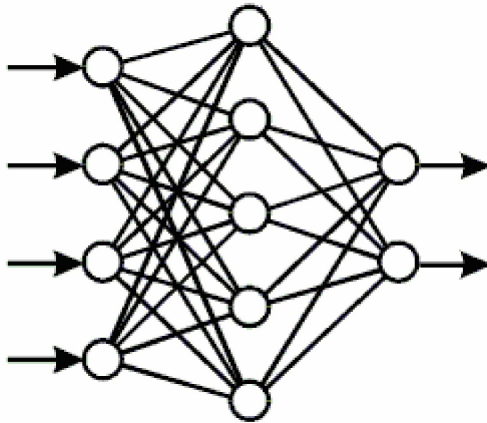


**А.І. Купін**

**Інтелектуальна ідентифікація  
та керування в умовах процесів  
збагачувальної технології**



Київ  
«Корнійчук»  
2008

**УДК 681.51: 622.7**  
**ББК 32.813**  
**К 78**

Рекомендовано до друку вченою радою Криворізького технічного  
університету (протокол №3 від 28.10.2008)

Рецензенти:

О.Г.Руденко, д-р техн. наук, професор  
Д.А.Зубов, д-р техн. наук, професор

**Купін А.І.**

**К 78** Інтелектуальна ідентифікація та керування в умовах процесів збагачувальної технології. – Кривий Ріг: Видавництво КТУ, 2008. – 204 с.

**ISBN 966-7599-56-0**

У книзі досліджено питання здійснення ідентифікації із застосуванням нейромережових підходів у складі інтелектуальних систем керування технологічними процесами збагачувальної технології. Запропоновано низку типових нейроструктур на основі авторегресійних предикторів та методику їх застосування в промислових умовах. Проведено комп'ютерне моделювання процедур ідентифікації із застосуванням програмного забезпечення сучасних нейроемуляторів.

Книга розрахована на широке коло науковців, спеціалістів та аспірантів, які цікавляться застосуванням методів нейрокібернетики в задачах контролю та керування складними системами на прикладі технологічних процесів збагачення магнетитових кварцитів, і є корисною для викладачів і студентів вищих навчальних закладів зі спеціальностей за напрямом “комп'ютерні науки”.

**ББК 32.813**

**ISBN 966-7599-56-0**

**©А.І.Купін, 2008**

## ЗМІСТ

<b>Список скорочень.....</b>	<b>6</b>
<b>Передмова.....</b>	<b>10</b>
<b>Вступ.....</b>	<b>12</b>
<b>1. Аналіз проблеми застосування інтелектуальних технологій у галузі автоматизації процесів збагачення.....</b>	<b>16</b>
1.1. Актуальність дослідження проблеми.....	16
1.2. Огляд поширених підходів щодо автоматизації ТП збагачення....	19
1.3. Обґрунтування застосування технологій штучного інтелекту для автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів.....	21
1.3.1. Основні напрями досліджень та розробок в галузі ІСК.....	23
1.3.2. Загальні відомості про штучні нейромережі.....	24
1.3.3. Базові архітектури нейромереж.....	29
1.3.4. Навчання штучних нейромереж.....	34
1.3.5. Властивості штучних нейромереж.....	38
1.3.6. Застосування штучних нейромереж для вирішення завдань керування.....	40
1.4. Обґрунтування необхідності застосування генетичних алгоритмів оптимізації.....	45
1.5. Постановка завдання для досліджень.....	47
1.6. Висновки до першого розділу.....	48
<b>2. Концепція автоматизованого керування технологічними процесами магнітного збагачення.....</b>	<b>50</b>
2.1. Загальна характеристика ТП збагачення як об'єкту автоматизації	50
2.2. Сімпліціальний аналіз інформаційних та керуючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики.....	50
2.3. Локальні технологічні процеси та стадії збагачення магнетитових кварцитів як об'єкти керування.....	56
2.4. Критерії керування технологічними процесами збагачення.....	59
2.5. Загальна методологія побудови АСК ТП збагачення залізної руди та місце в ній ІСК.....	62
2.6. Теоретичні підходи щодо застосування інтелектуальних технологій нейрокібернетики для керування секцією РЗФ.....	67

2.7. Принципи застосування нейрокерування в умовах нечіткого представлення вхідної інформації.....	72
2.8. Оцінка статистичних параметрів нейроструктур.....	76
2.9. Висновки до другого розділу.....	80

**3. Інтелектуальна ідентифікація ТП магнітного збагачення на основі нейромережевого підходу.....** 82

3.1. Аналіз основних альтернатив для інтелектуальної структурної ідентифікації ТП збагачення.....	83
3.2. Теоретичні основи інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем.....	88
3.3. Загальна методологія інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем.....	93
3.3.1. Проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних.....	93
3.3.2. Вибір модельної структури.....	100
3.3.3. Структурна оптимізація моделі.....	102
3.3.4. Прийняття рішення про адекватність модельної структури.....	104
3.4. Методи навчання багатовимірних нейромережевих структур.....	105
3.4.1. Метод Гауса-Ньютона.....	106
3.4.2. Метод Левенберга-Маркардта.....	108
3.4.3. Метод сполученого градієнту.....	110
3.5. Дослідження багатовимірних моделей інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення.....	111
3.5.1. Вибір методу навчання.....	111
3.5.2. Дослідження глибини регресії.....	113
3.5.3. Дослідження обсягу прихованого шару.....	115
3.5.4. Дослідження властивостей моделей.....	117
3.5.5. Тестування отриманих моделей на не лінійність.....	123
3.6. Перспективи застосування інтелектуальних моделей ідентифікації для ТП збагачення.....	125
3.7. Висновки до третього розділу.....	129

**4. Розробка та програмно-технічна реалізація інтелектуальної системи автоматизованого керування комплексом технологічних процесів РЗФ.....** 132

4.1. Розробка нейромережних структур для реалізації інтелектуального керування процесом збагачення в умовах багато вимірності.....	132
--	-----

4.1.1. Реалізація та дослідження властивостей інтелектуальних багатоканальних ІСК.....	135
4.1.2. Розробка комбінованої багатоканальної інтелектуальної системи на основі класифікації та інверсно-прогнозуючого керування в умовах ТП збагачення.....	139
4.2. Узагальнені алгоритми роботи багатоканальної ІСК.....	144
4.3. Загальні принципи та структурна схема реалізації ІСК.....	150
4.4. Програмна реалізація ІСК.....	152
4.4.1. Аналіз існуючих нейроемулаторів.....	153
4.4.2. Реалізація прототипу ІСК із застосуванням нейро-симуляторів.....	159
4.5. Апаратна реалізація ІСК.....	163
4.5.1. Огляд, класифікація та основні характеристики поширених нейрочипів.....	163
4.5.2. Оцінка можливостей застосування у складі ІСК нейросигнальних процесорів сімейства NeuroMatrix.....	168
4.5.3. Прототип ІСК із застосуванням нейросигнальних процесорів сімейства NeuroMatrix.....	175
4.6. Економічне обґрунтування застосування ІСК.....	177
4.7. Перспективи та напрями подальших досліджень.....	179
4.8. Висновки до четвертого розділу.....	180
<b>Підсумок.....</b>	<b>182</b>
<b>Список літератури.....</b>	<b>185</b>

## СПИСОК СКОРОЧЕНЬ

АСК – автоматизована система керування;  
АСКП – автоматизована система керування підприємством;  
АСК ТП – автоматизована система керування технологічним процесом;  
БД – база даних;  
БНЛ – блок нечіткої логіки;  
ВАТ – відкрите акціонерне товариство;  
ГА – генетичний алгоритм;  
ГЗК – гірничо-збагачувальний комбінат;  
ЕОМ(ПЕОМ) – електронна обчислювальна машина (персональна);  
ЗАТ – закрите акціонерне товариство;  
ІАН – інтелектуальний аналіз даних;  
ІСК – інтелектуальна система керування;  
КІС – корпоративна інформаційна система;  
КМОП – комплементарна логіка на транзисторах метал-оксид-напівпровідник;  
КСКП – комплексна система керування підприємством;  
КТУ – Криворізький технічний університет;  
ЛОМ – локальна обчислювальна мережа;  
МГР – млин гальково-рудний;  
МГУА – метод групового урахування аргументів;  
МЕК – міжнародний електротехнічний комітет;  
ММС – млин мокрого самоподрібнення;  
МШЦ – млин шаровий цикловий;  
НЕ – нейрорегулятор;  
НМ – нейронна мережа;  
ННР – нейромережа прямого розповсюдження;  
ОЗП – оперативний запам'ятовуючий пристрій;  
ОП – операційний пристрій;  
ОК – об'єкт керування;  
ПД-регулятор – пропорційний інтегральний та диференціальний регулятор;  
ПЛІС – програмні логічні інтегральні схеми;  
ПЗНМ – повністю зв'язна (або частково зв'язна) нейромережа;  
ПК – персональний комп'ютер;

