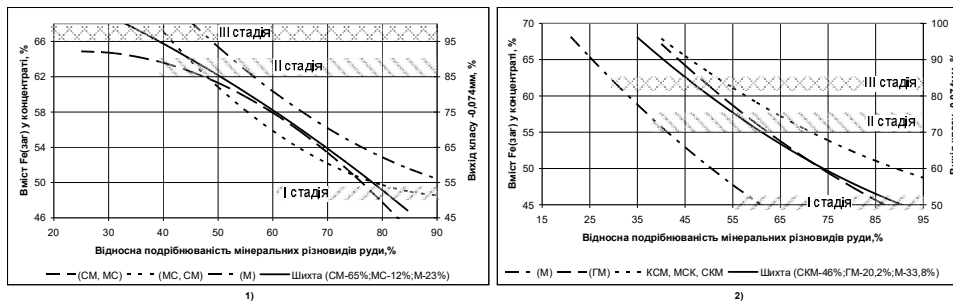


Рис. 3. Залежності між вмістом заліза загального у концентраті, відносною подрібнюваністю та виходом готового класу -0,074мм:

- 1 – різновиди Інгулецького родовища (лабораторні дослідження);
- 2 – Скелевацького родовища (Південний ГЗК, промислові випробування).

Зазначений вище алгоритм складається з таких кроків.

1. На підставі досліджень збагачуваності мінеральних різновидів конкретного родовища обирається режимне значення β_k , що не перевищує заздалегідь відомого максимального значення якості концентрату β_k^{\max} ($\beta_k < \beta_k^{\max}$).

2. Шляхом МНК-апроксимації залежності (рис. 3) $\beta_k = \tilde{f}_{\beta I}(\bar{\xi}, I, \gamma_{zk})$ та інтерполяції $\beta_k = \tilde{f}_{\beta I}(\bar{\xi}, I, \gamma_{zk})$ для певного співвідношення мінеральних різновидів руди $\bar{\xi}$ визначаються відповідні значення I та γ_{zk} . Визначається продуктивність за концентратом Q_k та решта результуючих показників ТП $\beta_{xj}, \gamma_k, \varepsilon_k$:

$$\begin{cases} Q_k = Q_j \mp \Delta I \cdot Q_i \\ \beta_k = \beta_j \pm \Delta\beta \\ \beta_{xj} = \beta_{xj} = \tilde{f}_{\beta xj}(\bar{V}) \\ \gamma_k = \gamma_j = \tilde{f}_{\gamma}(\bar{V}) \\ \varepsilon_k = \varepsilon_j = \tilde{f}_{\varepsilon}(\bar{V}) \end{cases}, \quad (5)$$

де $\tilde{f}_{x_6}(\bar{V}), \tilde{f}_{\gamma}(\bar{V}), \tilde{f}_{\varepsilon}(\bar{V})$ - функціональні залежності апроксимації для відповідних показників; j - номер поточної стадії (для кінцевого концентрату приймається $j = 3-5$ в залежності від технологічної схеми секції).

3. Визначаються вихідні технологічні показники 3-ї стадії подібнення $(Q_3, \beta_3, \beta_{x_6 3}, \gamma_3, \varepsilon_3)$ з урахуванням відомих значень $Q_k, \beta_k, \beta_{x_6 k}, \gamma_k, \varepsilon_k$ за виразом

$$\begin{cases} Q_{j-1} = \tilde{f}_{q(j,j-1)}(Q_j, \Delta I, \bar{V}) \\ \beta_{j-1} = \tilde{f}_{\beta(j,j-1)}(\beta_j, \Delta \beta, \bar{V}) \\ \beta_{x_6 j-1} = \tilde{f}_{x_6(j,j-1)}(\beta_{x_6 j}, \bar{V}) \\ \gamma_{j-1} = \tilde{f}_{\gamma(j,j-1)}(\gamma_j, \bar{V}) \\ \varepsilon_{j-1} = \tilde{f}_{\varepsilon(j,j-1)}(\varepsilon_j, \bar{V}) \end{cases}, \quad (6)$$

де $\tilde{f}_{q(j,j-1)}(\cdot), \tilde{f}_{\beta(j,j-1)}(\cdot), \tilde{f}_{x_6(j,j-1)}(\cdot), \tilde{f}_{\gamma(j,j-1)}(\cdot), \tilde{f}_{\varepsilon(j,j-1)}(\cdot)$ - апроксимовані за МНК залежності для визначення відповідних показників між стадіями $j-1$ та j .

4. Рекурентно розраховуються вихідні показники 2-ї стадії подібнення $Q_2, \beta_2, \beta_{x_6 2}, \gamma_2, \varepsilon_2$ на підставі відповідних показників 3-ї стадії та (6).

5. Аналогічно за результатами 2-ї стадії визначаються показники 1-ї стадії подібнення $(Q_1, \beta_1, \beta_{x_6 1}, \gamma_1, \varepsilon_1)$.

6. Перевірка коректності, якщо отримані результати не збігаються із дослідженнями збагачуваності мінеральних різновидів обраного родовища або результуюче співвідношення «якість-продуктивність» не є задовільним, то здійснюється корекція за формулою (4) та алгоритм повторюється з п.1.

7. Прийняття рішення щодо подальшого ведення ТП.

У **третьому розділі** розглянуто питання інтелектуальної ідентифікації ТП магнітного збагачення на основі нейромережевого підходу: визначено структуру авторегресійних моделей багатовимірної ідентифікації, обрано методи параметризації (навчання) та досліджені основні робочі параметри.

Для застосування НМ підходу обов'язкова попередня нормалізація значень (1):

$$X_s = Sc \times X_u + Of, \quad Sc = (T_{max} - T_{min}) / (R_{max} - R_{min}), \quad Of = T_{min} - Sc \times R_{min}, \quad (7)$$

де X_s, X_u - відповідно відмасштабовані та первинні вихідні дані; $T_{min}=0, T_{max}=1$ - мінімум максимум функції мети; R_{min}, R_{max} - мінімум максимум вихідних даних.

Згідно з прийнятою концепцією та відповідно до (1) ТП збагачення запропоновано розглядати як багатовимірну дискретну систему у матрично-векторній формі:

$$S: Z^p = \left\{ [\bar{u}_i^T(k), \bar{y}_j^T(k)], \quad k = \overline{1, T}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, M} (N > M) \right\} = \left. \begin{aligned} & [u_i(k), u_i(k+1), \dots, u_i(k+T), y_j(k), y_j(k+1), \dots, y_j(k+T)], \\ & [u_{i+1}(k), u_{i+1}(k+1), \dots, u_{i+1}(k+T), y_{j+1}(k), y_{j+1}(k+1), \dots, y_{j+1}(k+T)] \\ & [u_{i+2}(k), u_{i+2}(k+1), \dots, u_{i+2}(k+T), y_{j+2}(k), y_{j+2}(k+1), \dots, y_{j+2}(k+T)] \\ & \dots \\ & [u_{i+M}(k), u_{i+M}(k+1), \dots, u_{i+M}(k+T), y_{j+M}(k), y_{j+M}(k+1), \dots, y_{j+M}(k+T)] \\ & [u_{i+M+1}(k), u_{i+M+1}(k+1), \dots, u_{i+M+1}(k+T)] \\ & \dots \\ & [u_{i+N}(k), u_{i+N}(k+1), \dots, u_{i+N}(k+T)] \end{aligned} \right\}, \quad (8)$$

де $\bar{u}_i^T(k)$ – множина транспонованих векторів сигналів керування на вході системи; $y_j^T(k)$ – множина транспонованих векторів на виході; N – кількість сигналів (технологічних параметрів) на вході; M – кількість сигналів на виході ($N > M$).

Дослідження показали, що для ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів як багатозв'язних нелінійних динамічних об'єктів можна застосовувати багатовимірні аналоги нейромережових предикторів: NNARX, NNARXMAX, NNOE.

Так для багатовимірної NNARX-моделі на підставі застосування методу математичної індукції було отримано такий вираз

$$\hat{y}_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix}, \quad (9)$$

де l_2, l_1 – значення затримок сигналів на вході та виході системи відповідно.

Рівняння (9) у вигляді множин та векторно-матричній формі представлення

$$\|\hat{y}_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)]\} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \} \end{pmatrix}. \quad (10)$$

Аналогічні багатовимірні форми для моделей NNARXMAX та NNOE (11)-(12).

$$\hat{y}_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} \hat{y}_1(k), \hat{y}_1(k-1), \dots, \hat{y}_1(k-l_1), \\ \hat{y}_2(k), \hat{y}_2(k-1), \dots, \hat{y}_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ \hat{y}_j(k), \hat{y}_j(k-1), \dots, \hat{y}_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ \hat{y}_M(k), \hat{y}_M(k-1), \dots, \hat{y}_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix}. \quad (11)$$

Теж саме, але у множинній та векторно-матричній формі представлення

$$\|\hat{y}_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[\hat{y}_j^T(k), \hat{y}_j^T(k-1), \dots, \hat{y}_j^T(k-l_1)]\} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \} \end{pmatrix}. \quad (12)$$

На рис. 4 наведена схема багатовимірного нейромережевого регресора типу NNOE. Схожим чином можливо показати інші моделі.

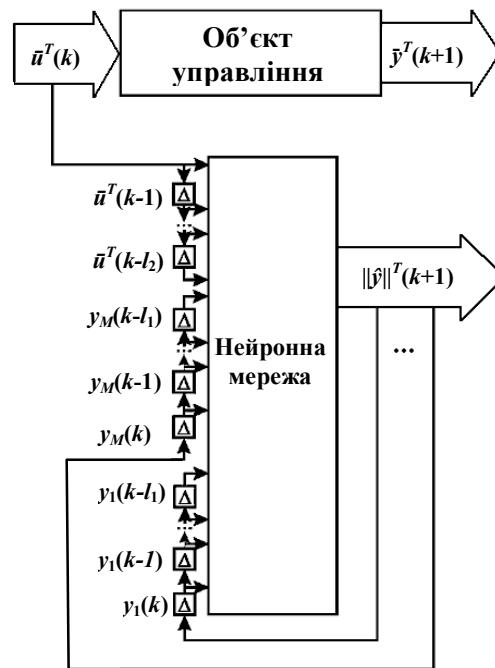


Рис. 4. Схема багатовимірного нейромережевого регресора типу NNOE

Особливо слід відзначити дуже важливу рису авторегресійних моделей типу (9)-(12), це – оборотність. Тобто одна і та ж сама математична форма моделі в залежності від напрямку параметризації (навчання) може здійснювати ідентифікацію ТП як у прямому напрямку $\hat{y} = NN(u, y)$, так і у зворотному $\hat{u} = NN(u, y)$. Стосовно ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах секції РЗФ це означає можливість прогнозування (відновлення) значень збуджуючих факторів (якісних параметрів шихти, фізико-хімічних, мінералого-текстурних та морфологічних властивостей) при зміні вихідних параметрів (якості, хвостів, продуктивності тощо). Така властивість нейронних предикторів дозволяє застосовувати їх при побудові інтелектуальних прогнозуючих систем керування ТП збагачення.