ПЛК – програмований логічний контролер;  
ПрК – промисловий комп’ютер;  
ПрС – промисловий сервер;  
РБФ – радіально-базисна функція (функції);  
РВЛ (РІЛ) – рудо-випробувальна (іспитова) лабораторія;  
РЗФ – рудозбагачувальна фабрика;  
САР – система автоматичного регулювання;  
САК – система автоматизованого керування;  
СКДБ – система керування базами даних;  
СППР – система підтримки прийняття рішень;  
ФН – функція належності;  
ЦПС – цифровий послідовний стандарт (порт);  
API – Applications Programming Interface (прикладний програмний інтерфейс);  
CAD – Computer-Aided Design (система автоматизованого проектування);  
CG – Conjugate Gradient methods (метод навчання на основі сполучених градієнтів);  
GN – Gauss-Newton methods (метод Гауса-Ньютона);  
DLL – Dynamic Link Library (бібліотеки, що динамічно підключаються);  
DMA – Direct Memory Access (прямий доступ до пам’яті);  
DCS – Distributed Control System (розподілена система керування);  
DSP – Digital Signal Processor (цифровий сигнальний процесор);  
DSS – Decision Support Systems (системи підтримки рішень);  
DW – Data Warehouse (сховище даних);  
ERP – Enterprise Resources Planning (планування ресурсів підприємства);  
ES – Expert System (експертні системи);  
IEC – International Electrotechnical Commission (міжнародна електротехнічна комісія із стандартизації);  
ISA – Instrumentation, Systems and Automation society (апаратура, системи та комплекси для автоматизації - перелік стандартів);  
JTAG – Joint Test Action Group (об’єднана група дій для тестування згідно зі стандартом IEEE 1149.1);  
LM – Levenberg-Marquardt (LM) methods (метод Левенберга-Маркуардта);

MAE – Mean Absolute Error (усереднена абсолютна похибка прогнозування);  
MES – Manufacturing Execution System (виконавча система виробництва);  
MRP/MRP II – Management Resource Planning (керування плануванням ресурсів);  
MS – Microsoft, Inc.;  
MSE – Mean Square Error (середньоквадратична похибка прогнозування);  
NC – нейроконтролер;  
NE – нейроммулятор;  
NN – Neural Network (нейронна мережа);  
NMC – Neural Matrix Core (ядро нейронної матриці-процесора);  
NMSE – Normalized Mean Square Error (нормалізована середньоквадратична похибка прогнозування);  
NNARX – Neural Network based AutoRegressive eXogenous signal (нейромережева авторегресійна модель, екзогенний тип сигналів);  
NNARMAX – Neural Network based AutoRegressive, Moving Average, eXogenous signal (нейромережева авторегресійна модель ковзного середнього, екзогенний тип сигналів);  
NNOE – Neural Network Output Error (нейромережева модель помилки виходу);  
NNT – Neural Network Toolbox (MATLAB);  
OLE – Object Linking and Embedding (зв'язування та впровадження об'єктів);  
OLAP – On Line Analytical Processing (обробка й аналіз даних у режимі реального часу);  
OPC – OLE for Process Control (OLE для керування процесами);  
PCI – Peripheral Component Interconnect (взаємозв'язок периферійних компонентів);  
RAID – Redundant Array of Independent/inexpensive Disks (надлишковий масив незалежних дисків);  
RAM/SRAM/DRAM/SDRAM – Random Access Memory/Static/Dynamic/ Synchronous (оперативна пам'ять/статична/динамічна/синхронна);  
RISC – Reduced Instruction Set Computing (обчислення із скороченим набором команд);



ROM – Read-Only Memory (постійний запам'ятовуючий пристрій);  
SISO – Single Input Single Output (об'єкти з одним входом та одним виходом);  
SCADA – Supervisory Control and Data Acquisition (засоби операторного або диспетчерського контролю й керування);  
SGI – Silicon Graphics, Inc.;  
SQL – Structured Query Language (мова структурованих запитів);  
UDND – User Define Neural Dynamics (користувацький набір нейронних динамічних структур);  
VLIM/SIMD – Very Long Instruction Memory/Single Instruction Multiple Data (програмна пам'ять з дуже великою довжиною команди /один потік інструкцій, множина потоків даних).

## ПЕРЕДМОВА

Сучасна теорія автоматизованого керування пройшла декілька етапів свого розвитку. Спочатку від класичної детермінованої до стохастичної теорії автоматичного регулювання, а потім від теорії адаптивних до синтезу найбільш сучасних інтелектуальних систем. Появу останніх напряму пов'язують із бурхливим розвитком сучасних технологій штучного інтелекту (нейрокібернетики, нечіткої логіки, експертних систем, еволюційних методів тощо).

Необхідність підвищення системності існуючих підходів шляхом урахування додаткових знань та факторів, що погано формалізуються (досвід, інтуїція), обумовило появу нових напрямів у сучасній кібернетичі. Для одного з таких напрямків в теорії керування Вербосом була уведена окрема назва - нейрокерування (neurocontrol). Це один з найбільш ефективних підходів, побудований на моделюванні розумової діяльності людини, яку було сформовано у результаті довгої еволюції та жорсткого природного відбору.

Зараз за допомогою нейрокерування, завдяки корисним властивостям нейронних мереж, які є спільними для різних типів нелінійних динамічних об'єктів, вирішуються завдання ідентифікації, аналізу, синтезу та апаратної реалізації складних систем керування в умовах нестаціонарності, неповноти та нечіткості інформації. Результати, отримані із застосуванням нейрокерування у рамках адаптивної постановки завдання теорії керування, створюють передумови для можливості застосування схожих принципів в умовах технологічних процесів (ТП) збагачення корисних копалин. Тому основною метою книги є доведення можливості застосування підходів нейрокібернетики для здійснення інтелектуальної ідентифікації та керування процесами збагачувальної технології (на прикладі ТП секції магнітозбагачувальної фабрики) в умовах вітчизняних гірничозбагачувальних комбінатів (ГЗК).

Книга складається зі вступу, чотирьох розділів та підсумку.

У першому розділі на основі аналізу існуючого стану автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів розглядається постановка завдання побудови інтелектуальної системи керування секцією РЗФ із застосуванням сучасних підходів.

У другому розділі викладено методологічні та теоретичні положення нової концепції інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) рудозбагачувальної фабрики (РЗФ) із застосуванням нейромережевого підходу в умовах неповної та нечіткої інформації.

У третьому розділі досліджуються властивості одноканальних та багатоканальних моделей інтелектуальної ідентифікації параметрів ТП збагачення на підставі застосування нейромережевих авторегресійних предикторів.

Четвертий розділ присвячено питанням розробки та програмно-технічної реалізації інтелектуальної системи автоматизованого керування комплексом технологічних процесів РЗФ.

Автор висловлює щиро подяку професорам: Назаренку В.М., Руденку О.Г., Зубову Д.А. за їх цінні поради, конструктивну критику та слушні зауваження, які сприяли покращенню змісту книги. Також автор особисто вдячний доцентам та співробітникам Криворізького технічного університету: Чубарову В.А., Ефіменко Л.І., Тиханському М.П., Лобову В.Й., Савицькому О.І., Жосану А.А., Гвоздіку В.С., Басюк Л.Б., які допомагали практично реалізувати ідеї та наукові розробки.

## ВСТУП

Сталий розвиток економіки України протягом останніх років багато в чому обумовлений стабільною роботою підприємств гірничо-металургійного комплексу країни. Саме продукція вітчизняних металургійних та гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) складає переважну долю прибутків від експорту (приблизно 30-40%) та доволі значну частку внутрішнього валового продукту (ВВП).