У якості модельних структур для багатовимірних апроксиматорів типу (9)-(12) розглядалися такі альтернативи:

- 1) нейромережа прямого розповсюдження (НПР) з прихованими шарами та затримкою сигналів на вході та виході системи (рис. 5);
- 2) мережа радіально-базисних функцій (РБФ) із рекурентною затримкою;
- 3) повністю зв'язна (або частково зв'язна) нейромережа (ПЗМ) із затримкою.

У ході проведених досліджень було з'ясовано, що мережі із одним прихованим шаром цілком достатньо для ідентифікації ТП збагачення при застосуванні основних базисів НМ (НПР, РБФ, ПЗМ). При цьому оптимізації підлягає кількість нейронів прихованих шарів (n_h), що безпосередньо впливає на швидкість навчання (параметризацію моделі) та якість ідентифікації.

За результатами комп'ютерного моделювання для всіх зазначених базисів було встановлено, що оптимальна кількість нейронів прихованого шару для модельних структур типу NNARX знаходиться в інтервалі $n_h \in [(0,25-0,5)n_y]$, де n_y – кількість нейронів на виході.

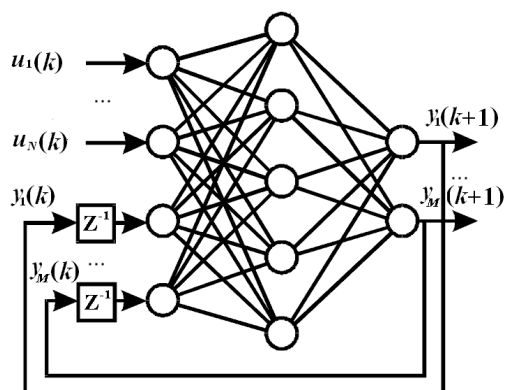


Рис. 5. Рекурентна модельна структура на основі ННР

Традиційними критеріями верифікації, що використовуються в таких випадках, є середньоквадратична похибка прогнозування MSE (Mean Square Error або квадратична норма) та оцінка нормалізованої середньої похибки узагальнення NMSE (Normalized Mean Squared Error).

Для навчання (параметризації) багатовимірних нейромережових структур, призначених для подальшої ідентифікації та керування складними ТП в режимі реального часу, необхідно застосовувати методи, які відповідають вимогам: швидкості збіжності, обчислювальної робастності, ресурсомісності тощо. Аналіз та випробування існуючих методів показали, що цим вимогам у найбільшій мірі відповідають лише такі алгоритми:

- Левенберга-Маркардта (LM);
- Гауса-Ньютона;
- сполученого градієнта.

У якості програмних середовищ для комп'ютерного моделювання були застосовані 3 незалежних пакети прикладних програм (нейромуляторів): Neuro Solutions, Statistica Neural Networks, MATLAB. Відповідні результати моделювання у цих різних пакетах збігаються з дослідженнями інших авторів.

Для оцінки необхідної глибини регресії був застосований метод коефіцієнтів Ліпшица. У табл.1 і на рис.6 наведені основні результати моделювання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів і оптимальні значення глибини регресії на підставі розрахунку коефіцієнтів Ліпшица для різних моделей. При моделюванні був застосований базис ННР на основі песептронів. Аналогічні результати моделювання в інших базисах дають схожі результати.

Таблиця 1

Показники глибини регресії та збіжності математичних моделей інтелектуальної ідентифікації

№ з/п	Найменування показників	NNARX	NNOE	NNARXMAX
1.	Необхідна глибина регресії (за місцем перегину графіку функції Ліпшица)	2-3	3-4	2-3
2.	Середня швидкість збіжності навчання (в епохах або ітераціях)	588	893	672
3.	Метод навчання	LM	LM	LM

Аналіз результатів моделювання показує, що для ідентифікації параметрів збагачувальної технології з використанням моделі типу NNARX необхідна глибина затримки

на рівні 2-3 сигналів (на підставі положення точки зламу, рис. 6). Використання моделі типу NNOE вимагає більшу глибину регресії (3-4 сигналу).

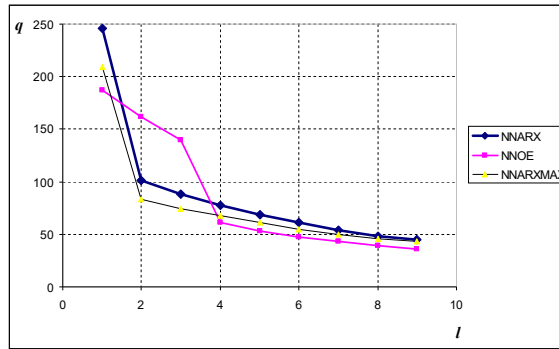


Рис. 6. Залежність значень коефіцієнтів Ліпшица (q) від глибини регресії (l) для моделей типу NNARX, NNOE, NNARXMAX

На рис. 7 наведено результати комп'ютерного моделювання процесу ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів для трьох стадій та секції в цілому. Моделювання проводилося за допомогою пакету Neuro Solutions на підставі вибірки показників Південного ГЗК. Для ідентифікації ТП була застосована модель типу NNARX, що реалізовувалася у базисі нейронних мереж прямого розповсюдження (НПР) на основі багатослового перцептрону. Базова формула НМ: 16-4-8 (нейрони: вхідні-приховані-вихідні) при глибині регресії у два сигнали за входом та виходом (затримка однакова для модельних структур всіх стадій). Для всіх моделей, базисів і стадій використовувався метод навчання за алгоритмом Левенберга (LM).

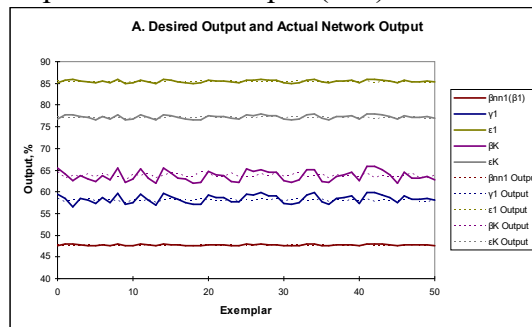


Рис. 7. Результати ідентифікації першої та останньої стадій ТП збагачення за вмістом заліза загального, виходом, вилученням, % (модель NNARX, базис НПР)

Верифікація зазначених ідентифікаційних моделей здійснювалася шляхом прямого та зворотного прогнозування. При застосуванні однокрокових предикторів типу NNARX, NNARXMAX (однотактове прогнозування) та короткострокових моделей типу NNOE (до 3-4 тактів) середня відносна похибка не перевищувала 1% у будь-якому напрямку.

У **четвертому розділі** розглянуто питання синтезу інтелектуальних систем (схем регуляторів) для автоматизованого керування локальними процесами, стадіями та комплексом збагачення.

Аналогічно процедурам нейромережевої ідентифікації серед множини існуючих методів та принципів реалізації інтелектуальних регуляторів переважну більшість складають одноканальні схеми типу SISO (один вхід – один вихід). При цьому більшість таких систем будується на основі використання інверсних (тобто зворотних або обернених) динамічних моделей типу

$$\hat{u}(k) = NC(y(k+1), y(k), \dots, y(k-l_1+1), u(k-1), \dots, u(k-l_2)), \quad (13)$$

де $NC(\cdot) = NN^{-1}(\cdot)$ – функція, що реалізує зворотне нейромережеве перетворення.

З метою одержання в подальшому схеми нейроконтролера для умов багатовимірних нелінійних систем для керування ТП збагачення були розглянуті та проаналізовані можливості застосування зазначених підходів для умов збагачувальної технології. Тому у роботі було досліджено декілька поширених схем нейронного керування (одноканальних регуляторів): послідовні, паралельні, з самонастроюванням, зворотного розповсюдження в часі, адаптивно-критичні, з прямими та інверсними моделями й фільтрами, оптимального нейрокерування.

Крім того, окремо досліджувалися підходи, де динамічна система параметризується (навчається) періодично за методом узагальненого навчання («off-line» - навчання) або постійно в режимі реального часу («on-line»).

Результати дослідження одноканальних нейрорегуляторів із застосуванням відомої еталонної моделі ТП подрібнення показали, що найбільшу перспективу мають схеми на підставі паралельного застосування нейроконтролера і нейроемулатора та процедури спеціалізованого навчання. Тому у подальшому саме цей підхід було обрано в якості базового при синтезі та дослідженні багатоканальних ІСК для окремих стадій ТП збагачення.

У роботі було проведене комп'ютерне моделювання функціонування багатоканальних ІСК у декількох режимах (номінальному, за наявності збурень та в умовах зміни параметрів контролерів). Основні результати моделювання роботи ІСК в режимі спостереження (відпрацювання уставок) наведено на рис. 8-9.

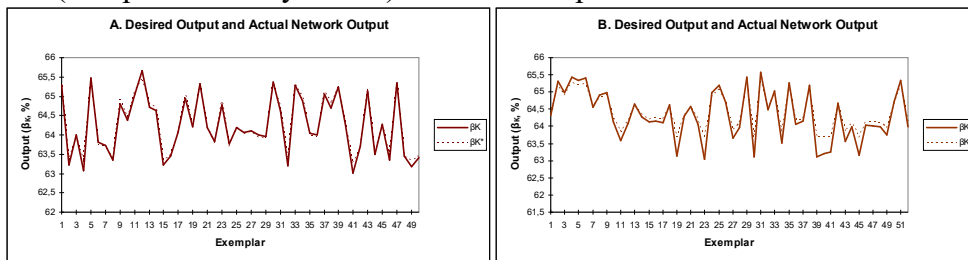


Рис. 8. Результати тестування роботи багатоканальної ІСК при різних режимах її роботи (для 3-ї стадії збагачення Південного ГЗК):

- А) робота в звичайному (номінальному) режимі;
- В) робота в умовах наявності 10% випадкових збурень в каналах.