При цьому, на конкурентоздатність вітчизняної продукції досить вагомий вплив, як і раніше, мають традиційні проблеми, зокрема: якість продукції менша ніж у потенційних конкурентів, велика питома енергомісткість, занадто високі втрати корисних компонентів у процесі переділу і т.д. [1-3] Також, що стосується вітчизняних ГЗК, більшість яких зосереджено у криворізькому регіоні (Кривбасі), слід зазначити низку стійких тенденцій негативного характеру. У першу чергу це постійне збільшення глибини кар'єрів, зниження запасів багатих руд та, відповідно, збільшення частки бідних та важкозбагачувальних різновидів в шихті. Все це разом призводить до поступового збільшення собівартості гірничих робіт та подальшого збагачення залізородної сировини.

Відомі різні шляхи кардинального вирішення цих питань: заміна застарілого обладнання (зношення основних фондів зараз на окремих підприємствах сягає 80-90%), впровадження сучасних більш ефективних технологій збагачення, вдосконалення існуючих схем ланцюгів апаратів тощо. Так, наприклад, на окремих вітчизняних гірничих підприємствах вже проводиться аналіз та навіть промислові випробування технологічних схем та обладнання для флотаційного доведення концентратів. У результаті цих робіт на Інгулецькому ГЗК вже існує можливість отримувати концентрат у промислових умовах на якісному рівні близькому до 70% заліза загального, що відповідає світовим стандартам. Однак, такі заходи вимагають значних капіталовкладень та, як добре відомо, впровадження флотаційних методів збагачення супроводжується суттєвим погіршенням екологічного стану регіону в цілому.

Разом з цим, дослідження провідних закордонних та вітчизняних вчених доводять, що одним з найбільш перспективних заходів поліпшення зазначених технологічних показників залишається ком-

плексна автоматизація технологічних та інформаційних процесів виробництва на основі використання інтегрованих систем інтелектуального, оптимального та адаптивного керування [4-11 та ін.].

На сьогоднішній час відомо досить багато підходів з приводу автоматизації процесів збагачення. Слід зазначити, що в цьому напрямку вагомим є внесок робіт вітчизняних авторів: О.М.Марюти, В.П.Хорольського, Є.В.Кочури, В.О.Ульшина, В.О.Бунька, Ю.Г.Качана, В.А.Воронова, Б.І.Мокіна, В.М.Назаренка, В.С.Моркуна, І.Б.Сироджі, Є.К.Бабця, В.І.Архангельського, І.М.Богаєнко, Г.Г.Грабовського та ін. Але головною проблемою, яка виникає при реалізації таких систем, є відсутність надійних засобів контролю необхідної точності або досить значна вартість окремих давачів (понад 4 млн. грн.). Особливо це стосується приладів для визначення вмісту корисного (заліза загального або магнітного) у вихідній руді та у потоці пульпи. Наприклад, як показано в [12], для побудови системи екстремального керування вмістом заліза загального у хвостах першої стадії магнітного збагачення необхідна наявність давача-залізоміра (бажано в потоці пульпи) із класом точності 0,1-0,2% та дискретністю вимірювання не менш за 30 хвилин. Зараз таким вимогам відповідають тільки датчики рентгеноспектрального типу[13]. Вартість одного такого давача вітчизняного типу складає 150-500 тис. грн., для іноземних аналогів це 1-2,5 млн. грн. Крім цього, даний спосіб вимірювання вимагає попередньої підготовки проб (у середньому 20-30 хв). Усі ці фактори ускладнюють можливість реалізації таких систем в умовах скрутного фінансового становища вітчизняних гірничих підприємств.

У той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування на основі використання технологій штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). На відміну від „класичних” детермінованих автоматизованих систем керування (АСК), які засновано на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи із використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Причому такому узагальненню можуть підлягати фактори, що погано формалізуються із використанням звичайних математичних методів (наприклад, власний досвід або інтуїція фахівців та т.ін.). Разом з

цим, досвід свідчить, що на розробку та впровадження інтелектуальних систем керування витрачаються значно менші кошти за рахунок зменшення необхідності використання коштовного обладнання (давачі, телекомунікації).

Також відомо, що переважна більшість існуючих зараз в світі промислових систем автоматизованого керування реалізовано на основі пропорційних, інтегруючих, диференціальних регуляторів або їх комбінацій (П, І, ПІД - регулятори). Відносна простота реалізації та порівняльно висока надійність таких систем обумовлюють їх застосування приблизно у 80-90% систем промислової автоматизації [4, 14-18]. Разом з тим відомо, що ПІД – системи не завжди можуть забезпечувати необхідну якість керування, особливо в умовах складних ТП із властивостями нелінійності, нестационарності, інерційності, запізнення в часі, випадкових збурень, наявності нечіткої та неповної інформації. Саме до таких ТП належать більшість переділів збагачення корисних копалин [13, 19-46].

На відміну від зазначених підходів інтелектуальні системи за рахунок застосування окремих математичних моделей розумової діяльності людини, узагальнюючих властивостей, вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють більш ефективно вирішувати такі завдання.

На теперішній час відомо вже досить багато наукових розробок та практичних реалізацій інтелектуальних систем керування технологічними процесами (ТП) у промисловості, як за кордоном, так і в Україні [14-18, 47]. У той же час слід відмітити, що саме у гірничий галузі промисловості спроб використання технологій штучного інтелекту для керування основними технологічними процесами ще досить мало.

Ураховуючи всі зазначені фактори, можна стверджувати, що проблема застосування технологій штучного інтелекту у гірничий справі зараз є відносно новою та досить актуальною. Зокрема, це стосується можливості використання нейронних мереж та нечіткої логіки для керування технологічними процесами збагачення корисних копалин. Тому достатньо актуальною залишається проблема підвищення ефективності функціонування АСКТП в умовах рудо-збагачувальних фабрик (РЗФ) ГЗК на базі узагальнення і розвитку теорії інтелектуальних систем керування (ІСК).

На підставі цього у роботі в межах зазначеної проблеми були сформульовані такі завдання та напрямки досліджень:

- систематизація основних показників локальних ТП збагачення (подрібнення, класифікації та магнітної сепарації) з метою формалізації побудови концепції інтелектуального керування секцією магнітного збагачення залізної руди де, на відміну від існуючих, керування здійснюється кожною окремою секцією збагачення в цілому;
- інтелектуальна ідентифікація параметрів ТП збагачення магнетитових кварцитів з метою побудови математичної предикторної моделі для прямого і зворотного прогнозування в складі інтелектуальної системи керування.

# 1. АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ЗАСТОСУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ТЕХНОЛОГІЙ У ГАЛУЗІ АВТОМАТИЗАЦІЇ ПРОЦЕСІВ ЗБАГАЧЕННЯ

## 1.1. Актуальність дослідження проблеми

Сучасне збагачувальне виробництво, як об'єкт керування, характеризується складністю структурних зв'язків, розтягнутістю й аперіодичністю технологічних процесів у часі, наявністю великої кількості зворотних зв'язків (рециклів), властивостями нелінійності, стохастичності та нестационарності, наявністю нечіткої та неповної інформації [13-20, 24-37 та ін.]. Гірничо-збагачувальні комбінати (ГЗК) є великими промисловими об'єднаннями з розвинутою інфраструктурою. Основу виробництва становлять технологічні процеси видобутку, переробки й збагачення залізної руди (рис. 1.1).



Рис. 1.1. Узагальнена схема процесу видобутку та переробки (збагачення) залізної руди в умовах ГЗК

Збагачення залізної руди (магнетитових кварцитів) в умовах рудо-збагачувальних фабрик є заключною частиною всього технологічного процесу, кінцевою метою якого є отримання концентрату максимально високої якості при необхідній продуктивності. Саме залізорудний концентрат вважається основним різновидом кінцевої



продукції ГЗК. Хоча більшість таких підприємств в Україні та Кривбасі мають додаткове виробництво окатишів та агломерату, де первиною сировиною все одно є концентрат.

Відомо, що збагачення руд чорних металів є достатньо енергоємним та матеріалоємним процесом. Про це свідчить аналіз найбільших статей витрат за технологічними переділами для ГЗК Кривбаса. Наприклад, для Інгулецького ГЗК (ІнГЗК) частка цих статей в собівартості 1т концентрату приблизно така: електроенергія – 18,3%, кулі – 6,7%, вода – 1,3% [12]. В умовах постійного зростання тарифів, особливо на енергоносії, достатньо актуальним є завдання зменшення частки цих статей в загальній собівартості.

Зараз збагачення магнетитових кварцитів на ГЗК Кривбасу здійснюється в декілька стадій. Як правило, це 3 стадії подрібнення та 4-5 стадій магнітної сепарації (рис. 1.2). Отже, кожна стадія включає основні технологічні процеси: подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. Допоміжні технологічні процеси: декламація, фільтрація, зневоднення. Подрібнення може здійснюватися в кульових рудногальових млинах. Класифікація на перших стадіях здійснюється в спіральних класифікаторах, а в подальшому в гідроциклонах. Магнітна сепарація здійснюється за один або два прийоми в магнітних сепараторах.

Зараз в галузі дуже гостро стоїть завдання підвищення якості кінцевої продукції (концентрату) і зниження його собівартості. В першу чергу це пов'язано з тим, що при середній якості продукції вітчизняних ГЗК у 64-66% заліза загальної якості аналогічної продукції у потенційних конкурентів (Росія, Швеція, Бразилія) сягає 70%. При цьому собівартість та частка шкідливих домішок вітчизняних концентратів, як правило, більша ніж у конкурентів. Означені фактори знижують конкурентноздатність вітчизняних підприємств на міжнародному ринку.

Проблема також ускладнюється тим, що більшість родовищ (кар'єрів) Кривбасу розробляється вже понад 30-40 років. Глибина кар'єрів постійно зростає, частка відносно багатих та легко збагачувальних руд – зменшується. Це, в свою чергу, призводить до постійного ускладнення і дорожчання гірничих, буро-вибухових, транспортних робіт. Відповідно зростає собівартість ТП дроблення та збагачення.

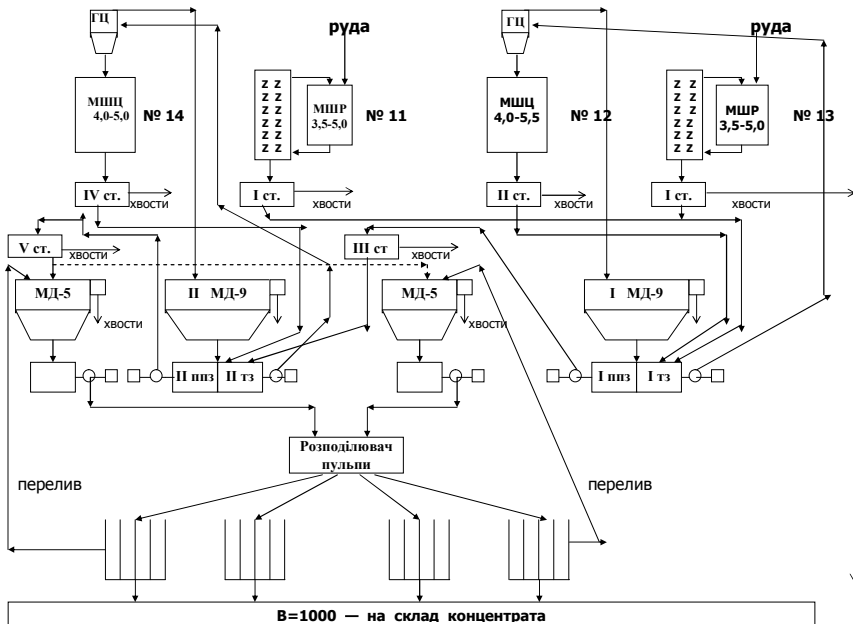


Рис. 1.2. Схема ланцюга апаратів рудозбагачувальної фабрики в умовах ГЗК (на прикладі РЗФ-1 ІнГЗК)

Вирішення цієї проблеми більшість вітчизняних підприємств бачить у технологічних інноваціях. Це запровадження сухої магнітної сепарації, спроби виготовлення власної вибухівки, випробування схем флотаційного доведення концентрату (Інгулецький ГЗК) тощо. Випробування флотаційних методів збагачення або наміри про них висловлюють також Південний, Центральний, Північний та Полтавський ГЗК. Промислові випробування цієї технології в умовах РЗФ-1 Інгулецького ГЗК дійсно довели, що можливе промислове отримання якісного концентрату світового рівня (до 70% заліза загального). Але слід зазначити, що такі заходи потребують вагомих інвестицій та утворюють значну небезпеку екологічному стану регіону. Тому, на думку багатьох фахівців, на даному етапі, в умовах нестачі оборотних коштів, цього можна досягнути за рахунок комплексної автоматизації [1-3, 19-31, 48-49 та ін.].

Світовий досвід показує, що на сьогоднішній день проблеми комплексної автоматизації ефективно вирішуються на основі технологій комп'ютерно-інтегрованих виробництв (КІВ) [49]. При цьому

під КІВ розуміється система на рівні цеху, підприємства, віртуального підприємства, у якій операції з інформаційними потоками на всіх етапах виробничої діяльності підприємства автоматизовані за допомогою комп'ютерних технологій.

Дослідження [12, 50] показують, що для оптимального керування технологічним процесом збагачення необхідно в режимі реального часу враховувати велику кількість різних параметрів (технологічних, економічних, технічних, організаційно-керуючих й ін.). Так, за оцінками, обсяги річних потоків керуючої інформації в умовах гірничо-збагачувальних комбінатів (ГЗК) Кривбасу досить великі (можуть досягати порядку 200-300 млн. різних показників у рік). Крім того, встановлено, що кожні 20 років обсяги оброблюваної інформації зростають, щонайменше, в 2-3 рази. Це породжує цілий ряд проблем при керуванні основними технологічними процесами та підприємством у цілому.

Роботи провідних вчених (зокрема, вітчизняних – Глушкова В.М., Івахненка О.Г. та ін.[51-55]) довели, що в таких умовах найбільш перспективним шляхом вирішення зазначених проблем є комплексна автоматизація виробництва і застосування інтелектуальних технологій.

## **1.2. Огляд поширених підходів щодо автоматизації ТП збагачення**

Ретроспективний аналіз доступних автору джерел інформації (дисертації, монографії та спеціальна література, періодичні видання, патентний огляд та Internet) показує, що проблеми автоматизації процесів магнітного збагачення досліджуються досить давно. Існують різні підходи, але, разом з тим необхідно виділити декілька класичних напрямів [20-43].

Достатньо великого поширення одержали системи автоматичного регулювання щільності пульпи та стабілізації вмісту готового класу у зливні класифікації, керування подачею руди в завантаження млина для підтримки оптимального внутрішньомлинного навантаження подрібнювальним матеріалом, стабілізації транспортування матеріалу всередині барабану млина, регулювання циркулюючого (піскового) завантаження й інші [20, 24-27, 31].

Мають місце різноманітні системи спостереження та стабілізації технологічних параметрів або показників. Серед таких: співвідно-

шення оптимальне “руда-вода” або “тверде:рідке” (Т:Р) на вході млина й магнітного сепаратора при різній крупності вихідної руди й пісків; зв'язок з фізико-механічними властивостями й мінеральним складом вихідної сировини, а також їхній вплив на якість магнітного продукту (промпродукту) на стадіях збагачення й втрати магнетиту у хвостах [12, 24-27, 45, 56].

Однак, найбільш широкого розповсюдження дістали системи автоматизації початкових стадій збагачення (особливо першої). Саме вони є найбільш розповсюдженими в локальних системах автоматичного регулювання (САР). В першу чергу це обумовлено тим, що втрати магнетиту у хвостах на початковій стадії найбільші й становлять 30-55% [20]. Саме це дозволяє одержати найбільший ефект від автоматизації однієї стадії. В цьому напрямі слід особливо відзначити роботу Шмалія С.В. [57], де саме для автоматизації першої стадії застосовано прогресивну інтелектуальну технологію – метод групового урахування аргументів (МГУА [52-55], запропонований школою Івахненка О.Г.). Але такий інтелектуальний напрям поки не знайшов гідного застосування. При всіх перевагах автоматизації початкових стадій необхідно зазначити, що при цьому інші стадії надалі залишаюся практично не автоматизованими [20].