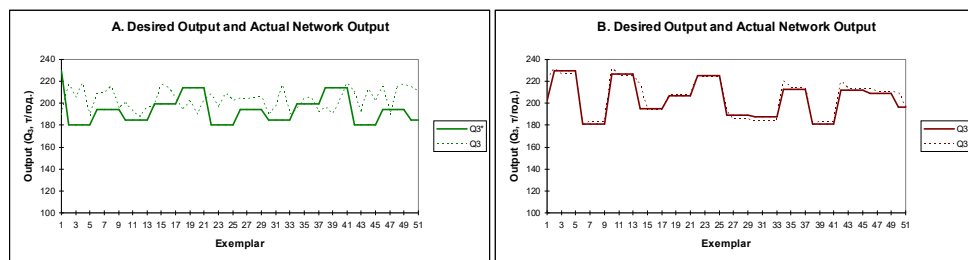


Рис. 9. Результати моделювання роботи ІСК в умовах зміни параметрів контролерів (для 3-ї стадії збагачення Південного ГЗК):

- А) узагальнене (OFF-LINE) навчання;
- В) оперативне (ON-LINE або спеціалізоване) навчання.

За результатами комп'ютерного моделювання трьох каналів керування в номінальному режимі та за наявності збурень на рівні 10% система продемонструвала достатньо якісну роботу (рис. 8). Необхідні уставки за продуктивністю 3-ї стадії та якістю концентрату для умов РЗФ-1 Південного ГЗК достатньо точно відслідковувалися. У цілому відхилення при номінальному режимі не перевищувало:

- за продуктивністю у середньому 1,4 т/год. (тобто близько 0,7%) при відносній максимальній похибці 2,4%;
- за вмістом заліза загального в концентраті середня абсолютна похибка складала 0,07%, максимальна – 0,25%.

При другій серії комп'ютерних експериментів за наявності збурень похибка дещо збільшилася (наприклад, за продуктивністю до 4%), але в цілому якість роботи системи залишилася на належному рівні.

Моделювання в умовах зміни параметрів контролерів здійснювалося за принципом насичення. При цьому для кожного з каналів було встановлено такі нелінійні обмеження: сигнал ставав нульовим при досягненні рівня меншого за 20% від номіналу та «зрізався» на рівні 80%. При цьому, як помітно з рис. 9, при застосуванні узагальненої (OFF-LINE) процедури параметризації інтелектуальних контролерів якість роботи системи в цілому є незадовільною (уставки погано відпрацьовуються). Застосування оперативного (ON-LINE) навчання дозволяє досягти задовільних результатів керування з наявністю невеликого перерегулювання на рівні 4%.

Результати тестування інтелектуальних систем довели можливості їх застосування в умовах ТП збагачення. Разом із цим, для забезпечення їх функціонування необхідне визначення оптимальних (квазіоптимальних) значень уставок або/та тенденцій зміни їх траєкторій. У роботі було доведено, що визначення необхідних значень уставок у такому випадку доцільно здійснювати шляхом раціонального поєднання декількох достатньо відомих методів. Ідея цього підходу полягає у застосуванні комбінованого алгоритму із поєднанням методів класифікаційного та оптимального керування з метою забезпечення прискорення процесу прийняття рішення в багатоканальній ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів.

На підставі застосування системного підходу при розробці загальної концепції інтелектуального керування в умовах технологічної лінії РЗФ (розділ 2) було доведено, що багатостадійний процес збагачення магнетитових кварцитів (залізної руди) можна представляти у вигляді трьохрівневої ієрархічної системи. З урахуванням цього у роботі була запропонована структура багатоканальної ієрархічної ІСК ТП РЗФ на основі системного поєднання підходів нейрокерування, класифікації та оптимізації, що представлена на рис. 10.

Зазначена схема демонструє підпорядкованість окремих підсистем та основні системні зв'язки у складі багатоканальної ІСК. На рис. 10 прийнято такі умовні позначення: $OK_{ij} \in \mathfrak{R}$ – j -й об'єкт (канал) керування i -ї стадії для локальних ТП (наприклад, подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо), $i=1, \dots, N_s$; N_s – кількість стадій ТП збагачення; $j=1, \dots, k_i$; k_i – кількість каналів керування i -ї стадії ТП; HP_{ij} – інтелектуальний нейрорегулятор OK_{ij} ; $V_{ij} \in \mathfrak{R}$ – вектор впливів збурення для OK_{ij} ; $Y_{ij} \in \mathfrak{R}$ – вектор вихідних характеристик OK_{ij} ; $U_{ij} \in \mathfrak{R}$ – вектор впливів (дій) керування OK_{ij} ; X_{ij} – вектор інформаційних параметрів про стан OK_{ij} ; $Y^3_{ij} \in \mathfrak{R}$ – вектор завдань вихідних характеристик (уставок) OK_{ij} ; TP^*_i – комплекс всіх локальних ТП i -ї стадії; $V^*_i \in \mathfrak{R}$ – вектор головних впливів збурення TP^*_i ; $Y^*_i \in \mathfrak{R}$ – вектор вихідних характеристик TP^*_i ; X^*_i – вектор інформаційних параметрів про поточний стан комплексу TP^*_i ; $Y^{*3}_i \in \mathfrak{R}$ – вектор завдань (уставок) для вихідних характеристик TP^*_i ; HE^*_i – нейроемулятор (прогнозуюча математична модель або предиктор) для комплексу ТП i -ї стадії.

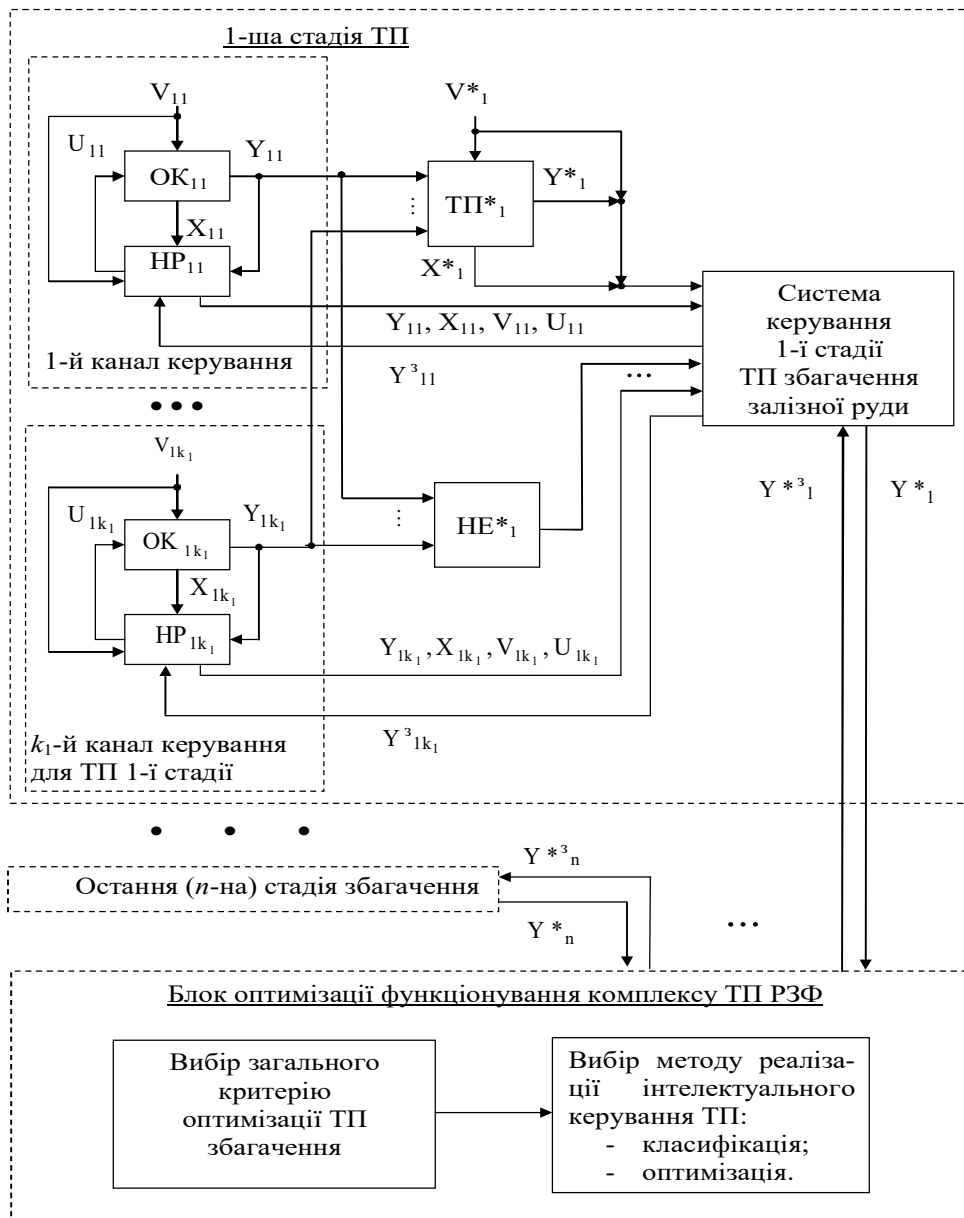


Рис. 10. Схема комбінованої багатоканальної ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів

У структурі відокремлюються три головних рівні керування: 1) локальними режимними параметрами (витрати руди і/або води, щільність пульпи тощо); 2) показники якості (вміст корисного, вихід, вилучення тощо); 3) комплексом ТП (подрібнення, класифікація, магнітна сепарація). Так, наприклад, для комплексу ТП початкової 1-ї стадії (припустимо, що для ТП подрібнення $i=1$, $k_1=2$): перший канал (OK₁₁) – співвідношення «руда-вода»; другий канал (OK₁₂) – продуктивність млина на виході (при розвантаженні); $V_{11}=\{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) вхідного продукту}\}$; $V_{12}=\{\text{фізико-хімічні та механічні властивості руди}\}$; Y_{11} , $Y_{12}=\{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) промпродукта, продуктивність за промпродуктом, вихід готового класу}\}$; $U_{11}=\{\text{витрати води до млина}\}$; $U_{12}=\{\text{вхідна продуктивність за рудою}\}$; $X_{11}=\{\text{вміст твердого у середині млина}\}$; $X_{12}=\{\text{усі режимні показники роботи млина}\}$. Аналогічним чином здійснюється формалізація для решти ТП першої стадії (класифікація, магнітна сепарація). Тоді результуючі характеристики для комплексу ТП усієї стадії в цілому формуються таким чином $V^*_1=V_{11}\cup V_{12}$ (\cup – операція логічного поєд-

нання векторів); $Y^*_1 = \{\text{якість промпродукту за вмістом корисного компонента, продуктивність на виході стадії}\}$; $X^*_1 = X_{11} \cup X_{12}$.

Дослідження (рис. 8–10) довели, що застосування нейромережових схем на підставі інверсійних моделей та нейроемулаторів у якості регуляторів окремих каналів ТП збагачення довели їх достатню динаміку (прийнятний час відпрацювання уставки), можливість належної компенсації збурень на рівні 10% та роботи в умовах нелінійних обмежень (зміни параметрів контролерів) за принципом насичення.

У **п'ятому розділі** розглядаються питання розробки, оптимізації та моделювання інтелектуальних алгоритмів для автоматизованого керування процесами збагачення.

На підставі отриманих у попередніх розділах моделей інтелектуальної ідентифікації типу (9)-(12), структурних схем багатоканальних ІСК в умовах ТП збагачення магнетитових кварцитів (типу рис. 10 та інших) були побудовані узагальнені алгоритми для їх роботи в режимі реального часу. Базовими ідеями, які було покладено в основу таких алгоритмів, є:

- системне поєднання підходів оптимального та класифікаційного керування;
- реалізація оптимального підходу із застосуванням генетичних алгоритмів для глобальної оптимізації;
- реалізація підходу класифікаційного керування із застосуванням процедур інтелектуальної кластеризації та класифікації;
- застосування принципів “особливих” ситуацій або станів для підвищення ефективності роботи алгоритму (параметризація НМ-моделей у режимі спеціалізованого навчання здійснюється не на кожному кроці, а у випадку появи значних відхилень між прогнозними та реальними значеннями контрольних показників ТП – “особливого” стану).

Визначення зазначених “особливих” ситуацій здійснюється у складі системи підтримки прийняття рішень (СППР). Алгоритм СППР роботи для ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів наведено на рис. 11.

Для реалізації класифікаційного алгоритму в умовах ТП збагачення необхідні додатково такі категорії:

- 1) алфавіт класів розпізнавання у вигляді множини

$$\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}, \quad (14)$$

який характеризує M функціональних станів ТП, при чому, клас X_i^0 характеризує найбільш бажаний (пошуковий) стан ТП;

- 2) навчальна матриця типу “об’єкт-власність”, яка характеризує m -й стан ІСК у вигляді

$$\|y_{m,i}^{(j)}\| = \begin{pmatrix} y_{m,1}^{(1)} & y_{m,2}^{(1)} & \dots & y_{m,l}^{(1)} & \dots & y_{m,N}^{(1)} \\ y_{m,1}^{(2)} & y_{m,2}^{(2)} & \dots & y_{m,l}^{(2)} & \dots & y_{m,N}^{(2)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(j)} & y_{m,2}^{(j)} & \dots & y_{m,l}^{(j)} & \dots & y_{m,N}^{(j)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ y_{m,1}^{(n)} & y_{m,2}^{(n)} & \dots & y_{m,l}^{(n)} & \dots & y_{m,N}^{(n)} \end{pmatrix}, \quad i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}, \quad (15)$$

де кожен рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, а стовбець матриці – навчальна вибірка з технологічної бази даних (БД) $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$; N, n – кількість ознак розпізнавання та випробувань (обсяг вибірки) відповідно.

Необхідно в результаті навчання побудувати розбиття простору ознак Ω на класи розпізнавання з метою оптимізації та стабілізації функціонального стану ІСК.

Для ТП збагачення згідно з (1) простір ознак формується на основі вектора стану системи та для більшості випадків буде включати лише вхідні параметри. Тобто

$$\Omega: \bar{V} \cup \bar{U} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_k, \bar{\rho}_c\}. \quad (16)$$

Відповідні значення вихідних показників (якісних та кількісних) при цьому визначаються за результатами співставлення ключових полів технологічної БД.

В окремих випадках для підвищення якості процедури класифікації можна застосувати розширену множину ознак. Вона формується за рахунок додавання певної кількості вихідних показників (наприклад, якісних показників попередніх стадій збагачення)

$$\Omega^0: \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_k, \bar{\rho}_c, \bar{\beta}_m, \bar{\beta}_{xg}, \bar{\gamma}, \bar{\varepsilon}\}. \quad (17)$$



Рис. 11. Алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень (СППР)

Алгоритм рис. 11 має один вхідний параметр s , який визначає тип особливої ситуації:

$s = 1$, якщо необхідно здійснити регулювання локальних ТП;

$s = 2$, якщо необхідно змінити параметри на рівні окремих стадій або секції;

$s = 1+2$ при необхідності одночасного втручання на рівні окремих локальних ТП, стадій збагачення або секції РЗФ у цілому.

Також слід зазначити, що перед застосуванням процедури класифікації значення всіх технологічних параметрів нормалізується із застосуванням залежностей (7).

На підставі наведеної вище постановки завдання наступна процедура інтелектуальної класифікації буде мати такі етапи.

1. Алгоритм інтелектуальної класифікації згідно з рис. 11 починає роботу в разі виникнення особливої ситуації (стану). Такий стан фіксується, коли поточні значення вихідних показників (якісних або кількісних i -ї стадії) на поточному (k -му) кроці роботи системи $y_i(k)$ значно відрізняються від запланованих уставок $y_i^3(k)$. Тобто не виконується будь-яка з таких умов (або декілька одночасно):

$$|y_i(k) - y_i^3(k)| \leq \Delta_y \Leftrightarrow \begin{cases} |Q_i - Q_i^3| \leq \Delta_Q \\ |\beta_i - \beta_i^3| \leq \Delta_\beta \\ |\beta x_i - \beta x_i^3| \leq \Delta_{\beta x} \end{cases}, \quad (18)$$

де $Q_i, \beta_i, \beta x_i$ – поточні значення продуктивності стадії, якості проміжного або кінцевого продукту та втрати корисного у хвостах відповідно. Крім того, у якості подібних критеріїв можуть додатково аналогічно ураховуватися показники виходу (γ_i) та вилучення (ε_i). $Q_i^3, \beta_i^3, \beta x_i^3$ – відповідні значення уставок. $\Delta Q, \Delta \beta, \Delta \beta x$ – максимально припустимі значення відхилень між значеннями уставок та відповідних вихідних показників.

2. Основною причиною виникнення особливих ситуацій є збурюючі фактори, що обумовлені постійними коливаннями якісного складу та властивостей первинної сировини (вхідної руди). Особливість полягає в тому, що зазначені впливи в умовах сучасних ГЗК практично неможливо достатньо точно вимірювати в ході ТП в режимі реального часу. За таких умов у більшості робіт для контролю таких факторів застосовано непрямі методи вимірювання, розрахунків або прогнозування.

Тому у складі ІСК використовується метод зворотного прогнозування із застосуванням інверсних моделей короткострокових нейромережових предикторів типу (9)-(12). Для цього на підставі відомих значень вихідних показників $y_i(k)$ (18), що отримано шляхом прямого вимірювання на k -му кроці роботи i -ї стадії ТП, прогнозуються відповідні значення вхідних збурень на попередньому кроці $v_i(k-1)$. Отже, застосовуємо інверсну модель для нейроемулатора типу (10) у вигляді

$$v_i(k-1) \approx \hat{v}_i(k-1) = NN^{-1} \begin{pmatrix} y_i(k), y_i(k-1), \dots, y_i(k-l_1), \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2-1), \\ v_i(k), v_i(k-1), \dots, v_i(k-l_2-1) \end{pmatrix}, \quad (19)$$

де у відповідності до (1) множина впливів, що збурюють, включає такі показники: $\bar{V} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0\}$. В якості модельної архітектури в процесі прогнозування можливо застосовувати однокрокові предиктори типу NNARX, NNARXMAX.

Решту показників, що є режимними або керованими ($\bar{U} = \{Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\}$), як вже зазначалося, визначають шляхом прямого вимірювання відповідними засобами.

3. Для здійснення процедури класифікації необхідно сформувати вибірку даних для навчання (параметризації) класифікатора. Така вибірка формується на підставі записів технологічної БД, яка постійно поповнюється в ході ТП. Тому для підвищення швидкості та якості навчання класифікатора з технологічної БД розмірністю $M_{БД}$ записів від-

бирається обмежений кластер з кількістю K_C записів. У процесі роботи ІСК застосовується нейромережвий класифікатор, тому обсяг вибірки для навчання можливо визначити із застосуванням вищенаведених (розділ 2) обмежень. Отже, розмір кластеру для класифікації в умовах ТП збагачення складе $180 \leq K_C \leq 900$. Якщо такої кількості інформації немає в технологічній БД (наприклад, на початку роботи ІСК), то класифікація неможлива.

Відбір зазначеної кількості елементів кластеру з технологічної БД відбувається за методом найближчих сусідів на підставі аналізу векторів з мінімальним значенням радіусу Хеммінга

$$\min_m \left[d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i) \right], \quad (20)$$

де $x_{m,i}$ – i -та координата еталонного (поточного) вектора стану x_m з (14); λ_i – i -та координата довільного вектора з технологічної БД, що є кандидатом у кластер.

Отже, в результаті успішної процедури кластеризації до навчаючої вибірки (тренувального кластеру) буде відібрано K_C записів (векторів), які за критерієм (20) є найближчими (схожими) на поточну технологічну ситуацію. При цьому в якості альтернативних методів кластеризації можна також застосувати мережі Кохонена або принцип К-середніх.

4. Синтез та навчання класифікуючої нейронної мережі. Для вирішення завдання класифікації (14)-(15) створюється нейронна мережа на основі багатошарового перцептронну. Така мережа містить 1-2 приховані шари, розмір яких визначається та обирається емпірично при налаштуванні схеми з діапазону $18 \leq n_h \leq 450$ нейронів у загальній кількості. Випробування типової процедури класифікації за двома довільними класами показує, що середня квадратична похибка MSE не перевищує 0,4-1,2 абс., що говорить про достатню якість класифікації.

5. Головним завданням у ході класифікаційного вирішення (оптимізації) поточної технологічної ситуації є остаточний вибір з кластеру кращого вектора (X^*), який задовольняє таким двом умовам:

- за вхідними ознаками найбільше відповідає поточній технологічній ситуації в кластері X_i^0 на підставі постановки (14)-(15);

- за відповідними вихідними показниками з технологічної БД краще за усіх відповідає значенню глобального критерію типу

$$J(Q, \beta, \beta_X) = \begin{cases} Q \rightarrow \max \\ \beta^{\min} \leq \beta \leq \beta^{\max} \\ \beta_X^{\min} \leq \beta_X \leq \beta_X^{\max} \end{cases}, \quad (21)$$

де Q – продуктивність на виході контрольної стадії або секції; $\beta; \beta^{\min}; \beta^{\max}$ – вміст корисного компоненту та відповідні обмеження (мінімальне та максимальне); $\beta_X; \beta_X^{\min}; \beta_X^{\max}$ – втрати корисного у хвостах та відповідні обмеження.