Серед інших інтелектуальних систем у даній галузі відомі розробки Шупова Л.П. та ін. [20, 38, 58] 70-80-х рр. (т.зв. «порадники технолога»), системи прогнозування технологічних показників (наприклад, на основі регресійних моделей - роботи Назаренка М.В. [59]), ситуаційного керування із застосуванням теорій експертних систем та розпізнавання образів, а також евристичних підходів (роботи Козіна В.З., Хорольського В.П., Бабця Є.К., Сироджі І.Б., Прочуто В.С., Воронова В.А. [21, 45, 60-66]).

У галузі розробок нейро-нечітких систем з ідентифікації чи керування ТП збагачення (тобто найбільш близьких за темою книги) існують такі роботи: Моркуна В.С.[8, 67-70], Зарубина М.Ю.[71], Єрьоменка Ю.І.[72], Кулаєнка О. А. та Пермякова В.І. [73]. Але на момент аналізу всі ці роботи були в початковому стані (на рівні постановки завдання або вирішення окремих питань) і автору невідомо про більш менш вагомий кінцевий результат цих розробок у вирішенні означеної проблеми.

Серед подібних розробок у суміжних галузях промисловості необхідно відзначити внесок робіт вчених Київського інституту автоматики (КІА) та його структурних підрозділів (зокрема, Архангельського В.І., Богаєнко І.М., Грабовського Г.Г., Рюмшина М.О. [74-77]) за розробку та практичне застосування (впровадження) нейронечітких підходів для побудови інтегрованих автоматизованих систем керування в умовах вітчизняних металургійних підприємств. За кордоном подібні розробки ведуть Carr C. L., Stanley D. A., Weck B., Scheiner B. J. [78-84], Reuter M.A. [85-87] та інших [88-90 тощо].

Разом з тим, залишається не повністю вирішеною проблема побудови інтегрованої інтелектуальної системи керування комплексом технологічних процесів збагачення в умовах РЗФ сучасних ГЗК (особливо вітчизняних). Як показує аналіз, є тільки окремі рішення по локальним ТП. Разом з тим, ця проблема є досить актуальною й вимагає подальших досліджень [2, 13, 20, 59].

### **1.3. Обґрунтування застосування технологій штучного інтелекту для автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів**

Аналіз вищенаведених праць показує, що переважна більшість систем автоматизованого керування та регулювання локальними ТП збагачення реалізовано на підставі застосування класичних підходів теорії керування, адаптивних та оптимальних систем. У якості математичних моделей, як правило, застосовано 1-2 канальні лінійні системи. Більшість таких систем досить просто реалізується за допомогою класичних ПД-регуляторів. Разом з тим відомо, такі системи не завжди можуть забезпечувати необхідну якість керування, особливо в умовах нестаціонарності, інерційності, запізнення в часі, випадкових збурень, наявності нечіткої та неповної інформації [13, 20-46, 48, 56-63]. Хоча доведено, що можливості лінеаризації математичних моделей для більшості переділів ТП збагачення досить обмежені. До того ж, ПД-регулятори вимагають постійного переналаштування власних коефіцієнтів у випадку зміни технологічної ситуації (наприклад, коливання складу шихти, продуктивності, якості тощо). Але вибір їх коефіцієнтів у відповідності до структури й параметрів моделі об'єкта керування вимагає використання достатньо складних методик. Інтегральні ланки в складі регулятора ініціюють коливальні складові процесу, що часто є небажаним. При цьому багатьма дослідженнями (наприклад, [59]) доведено, що параметри ТП збага-

чення коливаються в досить великих межах і ці коливання не завжди можливо компенсувати традиційними методами. Все це разом створює передумови для підвищення системності існуючих моделей шляхом урахування більшої кількості факторів і побудови багатомірних (багатоканальних) та багатозв'язних моделей. Аналіз показує, що обчислювальні можливості сучасної комп'ютерної техніки вже дозволяють це робити [2, 6, 59, 91-95 та ін.].

Також досить суттєвою проблемою є відсутність надійних засобів контролю необхідної точності або досить значна їх вартість. Особливо це стосується приладів для визначення вмісту корисного (заліза загального або магнітного) у вихідній руді та у потоці пульпи. Наприклад, як показано в [12], для побудови системи екстремального керування за вмістом заліза загального у хвостах першої стадії магнітного збагачення необхідна наявність давача-залізоміра (бажано в потоці пульпи) із класом точності 0,1-0,2% та дискретністю вимірювання не менш чим за 30 хвилин. Зараз таким вимогам відповідають тільки датчики рентгеноспектрального типу [13]. Вартість одного такого давача вітчизняного типу складає 150-500 тис. грн., для іноземних аналогів це 1-1,5 млн. грн.

У той же час, зараз досить активно розвивається альтернативний спосіб побудови автоматизованих систем керування на основі використання технологій штучного інтелекту (експертні системи, нейронні мережі, нечітка логіка, генетичні алгоритми тощо). На відміну від „класичних” детермінованих АСУ, які засновано на використанні жорстких алгоритмів (або чіткої логіки), системи із використанням штучного інтелекту мають властивості навчання та самонавчання (тобто накопичення та узагальнення досвіду). Причому такому узагальненню можуть підлягати фактори, що погано формалізуються із використанням звичайних математичних методів (наприклад, власний досвід або інтуїція фахівців і т.ін.). Разом з тим, досвід свідчить, що на розробку та впровадження інтелектуальних систем керування витрачається значно менше коштів за рахунок зменшення необхідності використання коштовного обладнання (давачі, телекомунікації).

Саме інтелектуальні системи за рахунок застосування окремих математичних моделей розумової діяльності людини, узагальнюю-

чих властивостей, вбудованої нелінійності та адаптивності при забезпеченні певних умов дозволяють вирішувати такі завдання.

На теперішній час розроблено досить багато методів для синтезу регуляторів для лінійних систем (в т.ч. оптимальних та адаптивних). Наприклад, це класичні методи, засновані на варіаційному численні, динамічному програмуванні, принципі максимуму, теорії аналітичного конструювання регуляторів тощо [4, 96]. Спроби практичного здійснення подібних регуляторів для нелінійних систем зустрічають низку принципових труднощів, пов'язаних із відсутністю математичної моделі необхідної точності, надійних методів аналізу стійкості тощо. Виключенням з цього є релейні нелінійні системи, властивості яких вважаються добре вивченими. Разом з цим, відомо, що зміна управляючих впливів (дій) в цих системах є обмеженою і заздалегідь відомою. Це значно спрощує аналіз та синтез подібних систем. Однак, в реальних системах керування складними технологічними об'єктами таку властивість вже неможливо гарантувати. Такі передумови фактично призвели до появи нового наукового напрямку – інтелектуальних систем керування (ІСК) [14-17, 93 та ін.].

**1.3.1. Основні напрями досліджень та розробок в галузі ІСК.** Сучасний штучний інтелект містить декілька напрямів розвитку [93, 97-98]. Серед відомих напрямів слід відокремити: фреймові та предикатні моделі, логічне програмування тощо. Але найбільш поширеними на сьогодні є технології штучного інтелекту, що знайшли найбільше втілення в реальних базах знань та системах керування:

- експертні системи;
- нейромережеві підходи та нейрокерування;
- нечітка логіка.

Серед робіт близьких за тематикою до інтелектуального керування ТП збагачення корисних копалин слід відзначити такі дослідження.

З напрямку експертних систем відомі роботи Зубова Д.А. [6] стосовно автоматизації ТП вуглезбагачення, дослідження Хорольського В.П. [93] та Шупова Л.П. [38, 58] для збагачення руд чорних металів.

Істотний внесок у напрямку застосування нечітких систем керування в гірничій промисловості внесли дослідження Моркуна В.С.

та ін. [67-70] для ТП збагачення руд чорних металів, а також Щокіна В.П. [99-100] для ТП агломерації.

У напрямку застосування нейромережових (інтелектуальних) систем для ідентифікації та керування ТП, що є найбільш близькими до теми книги, слід вважати роботи Хорольського В.П., Бабця Є.К.[61-63] та Зарубіна М.Ю.[71] (досить схожі з точки зору постановки завдання). Серед закордонних робіт подібного спрямування необхідно відзначити таких авторів: Kan C. L., Stanley D. A., Weck V. [78-84].

Але аналіз цих робіт дозволяє стверджувати, що проблему побудови інтелектуальної системи керування ТП збагачення магнетитових кварцитів із застосуванням технології нейрокерування на сьогодні слід вважати не вирішеною.