Отже, на підставі зазначених умов отримуємо

$$X^* = \underset{\bar{u}(k), \bar{v}(k)}{\operatorname{arg\,exr}} [J(y_1(k+1), y_2(k+1), y_3(k+1)) = J(Q, \beta, \beta_X)], \quad (22)$$

де критерій $J(Q, \beta, \beta_X)$ обирається системою чи оператором (технологом, диспетчером РЗФ) на підставі виразу (21).

Значення виразу основного (першого) локального критерію у виразі (21) може змінюватися в процесі роботи ІСК за маргінальним принципом. Наприклад, $Q \rightarrow \max, \beta \rightarrow \max, \beta_X \rightarrow \min$ при обмеженнях на решту локальних критеріїв. Отже, ідеальний клас, сформований на підставі (14)-(15), (21) та (22), буде мати вигляд

$$X_l^0 : |y_{m,l}^{(j)}| = \{Q^{\max}; \beta^{\max}; \beta_X^{\min}\}, \quad (23)$$

де Q^{\max} – максимальне значення вихідної продуктивності у кластері.

Із урахуванням цього розподільча функція від поточного класу $S(X_m^0)$, що аналізується у процесі класифікації, буде мати вигляд

$$S(X_m^0) = \begin{cases} 1(\text{true}), \text{ якщо } \left| \frac{y_{m,l}^{(j)} - y_{m,i}^{(j)}}{y_{m,l}^{(j)}} \right| < \delta_{K_i} & , \\ 0(\text{false}), \text{ решта випадків.} \end{cases} \quad (24)$$

де $\{\delta_{K_i} | i = \overline{1, N}\}$ – граничні значення полів контрольних допусків на нормовані ознаки розпізнавання.

Після підстановки (23) до (24) отримуємо

$$S(X_m^0) = \begin{cases} 1, \left[\left| \frac{Q^{\max} - Q}{Q^{\max}} \right| < \delta_Q \right] \wedge \left[\left| \frac{\beta^{\max} - \beta}{\beta^{\max}} \right| < \delta_\beta \right] \wedge \left[\left| \frac{\beta_X^{\min} - \beta_X}{\beta_X^{\min}} \right| < \delta_{\beta_X} \right] \\ 0 \end{cases}, \quad (25)$$

де $\delta_Q, \delta_\beta, \delta_{\beta_X}$ – граничні нормовані значення полів контрольних допусків на відповідні ознаки (продуктивність, якість, втрати); \wedge – логічна операція кон'юнкції.

Функції (24)–(25) приймають лише два логічних значення: 1 (true - істина), якщо поточний клас належить (близький) до ідеального (14) або 0 (false) – у протилежному випадку (технологічна ситуація далека від ідеальної).

6. Прийняття остаточного рішення про придатність (або непридатність) результатів класифікації. Для успішного здійснення процедури автоматизованої нейромережевої класифікації необхідне послідовне виконання таких умов:

- кластер для параметризації (навчання) класифікуючої нейромережі повинен містити не менш ніж K_C векторів з технологічної БД;
- при виконанні попередньої умови необхідно перевірити якість класифікації шляхом обчислення значень максимальної міри полів контрольних допусків на нормовані ознаки розпізнавання $\{\delta_{K_i} | i = \overline{1, N}\}$ за даними (15) з урахуванням допустимої похибки прогнозу ε_Π

$$\begin{cases} \max_i [\delta_{K_i}] \leq \delta_K^{\text{don}} \\ \varepsilon_\Pi = |y(X^*) - y(X_l^0)| \leq \varepsilon_\Pi^{\text{don}} \end{cases}, \quad (26)$$

де $\delta_K^{\text{don}}, \varepsilon_\Pi^{\text{don}}$ – допустимі значення полів допусків та похибки прогнозу відповідно, причому всі аргументи попередньо нормалізовано згідно з вимогами (7).

- остаточно перевіряється, чи може задовольнити отримане класифікаційне рішення X^* глобальному критерію (21), особливо за обмеженнями (другий та третій локальні критерії).

Якщо всі зазначені вимоги виконуються, то приймається остаточне рішення про успішність процедури класифікації (повертається код 0-успішно). Інакше, класифікація неможлива або неуспішна (повертається код похибки відмінний від 0).

7. У випадку успішної класифікації за алгоритмом у якості кращого рішення обирається клас, що найбільш близький до ідеального розвитку технологічної ситуації за глобальним критерієм типу (21).

Комп'ютерне моделювання процесу автоматизованої класифікації із застосуванням багат шарової нейронної мережі прямого розповсюдження здійснювалося у програмному середовищі нейроемулатора NeuroSolutions. На підставі вибіркового даних з кластеру здійснюється навчання (параметризація) та тестування нейронної мережі. Підсумкові результати моделювання наведено у табл. 2.

У результаті зазначеного моделювання було встановлено, що тренд залежності полів допусків від кількості розпізнаних класів носить лінійний характер (рис. 12).

Аналіз результатів інтелектуальної класифікації (табл. 2) свідчить про достатню якість такої процедури. Так, при зміні нормованих усереднених полів допуску у межах 4-4,5% можна з достатньою адекватністю визначити від 1 до 13 векторів з потенційно квазіоптимальними уставками, що наближені до ідеального зразка. При цьому на підставі застосування емпіричної лінійної залежності тренда якість такої класифікації може бути значно покращена та доведена до 1-3 зразків. Швидкість збігу при параметризації системи дозволяє застосовувати наведений підхід у режимі реального часу.

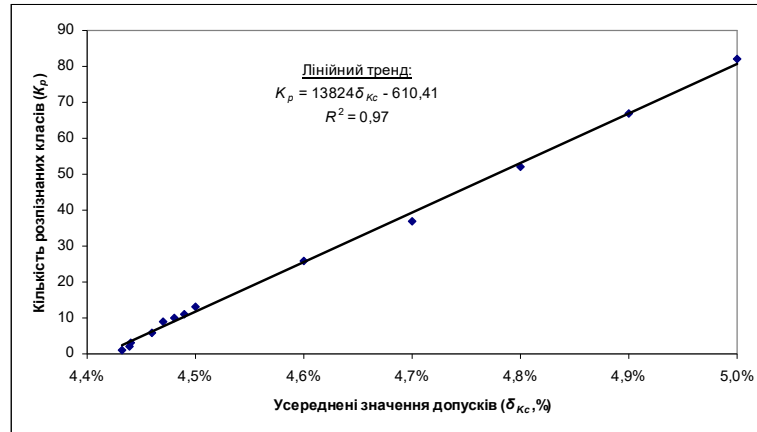


Рис. 12. Залежність значень полів допуску від кількості розпізнаних класів у процесі класифікації

Таблиця 2

Результуючі показники адекватності нейромережевої класифікації

Показник (Вхід/ Вихід)	S=0	S=1
1. MSE	1,49245E-10	3,78047E-07
2. NMSE	8,6783E-06	7,66892E-06
3. Середня абсолютна похибка	9,21927E-06	0,000205495
4. Мін абсолютна похибка	7,36317E-08	1,70942E-07
5. Мах абсолютна похибка	5,31987E-05	0,006554622
6. r (коефіцієнт кореляції)	0,96787	0,97284
7. S=0 (класи, що є відбракованими)	237	0
8. S=1 (класи наближені до ідеалу)	0	13

Для знаходження оптимальних уставок було застосовано стандартну гапліодну версію генетичного алгоритму (ГА). Для цього нейромережева функція мети представляється як завдання нелінійного програмування:

$$f(\chi^*) = \min_{\chi \in X} f(\chi), \quad (27)$$

де $\chi \in \mathfrak{R}$ – вектор координат точки пошуку; χ^* – оптимальне рішення; X – область пошуку.

Вважається, що всі можливі обмеження у вигляді рівностей або нерівностей вже враховані в цільовій функції у вигляді згортки критеріїв, за допомогою методу штрафних функцій або іншим чином.

Вирішення задачі (27) представляється в ГА у вигляді особини $A\{\chi, f(\chi)\}$. Вона включає в себе вектор $\chi(\chi_1, \chi_2, \dots, \chi_l)$, що закодований у l лінійних хромосомах (одна на кожену координату), а також відповідне значення цільової функції $f(\chi)$.

Основні етапи дії генетичного алгоритму стандартні:

- 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.

Моделювання процесу генетичної оптимізації цільових НМ-функцій типу (9)-(12) із застосуванням спеціалізованого програмного пакету GENEHUNT довело достатньо високу швидкість збігу процесу оптимізації з використанням ГА.

У шостому розділі розглянуто питання розробки промислового зразка інтелектуальної системи автоматизованого керування комплексом технологічних процесів збагачення залізної руди.

Теоретичні дослідження та комп'ютерне моделювання довели потенціальні можливості застосування інтелектуальних підходів щодо ідентифікації, керування та оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів. Згідно з рішеннями, розглянутими у попередніх розділах, запропонована схема реалізації ІСК (рис. 13).

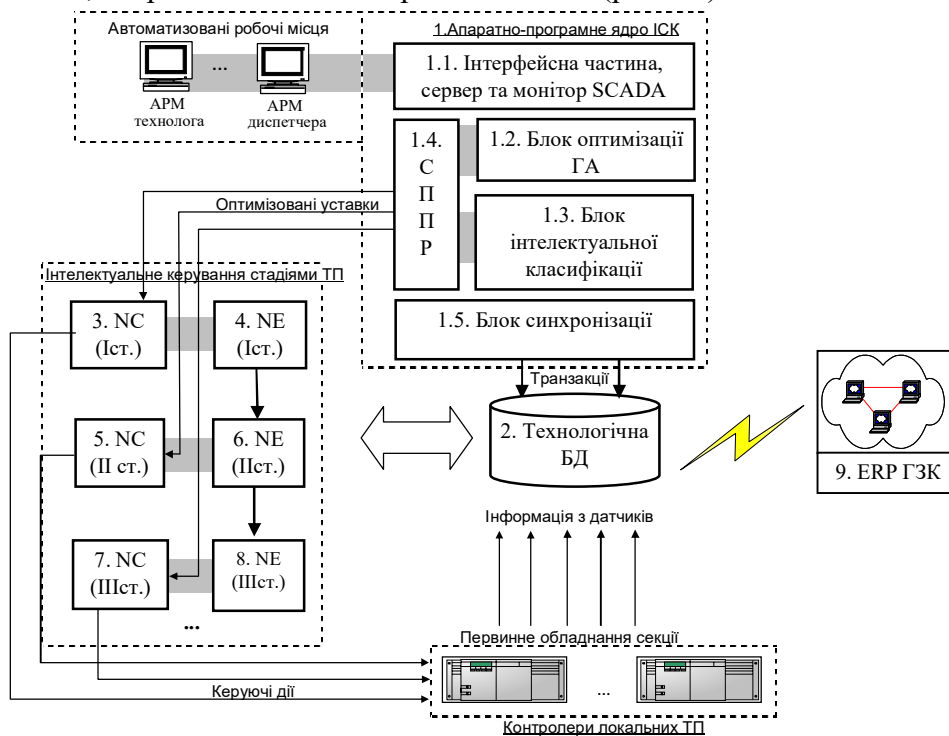


Рис. 13. Структурна схема реалізації прототипу ІСК секцією збагачення

У подальшому на підставі комплексного аналізу найбільш потужних нейроемуляторів та нейрочипів було визначено такі альтернативи практичній реалізації ІСК:

1) для програмної реалізації НМ застосувати середовище Neuro Solutions (NeuroDimension, Inc.);

2) для апаратної реалізації використати RISC-процесор типу NM6403 з сімейства NeuroMatrix (ЗАТ “Модуль”).