**1.3.2. Загальні відомості про штучні нейромережі (НМ).** Загальноновизнаним залишається той факт, що людина як ОПР, а точніше її мозок, значно краще поки вирішує складні завдання, що погано формалізуються [4-5, 14-18 й ін.]. Це в першу пов'язане з тим, що людина простіше й швидше адаптується в обстановці, що динамічно змінюється, має здатність до навчання, володіє інтуїцією й т.д.

У загальному випадку НМ - це машина, що моделює спосіб роботи мозку. Звичайно НМ реалізують у вигляді електронних пристроїв (нейропроцесорів) або комп'ютерних програм (нейроемуляторів). Штучна нейронна мережа - це істотно паралельно розподілений процесор, що має природну схильність до збереження досвідченого знання й можливість надання його нам. Вона подібна з мозком у двох аспектах:

1. Знання здобувається мережею в процесі навчання;
2. Для збереження знання використовуються сили міжнейронних з'єднань, що також мають назву синаптичних ваг.

Процедура, яка використовується для здійснення навчання, називається алгоритмом навчання. Її функція складається в модифікації синаптичних ваг НМ певним чином так, щоб вона набула необхідних властивостей.

Модифікація ваг є традиційним способом навчання НМ. Такий підхід близький до теорії адаптивних лінійних фільтрів, які вже давно й успішно застосовуються в керуванні. Однак, для НМ існує ще й



можливість модифікації власної топології, яка ґрунтується на тому факті, що в живому мозку нейрони можуть з'являтися, вмирати й змінювати свої зв'язки з іншими нейронами.

З наведеного вище відомо, що НМ реалізують свою обчислювальну потужність завдяки двом основним властивостям: істотно паралельно розподіленій структурі й здатності навчатися й узагальнювати отримані знання. Під властивістю узагальнення розуміється здатність НМ генерувати правильні виходи для вхідних сигналів, які не були враховані в процесі навчання (тренування). Ці дві властивості роблять НМ системою переробки інформації, що вирішує складні багатомірні завдання, непосильні самій потужній сучасній обчислювальній техніці.

Якщо опустити більш ніж піввікову історію розвитку технології НМ (наведене в [4-5, 14-18, 47, 93-95, 101-113]) необхідно відзначити вагомий внесок у її розвиток таких учених як Ramon y Cajal S., McCulloch W.S., Pitts W., Wiener N., Hebb D.O., Rochester N., Holland J.H., Haibt L.H., Duda W.L., Uttley A.M., Ashby W.R., Minsky M.L., Sutton R.S., Winograd S., Cowan J.D., Rosenblatt F., Widrow B., Hoff M.E., Papert, von der Malsburg, Willshaw D., Hopfield J.J., Kohonen T., Rumelhart D.E., Hinton G.E., Williams D.J., Parker D.B., Werbos P.J., Broomhead D.S., Lauriere D., Brawermann E.M., Haykin S., Cybenko G., Kosko B., Narendna K.S., Yusof R., Галушкіна А.І., Башкірова О.А., Круглова В.В., Руденка О.Г., Бодянського Є.В. й ін.

Штучний нейрон (або просто нейрон) є елементарним функціональним модулем, з безлічі яких будуються НМ. Він являє собою модель живого нейрона, однак лише в смислі здійснюваних ним перетворень, а не способу функціонування. Існують логічні, безперервні й імпульсні моделі нейрона. Логічні моделі нейрона активно досліджувалися в 60-70-х роках, але не одержали подальшого розвитку. Імпульсні моделі більше близькі до фізичної природи процесів, що відбуваються в нервовій клітині, однак їхня теорія не так розвинена як у безперервних, і вони усе ще не знаходять широкого застосування.

Безперервна модель нейрона працює в таким способом. Вхідні сигнали надходять на блоки, що реалізують функцію синапсів. Кожний з них характеризується своїм ваговим коефіцієнтом (синаптичною вагою). Позитивні значення ваг  $w_{k,j}$  відповідають збуджувальним

синапсом, негативні — гальмовим. Зважені вхідні сигнали подаються на лінійний суматор, після чого результат їхнього додавання надходить на блок активаційної функції. Звичайно активаційна функція обмежує вихідний сигнал нейрона в діапазоні  $[0,1]$  або  $[-1,1]$ . Модель нейрона також містить у собі зсув  $b$ , що додається до вхідного сигналу блоку активаційної функції.

Математично модель нейрона описується такими залежностями:

$$v_k = \sum_{j=1}^l w_{jk} z_j ; \quad (1.1)$$

$$s_k = v_k + b_k ; \quad (1.2)$$

$$y_k = \varphi(s_k) ; \quad (1.3)$$

де  $z_1, z_2, \dots, z_l$ —вектор вхідних сигналів;

$w_{1k}, w_{2k}, \dots, w_{lk}$  — синаптичні ваги  $k$ -го нейрона;

$s_k$  — вихід лінійного суматора;

$b_k$  — зсув;

$\varphi(\cdot)$ — активаційна функція;

$y_k$  — вихідний сигнал нейрона.

На рис. 1.3 зображено функціональну схему такої моделі штучного нейрона безперервного типу.

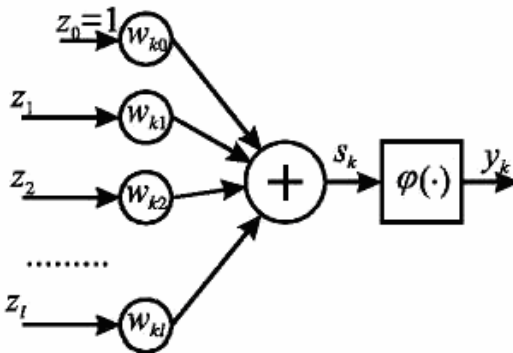


Рис. 1.3. Модель нейрона (де  $z_0=1$  и  $w_{k0}=b_k$ )

Активаційна функція нейрона  $\varphi(\cdot)$  визначає нелінійне перетворення, що здійснюється нейроном. Існує безліч видів активаційних функцій, але найбільше поширені наступні чотири:

1. Гранична функція. На рис. 1.4а наведений її графік.

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s \geq 0 \\ 0, & s < 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

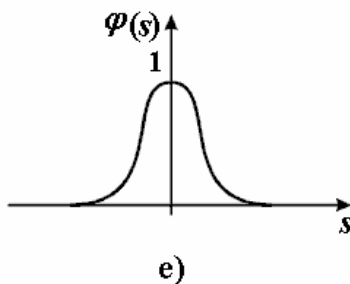
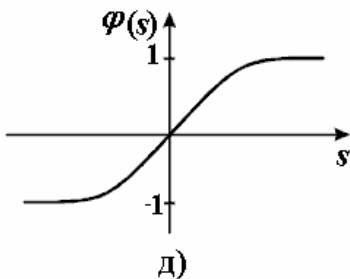
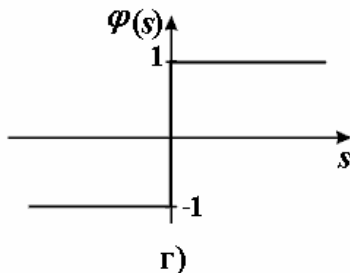
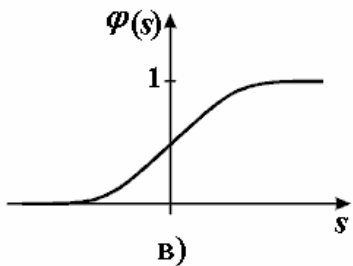
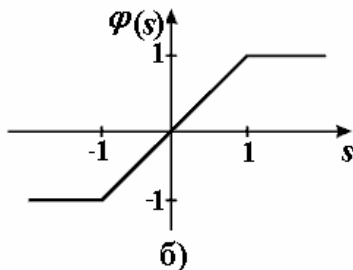
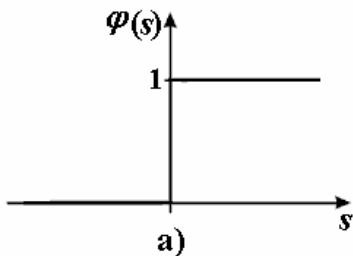


Рис. 1.4. Типи активаційних функцій:

а), г) - гранична; б) - лінійна; в) - сигмоїдальна; д) - тангенціальна; е) - радіально-базисна активаційні функції

2. Кусково-лінійна функція. Вона зображена на рис. 1.4б й описується наступною залежністю:

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s \geq a \\ s, & a > s > -a \\ -1, & a \leq -a \end{cases} \quad (1.5)$$

3. Сигмоїдальна функція. Це найбільш широко використовуваний тип активаційної функції. Вона була введена за аналогією із граничною функцією, але скрізь є строго монотонно зростаючою, безперервною й такою, що диференціюється (рис. 1.4в). Здатність до диференціювання є важливою властивістю для аналізу НМ і деяких методів їхнього навчання.