Із застосуванням зазначених технологій була здійснена реалізація двох промислових зразків ІСК, після чого було досліджено їх головні властивості.

Програмна реалізація нейромережових блоків ІСК із застосуванням нейроемулятора типу Neuro Solutions показала більшу гнучкість при синтезі та при переналагодженні. Разом із цим, продуктивність роботи ІСК і, особливо, параметризації (навчання) була на 40-60% нижчою ніж при застосуванні апаратної реалізації.

Апаратна реалізація ІСК засобами нейропроцесорів типу NeuroMatrix відповідно продемонструвала більш високу продуктивність параметризації, обчислень та спостереження (підтримання) уставок. Однак така технологія є більш складною та трудомісткою в процесі синтезу, а також дозволяє реалізувати обмежений набір нейромережових структур та алгоритмів навчання.

Розроблений програмно-апаратний комплекс випробовувався у промислових умовах секції №2 РЗФ-2 ВАТ “Південний ГЗК” (м. Кривий Ріг) та секції №6 РЗФ-1 Новокриворізького ГЗК (ВАТ “АрселорМіттал Кривий Ріг”). Результати випробовувань та розрахунки економічної ефективності наведено у додатках дисертації.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі розв'язана актуальна наукова проблема, яка полягає у вдосконаленні підходів узгодженого інтелектуального керування стадіями технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності (неповної та/або нечіткої інформації про зміну зовнішніх збурюючих впливів) на підставі: подальшого розвитку концепції інтелектуального керування секцією магнітного збагачення залізної руди за рахунок використання нейрокібернетичного підходу для формалізації завдань керування з визначенням залежностей між фізико-хімічними, фізико-механічними властивостями вхідної сировини (збуреннями) та її збагачуваністю за всіма стадіями для первинної параметризації нейроструктур; удосконалення багатозв'язних математичних інверсно-прогнозуючих моделей для ідентифікації режимних параметрів ТП із застосуванням нейромережових авторегресійних предикторів з узагальнюючими здатностями; уточнення залежності між глибиною регресії та точністю авторегресійних ідентифікаційних моделей із використанням методу коефіцієнтів Ліпшица; нових принципів побудови інтелектуальної системи узгодженого керування стадіями процесу збагачення, де ієрархічно поєднано підходи інверсно-прогнозуючого нейрокерування (на рівні локальних процесів) із спеціалізованим типом перенавчання на кожному кроці роботи системи та оптимального керування (комплексом ТП стадій та секцій); вдосконалення методології оптимізації параметрів (визначення вихідних уставок) процесів збагачення в складі інтелектуальної системи керування, яка ґрунтується на застосуванні методів еволюційних обчислень, класифікаційного керування та принципу особливих станів, обумовлених суттєвими відхиленнями між значеннями прогнозованих та фактичних показників переділу, що разом забезпечує підвищення ефективності керування ТП за рахунок збільшення виходу концентрату та стабілізації решти показників збагачувального виробництва і, як наслідок, підвищення його конкурентоспроможності. За результатами виконаних досліджень сформульовані та обґрунтовані такі наукові висновки і практичні результати:

1. Аналіз стану автоматизації керування ТП в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ вітчизняних ГЗК показав, що поряд з актуальністю проблеми та достатньо великою кількістю розробок й досліджень у цьому напрямі на сьогодні практично відсутні промислові зразки САК комплексом ТП секції, а існуючі дотепер концепції керування технологічною лінією РЗФ не в повній мірі відповідають сучасним вимогам і не завжди забезпечують ефективне розв'язання складних завдань в умовах збагачувального виробництва (багатоканальність, нестаціонарність, збуреність, нечіткість і неповнота інформації, велике запізнювання інформації у часі щодо вихідних параметрів та ін.).

2. Розроблено технічні вимоги до програмно-апаратного комплексу ІСК ТП секцією РЗФ з ієрархічною структурою, що має забезпечити нормальне функціонування в умовах великого запізнювання інформаційних змінних, багатомірності, неповноти і нечіткості даних, агресивних середовищ, гнучку конфігурацію та інтеграцію на базі стандартних протоколів обміну даних, можливість коректування інформаційних потоків людиною-оператором, дружній інтерфейс користувача.

3. У результаті систематизації параметрів та зв'язків локальних підсистем (процесів) збагачення залізної руди, їх симпліціального q-аналізу, дослідження впливу фізико-хімічних та фізико-механічних властивостей первинної сировини на вихідні показники всіх стадій ТП із встановленням відповідних залежностей обґрунтовано застосування сучасних підходів нейрокібернетики, висунуто вимоги та критерії щодо роботи ІСК, запропоновано структурну схему реалізації моделі в нейромережевому базисі, зроблено оцінку граничних обсягів навчаючої вибірки та вимоги щодо її формування. Зазначене дозволило сформулювати нову концепцію інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) магнітного збагачення залізної руди, де здійснюється визначення уставок для всіх стадій переділу на підставі встановленого співвідношення між якістю вихідних продуктів та відносною подрібнюваністю руди, що дозволяє узгоджувати режими роботи секції шляхом застосування нейрокібернетичного підходу в умовах невизначеності збурюючих факторів (неповної та нечіткої інформації про властивості первинної сировини).

4. На підставі відомих одновимірних нейромережевих авторегресійних модельних структур інтелектуальної ідентифікації типу NNARX, NNARXMAX, NNOE із застосуванням методу математичної індукції були отримані відповідні багатовимірні аналоги, які придатні для ідентифікації складних багатозв'язних систем на прикладі ТП збагачення магнетитових кварцитів. Дослідження багатовимірних нелінійних моделей інтелектуальної ідентифікації у різних базисах дозволило визначити їх основні властивості: середньоквадратична похибка апроксимації MSE до 1%; нормована середньоквадратична похибка апроксимації NMSE до 1,5%; оптимальний термін прогнозування – 1 крок для моделей типу NNARX, NNARXMAX та 3-4 кроки для NNOE; глибина регресії 2-4 сигнали; середня відносна похибка апроксимації MAE не перевищує 1%.

5. Запропоновано нову структуру інтелектуальної системи узгодженого керування всіма стадіями ТП збагачення залізної руди, де, на відміну від існуючих, поєднано принципи оптимального, класифікаційного та інверсно-прогнозуючого нейрокерування. Комп'ютерне моделювання динаміки багатоканальних систем інтелектуального керування подібного типу (у номінальних режимах роботи, за наявності 10% збурень, при дії нелінійних обмежень на зміну параметрів контролерів за принципом насичення в інтервалі 20-80% тощо) довело можливість їх застосування в умовах багатостадійного ТП збагачення.

6. Розроблено алгоритми функціонування багатоканальної ІСК на основі поєднання процедур нейромережевого прогнозуючого та класифікаційного керування. Інтелектуальна класифікація із застосуванням багатопараметричних нейронних мереж та попереднім кластерним відбором навчаючої вибірки при належній кількості елементів кластеру дозволяє визначати вектор уставок та прогнозувати показники ТП збагачення із задовільною точністю, яка за відносною похибкою не перевищує 1,2%.

7. Удосконалений спосіб оптимізації параметрів ТП збагачення залізної руди в складі інтелектуальної системи керування, що вигідно відрізняється від аналогів більшою швидкістю збіжності за рахунок застосування генетичних алгоритмів пошуку. У результаті дослідження процедури оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів із застосуванням еволюційних методів було доведено можливість та ефективність використання генетичних алгоритмів для пошуку оптимуму нейромережевої функції мети.

8. Розроблена структурна схема практичної реалізації прототипу ІСК ТП збагачення в умовах технологічної лінії РЗФ, розглянуто способи його програмної реалізації (із застосуванням нейроемулаторів) та апаратної (на підставі застосування нейрочипів типу NeuroMatrix NM6403/NM6404). Програмна реалізація нейромережевих блоків ІСК із

застосуванням нейроемулатору типу Neuro Solutions надає більшу гнучкість при синтезі та при переналагодженні. Разом із цим продуктивність роботи ІСК та швидкість параметризації (навчання) знижується на 40-60% у порівнянні із застосуванням апаратної реалізації.

9. Розрахунок економічної ефективності впровадження результатів дисертаційної роботи для секції РЗФ з річним обсягом продуктивності за рудою 1,2 млн. т при збільшенні виходу (за рахунок стабілізації) сумарного концентрату на 0,3%, капітальних витратах 600 тис. грн., додаткових експлуатаційних витратах 100 тис. грн. показує, що інтегральний річний економічний ефект складає 1,23 млн. грн., строк окупності проекту 0,6 року.

СПИСОК ОСНОВНИХ ПУБЛІКАЦІЙ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

1. Купін А.І. Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології : Монографія / А.І.Купін.- Кривий Ріг: КТУ.-2008.- 204 с.

2. Назаренко В.М. Взаимосвязь между обогатимостью отдельных разновидностей и адаптивным управлением процесса обогащения в условиях Ингулецкого месторождения / В.М.Назаренко, В.С.Гвоздик, А.И.Купин // Разраб. руд. месторожден. – Вып.78.- Кривой Рог: КТУ.-2002.- С.91-94.

3. Назаренко В.М. Алгоритм и имитационная модель системы управления технологическим процессом обогащения железной руды / В.М.Назаренко, А.И.Купин // АА-ЭКС.-№1.(10).- Херсон: ХГТУ.-2002.-С.13-19.

4. Назаренко В.М. Современные информационные технологии для управления работой рудником горнообогатительного комбината / В.М.Назаренко, М.В.Назаренко, С.А.Хоменко, А.І.Купін // Разраб. руд. месторожден. – Вып.77.- Кривой Рог: КТУ.-2002.- С.66-70.

5. Назаренко В.М. Техничко-экономические предпосылки экстремального управления обогащением с целью повышения качества железорудного концентрата / В.М.Назаренко, А.И.Купин // Сб. научн. трудов III межд. симпозиума “Качество минерального сырья”.- Кривой Рог: АГН Украины.-2002.- С.80-84.