У загальному вигляді сигмоїдальна активаційна функція описується залежністю:

$$\varphi(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}, \quad (1.6)$$

де  $a$  — параметр, що визначає нахил функції.

Крім перерахованих функцій, що змінюються в діапазоні  $[0,1]$ , використовуються також їхні аналоги з областю значень  $[-1,1]$ . Наприклад, на рис. 1.4г гранична функція перевизначена як

$$\varphi(s) = \begin{cases} 1, & s > 0 \\ s, & s = 0 \\ -1, & s < 0 \end{cases} = \text{sign}(s). \quad (1.7)$$

Замість сигмоїдальної активаційної функції широко застосовується гіперболічний тангенс

$$\varphi(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}. \quad (1.8)$$

Властивості непарності цієї функції роблять її зручною для вирішення завдань керування.

4. Активаційна функція Гауса застосовується в мережах заснованих на радіально-базисних функціях (РБФ-мережах)

$$\varphi(s) = \text{Exp}\left(-\frac{s^2}{\sigma^2}\right). \quad (1.9)$$

Аргумент функції розраховується на основі залежності:

$$s = \|z - c\|, \quad (1.10)$$

де  $z$  - вектор вхідних сигналів нейрона;  
 $c$  – вектор координат центра вікна активаційної функції;  
 $\sigma$  - довжина вікна;  
норма  $\| \cdot \|$  - евклідова відстань.

У теорії НМ активаційні функції типу

$$\varphi(z) = \varphi(\|z - c\|) \quad (1.11)$$

одержали назву радіально базисних, а засновані на них нейронні мережі – РБФ – мережами (RBF - Radial Basis Function).

### 1.3.3. Базові архітектури нейромереж.

На сьогоднішній день найбільш поширеними є такі різновиди архітектур нейронних мереж.

1. Одношарові мережі прямого розповсюдження сигналу. Шаровою є мережа, яка складається із груп нейронів розподілених за шарами. Якщо шарів більше ніж один, мережа стає багатшаровою. Якщо сигнали спрямовуються постійно в одному напрямку: з початку до кінця мережі, то вона є прямо спрямованою (рис. 1.5).

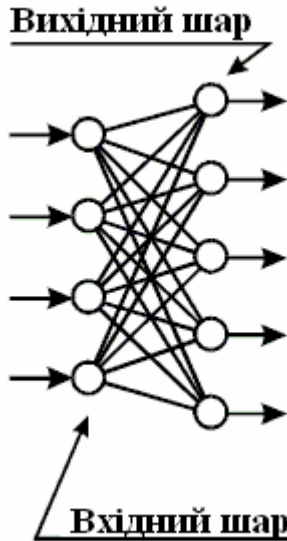


Рис. 1.5. Прямоспрямована НМ з одним шаром нейронів

Мережа містить у собі шар вхідних нейронів і шар вихідних. Нейрони вхідного шару просто ретранслюють сигнали на вихідний шар, не перетворюючи їх. У вихідному шарі відбувається перетворення сигналів і формування реакції мережі. Кількість нейронів в одному шарі визначає розмір шару.

На відміну від прийнятої методики позначення, такі НМ називаються одношаровими, а не двошаровими. Цим підкреслюється те, що обчислення виробляються лише одним шаром мережі.

2. Багатошарові прямоспрямовані мережі. Вони характеризуються наявністю одного або декількох прихованих шарів, що здійснюють перетворення інформації. Нейрони прихованого шару називаються прихованими нейронами або схованими вузлами. Використання схованих шарів дозволяє НМ здійснювати нелінійні перетворення вхід-вихід будь-якої складності або витягати із вхідних даних статистичні показники високих порядків. Ці унікальні властивості багатошарових мереж особливо проявляються при високій розмірності простору вхідних сигналів.

На рис. 1.6 представлена схема тришарової прямоспрямованої НМ із одним прихованим шаром. Для опису такої мережі будемо використовувати запис  $NN3-5-2$ . Тут 3 - розмір вхідного шару мережі, 5 - схованого і 2 - вихідного. У загальному випадку прямоспрямована НМ із  $g$  вхідними нейронами,  $q$  вихідними нейронами й  $n$  прихованими шарами розміру  $h$ , буде позначатися  $NNg-h_1h_2-\dots-h_n-q$ .

Нейрони вхідного шару в таких мережах просто ретранслюють вхідні сигнали на перший схований шар, не перетворюючи їх. У схованих нейронах послідовно, шар за шаром, відбувається нелінійне перетворення сигналів. Сигнали з останнього прихованого шару надходять на нейрони вихідного шару, які формують реакцію мережі.

Вихідний шар НМ може складатися з нейронів з тим же типом активаційної функції, що й у нейронів прихованого шару, але найпоширенішою є модель прямоспрямованої мережі з лінійними вихідними нейронами. НМ цього типу з активаційними функціями нейронів прихованого шару (1.7, 1.10) називаються багатошаровими персептронами (БШП). БШП знайшли широке застосування при вирішенні різних завдань й є одним з головних об'єктів теоретичних досліджень.

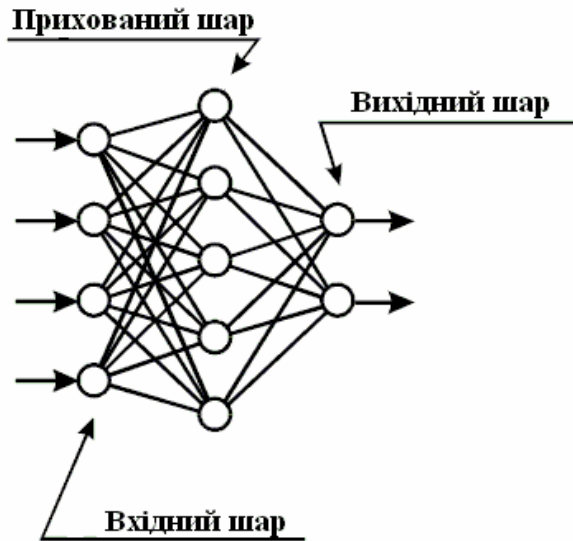


Рис. 1.6. Повнозв'язна трьохшарова прямоспрямована мережа

Зображена на рис. 1.6 НМ називається повністю зв'язаною прямоспрямованою НМ, тому що кожен нейрон з одного шару зв'язаний з усіма нейронами наступного шару. Широке застосування також знаходять частково пов'язані прямоспрямовані НМ, у яких нейрони одного шару зв'язані тільки з певною частиною нейронів наступного шару. Така архітектура дозволяє закласти в НМ апіорні знання про бажаний закон обробки сигналів у мережі.

Тришарові прямоспрямовані НМ широко використовуються для вирішення завдань класифікації, розпізнавання образів, апроксимації й керування.

3. Рекурентні мережі. Цей тип НМ відрізняється існуванням зворотних зв'язків й елементів часової затримки сигналу.

Найбільш простим випадком рекурентної мережі є один шар нейронів, охоплений зворотними зв'язками. При цьому кожен нейрон одержує затримані вихідні сигнали всіх інших нейронів.

На рис. 1.7 представлена рекурентна НМ, що містить прихований шар нейронів. У цьому випадку кожен нейрон отримує, крім вхі-

дних сигналів, ще й всі вихідні сигнали мережі. Частина НМ, охоплена зворотними зв'язками, може мати й більшу кількість прихованих шарів.

Наявність зворотних зв'язків й елементів часової затримки сигналів надає рекурентним мережам власні нелінійні динамічні властивості. Це також позначається на їх здатності до навчання. Тренування рекурентних мереж вимагають обліку їхніх динамічних властивостей.