6. Назаренко В.М. Концептуальный підхід до побудови сучасної комплексної системи управління гірничим підприємством на основі ГІС-технологій / В.М.Назаренко, М.В.Назаренко, С.А.Хоменко, А.І.Купін // Сб. научн. трудов НГУ №14, Том 2.- Днепропетровск: РИК НГУ, 2002.- С.13-22.

7. Купін А.І. Обґрунтування використання технологій штучного інтелекту для управління технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів / А.І.Купін // Вісник КТУ.- №1.-2003.-С.51-55.

8. Назаренко В.М. Автоматизоване управління процесом магнітного збагачення залізної руди за критеріями максимальної якості та мінімізації втрат / Назаренко В.М., Купін А.І. // Праці Луганського відділення Міжнародної Академії інформатизації.- №2(7).-2003.-С.71-73.

9. Купін А.І. Реалізація навчання нейромережі для керування ТП збагачення магнетитових кварцитів / А.І.Купін // Вісник КТУ.- №3.-2004.-С.24-28.

10. Гвоздик В.С. Реализация согласованного управления мельницами измельчения на основе применения нечеткого контролера / В.С.Гвоздик, А.И.Купин // Разраб. рудн. месторожден. – Вып.88.- Кривой Рог: КТУ.-2005.- С.148-152.

11. Назаренко В.М. Розробка та аналіз моделей інформаційних потоків в структурі управління залізорудного комбінату / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Сб. научн. трудов IV межд. симпозиума “Качество минерального сырья”.- Кривой Рог: Минерал.-2005.- С.308-311.

12. Назаренко В.М., Шляхи збереження та розвитку потенціалу вітчизняних ІТ-технологій / В.М.Назаренко, М.В.Назаренко, Н.В.Смирнова, С.А.Хоменко, А.І.Купін // Вісник КТУ.- №9-2005.- С.95-100.
13. Купін А.І. Узагальнений алгоритм нейромережевої ідентифікації ТП збагачення залізної руди / А.І.Купін // Вісник КТУ.- №13-2006.-С.147-150.
14. Купин А.И. Нейросетевое прогнозирование показателей обогащения магнетитовых кварцитов / А.И.Купин // Вісник НТУ “ХПІ”.-Харків.- №26.-2006.-С.23-31.
15. Назаренко В.М. Вибір раціональної структури комп’ютерної мережі для залізорудного комбінату / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Вісник СевДТУ. Вип.72: Автоматизація та управління: Зб.наук.пр.- Севастоп. нац. ун-т.- Севастополь: Вид-во СевНТУ, 2006.- С.112-120.
16. Купін А.І. Дослідження одноканальної нейромережевої системи управління подрібненням магнетитових кварцитів в умовах збагачувальної фабрики ГЗК / А.І.Купін // Вісник Житомирського державного технологічного університету.-Житомир.- №4(39).- 2006.- С.212-215.
17. Купин А.И. Исследование инверсных моделей нейроконтроллера для систем интеллектуального управления ТП горнорудных предприятий / А.И.Купин, С.А.Рубан // Вісник КТУ.- №18-2007.- С.157-161.
18. Купин А.И. Исследование глубины регрессии при нейросетевой идентификации ТП обогащения магнетитовых кварцитов / А.И.Купин // Вісник СХУ ім.Даля.-Луганськ.- №11 (117).-2007.- С.101-108.
19. Зубов Д.А. О применимости метода обратного оператора в САУ одним классом нелинейных многосвязных объектов с использованием аппроксимирующего обобщенного квадратичного полинома/Д.А.Зубов, Е.В.Бодянский, О.В.Килимник, А.И.Купин // Вісник СХУ ім.Даля.-Луганськ.- №8 (114).-Ч.2.-2007.- С.125-129.
20. Купін А.І. Дослідження багатоканальних моделей нейромережевої ідентифікації в умовах технологічних процесів збагачення / А.І.Купін // Вісник КТУ.- №21-2008.- С.139-143.
21. Купін А.І. Дослідження авторегресійних моделей нейромережевої ідентифікації для процесів збагачувальної технології / А.І.Купін, В.М.Назаренко // Збірник наукових праць СХУЯЕІП.-Севастополь.-Вип.№1(25).- 2008.- С.211-221.
22. Купін А.І. Симпліціальний аналіз інформаційних та управляючих потоків в умовах магнітозбагачувальної фабрики ГЗК / А.І.Купін // Сб. научн. трудов V межд. симпозиума “Качество минерального сырья”.- Кривой Рог: КТУ-Трионик.-2008.- С.379-384.
23. Купін А.І. Підхід класифікаційної оптимізації в умовах процесів збагачувальної технології / А.І.Купін // Вісник СХУ ім. Даля.- Луганськ.- №9 (127).-2008.- С.99-109.
24. Купін А.І. Еволюційна оптимізація параметрів технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів / А.І.Купін // Вісник Житомирського державного технологічного університету. –Житомир. – №4(47) .-2008.- С.230-239.
25. Купін А.І. Оцінка статистичних параметрів штучних нейроструктур, призначених для керування нелінійними динамічними об’єктами / А.І.Купін // Науковий вісник Чернівецького університету. – Чернівці. – Вип. 423. Ч. I. –2008.- С.77-82.
26. Купін А.І. Ієрархічна модель інформаційних та управляючих потоків в умовах технологічної лінії магнітозбагачувальної фабрики ГЗК / А.І.Купін // Вісник НТУ “ХПІ”.-№10.- Харків: НТУ “ХПІ”.- 2009.- С.138-145.
27. Купін А.І. Паралельний алгоритм навчання багат шарових нейро-мережевих структур / А.І.Купін, Д.І.Кузнецов // Збірник наукових праць НГУ.-№32.- Дніпропетровськ: РВК НГУ, 2009. -135-141.

28. Патент 51044 Україна, МПК В03В13/00. Система автоматичного керування процесом збагачення / В.М. Назаренко, М.В. Назаренко, Н.В. Смирнова, А.І. Купін.- Заявл. 15.11.2002; Опубл. 16.05.2005; Бюл. №5.- 3с.

29. АСУ роботою технологічних відділів рудозбагачувальної фабрики гірничо-збагачувального підприємства: свідоцтво на реєстрац. авторськ. права на твір 6705 Україна, комп'ютерна програма / В.М. Назаренко, М.В. Назаренко, С.А. Хоменко, А.І. Купін; дата реєстрації 28.05.2003.

30. Комплексна система управління підприємством: свідоцтво на реєстрац. авторськ. права на твір 9804 Україна, комп'ютерна програма / В.М. Назаренко, М.В. Назаренко, Н.В. Смирнова, С.А. Хоменко, А.І. Купін; дата реєстрації 15.04.2004.

31. Купін А.И. Компьютерно-интегрированная система управления процессом обогащения железной руды с минимизацией потерь полезного компонента / А.И.Купин // 3б. науков. праць II Міжнарод. конф. «Автоматизація технологічних об'єктів та процесів. Пошук молодих».- Донецьк: ДонДТУ, 2002.- С.283-286.

32. Купін А.І. Адаптивна система управління першої стадії подріднення збагачувальної фабрики ГЗК / А.І.Купін // 3б.наук.праць конференц. “Проблеми розвитку криворізького залізорудного басейну”.- Кривий Ріг: КТУ.-2002.- С.76-77.

33. Назаренко В.М. Шляхи забезпечення якості та мінімальної вартості залізорудного концентрату при впровадженні інформаційних систем на ГЗК / В.М.Назаренко, М.В.Назаренко, С.А.Хоменко, А.І. Купін // Академический вестник Криворожского территориального отделения Международной Академии компьютерных наук и систем, 2002.- №9-10.- С.24-25.

34. Назаренко В.М. Нейромережева модель системи управління ТП збагачення залізної руди / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Матеріали міжнародної науково-технічної конференції з проблем електромеханіки та енергозбереження.- Кривий Ріг: КТУ, 2004.- С.7-11.

35. Назаренко В.М. Застосування нейроуправління для автоматизації процесу збагачення магнетитових кварцитів / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Матеріали 12-й міжнародної конференції “Автоматика-2005”.-Харків: Вид-во НТУ “ХП”, 2005.-С.45-46.

36. Купін А.І. Предикторний алгоритм інтелектуальної ідентифікації технологічного процесу збагачення залізної руди / А.І.Купін // Матеріали II Міжнародної науково-практичної конференції “Сучасні наукові дослідження -2006”. Том 17.-Технічні науки.- Дніпропетровськ: Наука і освіта, 2006.-С.50-53.

37. Купин А.И. Прогнозирование качественных показателей обогащения железной руды с использованием нейросетевого эмулятора / А.И.Купин // Материалы II Международной конференции “Стратегия качества в промышленности и образовании”.- Том 1.- ТУ Варна (Болгария), 2006: - С.99-102.

38. Назаренко В.М. Інтелектуальне управління технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Матеріали XIII Міжнародної конференції з управління (Автоматика-2006).- Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2006.- С.406-409.

39. Купин А.И. Исследование влияния глубины регрессии на сходимость и качество идентификации ТП обогащения в нейросетевом базисе / А.И.Купин // Материалы III Международной конференции “Стратегия качества в промышленности и образовании”.- Том 2.- ТУ Варна (Болгария), 2007: - С.529-532.

40. Назаренко В.М. Сучасний стан, проблеми та перспективи розвитку інтегрованих систем управління на підприємствах ГМК / В.М.Назаренко, А.І.Купін // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем.-№20.-2007.- С.61-66.

41. Kupin A. Neural identification of technological process of iron ore beneficiation / A.Kupin // Proceedings of 4th IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced

Computing Systems Technology and Applications (IDAACS'2007).- Dortmund, Germany.- 2007.- P.225-227.

42. Купін А.І. Дослідження нейро-нечітких предикторів для систем інтелектуального управління технологічними процесами гірничо-збагачувальних підприємств / А.І.Купін, С.А.Рубан // Тези доповідей першої міжнародної науково-технічної конференції “Інтелектуальні системи в промисловості і освіті-2007”.-Суми: Вид-во СДУ.- 2007.- С. 173-176.

43. Kupin A. Identification of technological process of iron ore enriching with using neural nets / A.Kupin // Proceedings Of the 3rd International Conference ACSN-2007.- Ukraine, Lviv: Publishing House of Polytechnic National University, 2007.- С.83-84.

44. Купін А.І. Структура комбінованої багатоканальної системи класифікації та інверсно-прогнозуючого управління в умовах ТП збагачення / А.І.Купін // Матеріали XV Міжнародної конференції з управління (Автоматика-2008).- Одеса: ОНМА, 2008.- С.822-825.

45. Купін А.І. Багатоканальна ієрархічна система інтелектуального управління технологічною лінією збагачення / А.І.Купін // Матеріали Міжнародної конференції “Гірничо-металургійний комплекс: досягнення, проблеми та перспективи розвитку”.– Кривий Ріг: Вид-во КТУ, 2009. -С.226.

46. Купін А.І. Дослідження властивостей системи нейрокерування магнітним сепаратором / А.І.Купін // Матеріали V Міжнародної конференції “Стратегія якості в промисловості та освіті”.- Том 1.- ТУ Варна (Болгарія), 2009. - С.250-253.

Особистий внесок здобувача в роботи, опубліковані в співавторстві: [2] – розробка методики дослідження властивостей збагачуваності різновидів магнетитових кварцитів, аналіз і комп’ютерне моделювання екстремальної системи керування ТП; [3] – побудова алгоритму та оцінка адекватності імітаційної моделі системи; [4] – аналіз структури інформаційної мережі для керування роботою рудника гірничо-збагачувального комбінату; [5] – дослідження впливу та оцінка впливу комплексної автоматизації на техніко-економічні показники процесу збагачення; [6] – аналіз інформаційних потоків у складі комплексної системи керування гірничим підприємством; [8] – розроблення принципів побудови і дослідження системи автоматизованого керування процесом магнітного збагачення залізної руди за критеріями максимальної якості та мінімізації втрат; [10] – розроблення і дослідження алгоритму узгодженого керування млинами подрібнення із застосуванням нечіткого контролера; [11] – відбір статистичних даних, побудова та аналіз моделей інформаційних потоків у структурі керування залізрудного комбінату; [12] – обґрунтовано шляхи застосування інтелектуальних підходів при створенні вітчизняних ІТ-проектів у галузі комплексної автоматизації виробництва; [15] – розроблення архітектури і дослідження властивостей моделі корпоративної інформаційної мережі залізрудного комбінату; [17] – розробка та комп’ютерне моделювання інверсних нейромережових моделей для одноканальних систем інтелектуального керування ТП збагачення; [19] – чисельне моделювання на ЕОМ САК нелінійним багатозв’язним об’єктом з великим запізнюванням і нестационарними параметрами; [21] – дослідження можливостей застосування авторегресивних нейромережових предикторів для ідентифікації та автоматизованого керування в умовах ТП збагачення; [27] – постановка завдання, розробка алгоритмів, моделювання та оцінка результатів; [28] – розроблення способу оперативного визначення оптимального співвідношення руда-вода для системи керування стадією збагачення; [29] – розробка алгоритмів для автоматизованих робочих місць диспетчера та технолога у складі АСК рудозбагачувальної фабрики ГЗК; [30] – розроблені принципи взаємодії між різними рівнями ієрархії у складі комплексної системи керування підприємством із застосуванням мережних технологій; [33] – обґрун-

тування необхідності впровадження інформаційних систем в умовах ГЗК для забезпечення якості та мінімальної вартості кінцевої продукції; [34, 35] – постановка завдання інтелектуального керування технологічними процесами, формалізація та комп'ютерне моделювання багатовимірних нейромережових структур; [38] – побудова авторегресивних інтелектуальних моделей для керування локальними ТП РЗФ; [40] – аналіз перспектив розвитку інтегрованих систем керування на підприємствах ГМК на основі застосування ієрархічної моделі взаємодії та міжнародних стандартів МЕК; [42] – аналіз результатів моделювання нейронечітких предикторних моделей регуляторів та їх адаптація для умов основних ТП ГЗК.

АНОТАЦІЯ

Купін А.І. Узгоджене інтелектуальне керування стадіями технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів в умовах невизначеності. – Рукопис.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.07 – автоматизація процесів керування. – Криворізький технічний університет, Кривий Ріг, 2009.

Метою дисертаційної роботи є підвищення ефективності ТП секції рудозбагачувальної фабрики (РЗФ) ГЗК на базі визначення залежностей між фізико-хімічними, фізико-механічними властивостями та збагачуваністю магнетитових кварцитів, побудови інтелектуальної системи керування на основі комплексного використання нейромережової ідентифікації, нейрокерування та класифікаційного керування, кластеризації, генетичних алгоритмів оптимізації. Виконано обґрунтування застосування інтелектуальних підходів для узгодженого керування технологічною лінією (секцією) збагачення, режимними параметрами одно- та багатоканальними технологічними процесами і стадіями рудозбагачувального виробництва з суттєво нелінійними, нестационарними, стохастичними об'єктами та великим запізнюванням. Прикладні результати досліджень відбито у запропонованих інтелектуальних алгоритмах з поєднанням процедур нейромережового та класифікаційного керування, еволюційної оптимізації, які застосовано для розробки промислового зразка системи.

Ключові слова: інтелектуальне нейрокерування, збагачення магнетитових кварцитів, оптимальне й класифікаційне керування, кластеризація, генетичний алгоритм.

АННОТАЦИЯ

Купин А.И. Согласованное интеллектуальное управление стадиями технологического процесса обогащения магнетитовых кварцитов в условиях неопределенности. – Рукопись.

Диссертация на соискание научной степени доктора технических наук по специальности 05.13.07 – автоматизация процессов управления. – Криворожский технический университет, Кривой Рог, 2009.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности ТП секции рудообогатительной фабрики (РОФ) ГОКа на базе определения зависимостей между физико-химическими, физико-механическими свойствами и обогатимостью магнетитовых кварцитов, построения интеллектуальной системы управления на основе комплексного использования нейросетевой идентификации, нейроуправления и классификационного управления, кластеризации, генетических алгоритмов оптимизации. Выполнено обоснование применения интеллектуальных подходов для согласованного управления технологической линией (секцией) обогащения, режимными параметрами одно- и многоканальными технологическими процессами и стадиями рудообогатительного производства с существенно нелинейными, нестационарными, стохастическими объектами и большим запаздыванием. Прикладные результаты исследования отражены

в предложенных интеллектуальных алгоритмах с совмещением процедур нейросетевого и классификационного управления, эволюционной оптимизации, которые применены для разработки промышленного образца системы.

Ключевые слова: интеллектуальное нейруправление, обогащение магнетитовых кварцитов, оптимальное и классификационное управление, кластеризация, генетический алгоритм.

ABSTRACT

Kupin A.I. The coordinated intellectual control of stages of technological processes of beneficiation of quartzites of magnetite in conditions of uncertainty. – Manuscript.

Thesis for competition of the scientific doctor's degree of the technical science on speciality 05.13.07 – automation of control processes. – Kryvyi Rig Technical University, Kryvyi Rig, 2009.

The purpose of dissertation is increase of efficiency technological processes (TP) of section of ore beneficiation factories (OBF) of concentrating complex on the basis of definition of dependences between physical and chemical, physicommechanical properties and washability of quartzites of magnetite, construction of an intellectual control system on the basis of complex use neural networks to identification, neurocontrol and classification management, clustering, genetic algorithms of optimization. The substantiation of application of intellectual approaches for the coordinated management of a technological line (section) of beneficiation, by regime parameters one- and multi-channels TP and stages of ore beneficiation manufactures with essentially nonlinear, non-stationary, stochastic objects and the big delay is executed. Applied results of research are reflected in the suggested intellectual algorithms with overlapping procedures neural networks and classification management, evolutionary optimization which are applied for development of an industrial sample of system. The main theoretical and practical results are:

1. The analysis of a condition of automation of production control in conditions of a technological line (section) of ore beneficiation factories, that alongside with a urgency of a problem and there is enough plenty of development and researches in this direction for today practically there are no industrial samples automatic control systems (ACS) of complex TP, and existing local ACS yet to the full meet modern system requirements and not always provide the effective decision of challenges in conditions of concentrating manufacture (multi-channel, non-stationary, presence of indignations, fuzzy and incompleteness of the information, great delay, etc.).

2. As a result of ordering parameters and connections of local subsystems (processes) of beneficiation of iron ore, them a simplex q-analysis, research of influence of physical and chemical and physicommechanical properties of primary raw material on initial parameters of all stages TP with an establishment of corresponding dependences is proved application of modern approaches neurocybernetics, requirements and criteria concerning work ISC are put forward, the block diagram of realization of model in neural networks basis is offered, the estimation of limiting volumes of training sample and the requirement concerning its formation is made. Specified has allowed to formulate the new concept of intellectual control of a technological line (section) of magnetic beneficiation of iron ore where definition of setting value for all stages of repartition is carried out on the basis of the established ratio between quality of initial products and relative grindability ores which allows to coordinate operating modes of section by application neurocybernetics the approach in conditions of uncertainty of revolting factors (the incomplete and indistinct information on properties of primary raw material).

3. On the basis of known one-dimensional of neural network autoregressive modelling structures of intellectual identification such as NNARX, NNARXMAX, NNOE with application of a method of a mathematical induction there were received corresponding multivariate

analogues which are applicable for identification of difficult multicoherent systems on example of TP of beneficiation of magnetite quartzites. As a result of research of multivariate nonlinear models of intellectual identification in different bases their basic properties have been determined: mean-square error of approximation MSE up to 1 %; the normalized mean-square error of approximation NMSE up to 1,5 %; the optimum period of forecasting - 1 step for models such as NNARX, NNARXMAX and 3-4 steps for NNOE; depth of regress 2-4 signals; the average relative error of approximation does not exceed 1 %.

4. The new structure of intellectual system of the coordinated control by all stages of TP of beneficiation of iron ore where, as against existing, principles optimum are incorporated, classification and inverse-predicting neurocontrol is offered. Computer modelling of dynamics multichannel systems of intellectual control of similar type in nominal operating modes, at presence of 10 % of indignations and in conditions of nonlinear restrictions on change of parameters of controllers by a principle of saturation (type of 20-80 %) have finished an opportunity of their application in conditions multiphasic TP beneficiation.

5. Algorithms of functioning multichannel ISC are developed on the basis of association of procedures of neural network predicting and classification control. Intellectual classification with application of multilayered neural networks and initial cluster selection of training sample allows to determine a vector of tasks and to predict parameters of TP beneficiation with satisfactory accuracy (relative an error does not exceed 1,2 %).

6. The way of optimization of parameters of TP beneficiation of iron ore is advanced in structure of an intellectual control system which favourably differs from analogues in the greater speed of convergence due to application of genetic algorithms for search of an optimum of neural network functions of the purpose.

7. Practical realization of prototype ISC TP of beneficiation in conditions of technological line of OBF is carried out on the basis of ways of program realization with use neurosimulator (Neuro Solutions) and hardware realization with application of neurochips such as NeuroMatrix NM6403/NM6404.

Key words: intellectual neurocontrol, beneficiation of quartzites of magnetite, optimum and classification control, clustering, genetic algorithm.