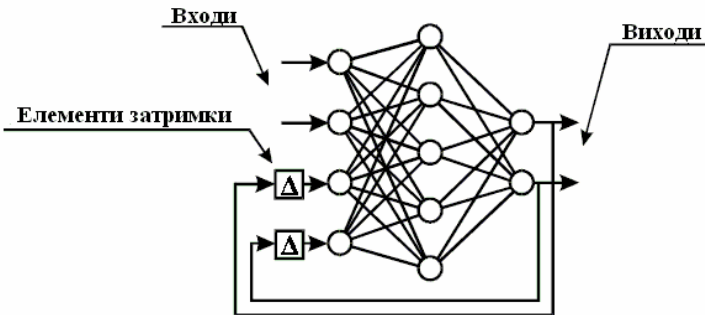


Рис. 1.7. Рекурентна мережа з одним прихованим шаром

Одним з головних застосувань рекурентних НМ є нейроемулатори динамічних об'єктів, тобто їх нейромережеві моделі. Такі мережі можуть також використовуватись для вирішення завдань апроксимації часових послідовностей, класифікації, розпізнавання образів і керування.

4. Повністю зв'язані мережі. Характерною ознакою НМ цього типу є наявність зв'язків між всіма нейронами.

Найбільш відомим різновидом повністю зв'язаних мереж є мережі Хопфілда (рис. 1.8). У них кожен нейрон має двосторонні зв'язки з усіма іншими нейронами мережі. У загальному випадку мережа Хопфілда має симетричну кільцеву структуру, у ній не можна виділити приховані нейрони і єдиний напрямок поширення сигналів. Робота повністю зв'язаної НМ й обмін даними контролюється одним головним нейроном.

Мережа Хопфілда являє приклад повністю зв'язаної динамічної мережі, що ґрунтується на принципах самоорганізації, однак у ній не використовуються в явному виді елементи часової затримки.



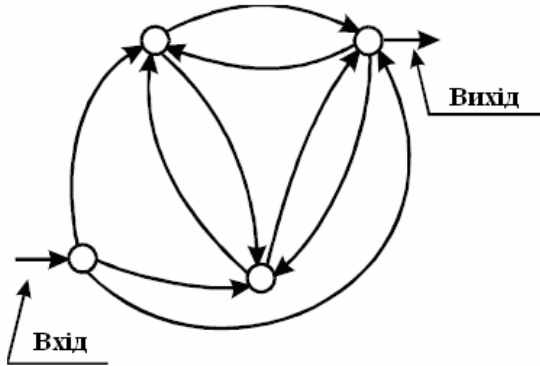


Рис. 1.8. Повністю зв'язана мережа Хопфілда

Іншим прикладом служать ґратчасті мережі (рис. 1.9). Вони являють собою масив нейронів, кожний з яких пов'язаний із вхідними нейронами. Розмірність масиву нейронів визначає розмірність ґратчастої мережі. Така НС є також прямоспрямованою, тому що в ній немає зворотних зв'язків, однак у ній не можна виділити приховані елементи або шари.

Повністю зв'язні мережі знаходять особливо широке застосування при рішенні завдань класифікації й розпізнавання образів.

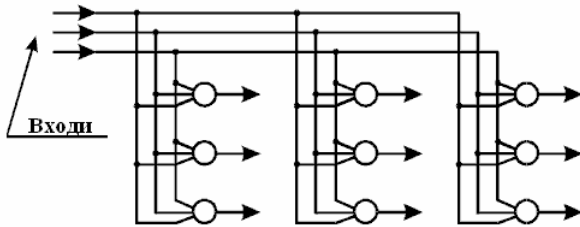


Рис. 1.9. Одномірна ґратчаста мережа із трьох нейронів

5. Радіально-базисні мережі. Така НМ є тришаровою прямоспрямованою мережею (рис. 1.10). Перший шар служить для ретрансляції вхідних сигналів. Нейрони прихованого шару здійснюють нелінійне перетворення вхідних сигналів. Лінійні нейрони підсумовують сигнали зі схованого шару й формують вихід мережі, при цьому

зсув покладається рівним нулю. На відміну від багаточарового персептрона, для схованих нейронів РБФ-мережі відсутнє поняття ваг синаптичних зв'язків. У результаті параметризації мережі здійснюється настроювання аргументів радіально-базисних активаційних функцій (1.9-1.11) прихованих вихідних нейронів.

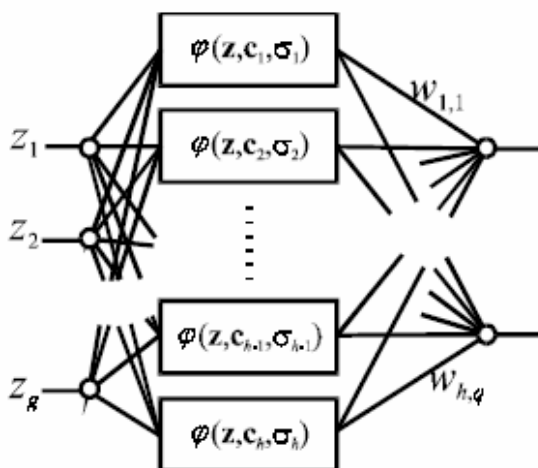


Рис. 1.10. Архитектура РБФ-мережі

#### 1.3.4. Навчання штучних нейромереж.

Як і їхні біологічні прообрази НС можуть навчатися, тобто поліпшувати свою роботу під впливом навколишнього середовища, що змінює її параметри. Навчання - це процес при якому вільні параметри НМ адаптуються в результаті її безперервної стимуляції зовнішнім оточенням. Тип навчання визначається тим способом, яким проводять зміну параметрів.

У сучасній літературі крім терміна «навчання» також застосовуються рівноправні поняття «тренування мережі», «настроювання параметрів мережі», «параметризація».

У загальному випадку можна виділити два основних види навчання: контрольоване навчання (supervised learning) і самонавчання (self-organized learning). Перший вид має на увазі наявність «вчителя», що спостерігає реакцію мережі й направляє зміни її параметрів. У другому випадку мережа самоорганізується під дією зовнішнього середовища й вивчає її самостійно, без допомоги «вчителя». Само-

навчання властиво завданням розпізнавання образів і класифікації. При рішенні завдань керування переважно використовується контрольоване навчання НМ.

Існує два різновиди контрольованого навчання: пряме контрольоване навчання й стимулююче навчання (reinforcement learning). Тому що перший вид з'явився раніше другого й більше розповсюджений, то зазвичай на нього посилаються просто як на контрольоване навчання.

На рис. 1.11 представлена схема прямого контрольованого навчання. Присутній на ній «вчитель» має знання про зовнішнє середовище, яке представлено у вигляді набору зразків вхід-вихід. Пари таких зразків називаються тренувальним шаблоном, що містить у собі, відповідно, вхідний шаблон і вихідний шаблон. Множина цих пар даних називається тренувальним набором шаблонів.

Початкова НМ ніякими знаннями не володіє. У процесі навчання «вчитель» і мережа піддаються впливу з боку зовнішнього середовища, тобто на їхні входи надходить тренувальний сигнал, що збігається з одним із вхідних шаблонів. «Учитель» повідомляє мережі, яка повинна бути правильною (бажана) реакція на вплив, що надійшов, видаючи відповідний вихідний шаблон. На підставі величини помилки між реальним і бажаним виходами мережі за певним правилом проводиться настроювання її синаптичних зв'язків. Повторюючи цей процес ітераційно, можна настроїти НМ так, що вона буде емулювати «вчителя», тобто його знання про зовнішнє середовище перейдуть до неї.



Рис. 1.11. Схема прямого навчання, що контролюється

Типовими завданнями, що розв'язуються за допомогою прямого навчання, є апроксимація невідомої функції, описуваної набором даних, та ідентифікація динамічного об'єкта. У цих завданнях відомі вхідні сигнали й правильна реакція на них, тобто тренувальний набір шаблонів.

Найбільш відомим методом прямого контрольованого навчання шарових прямоспрямованих НМ є алгоритм зворотного розповсюдження помилки (backpropagation algorithm) [17], що представляє собою узагальнення методу найменших квадратів. Однак, за такою схемою можуть працювати й інші методи.

Стимулююче навчання не використовує знання «вчителя» про бажаний вихід НМ, замість цього навчання проводиться за результатом оцінки проведеного мережею перетворення вхід-вихід. Оцінку виконує зовнішнє оточення після подачі на вхід мережі тренувального впливу (рис. 1.12). При цьому настроювання параметрів НМ проводиться так, щоб максимізувати скалярний індекс цієї оцінки, що називається стимулом (reinforcement signal).

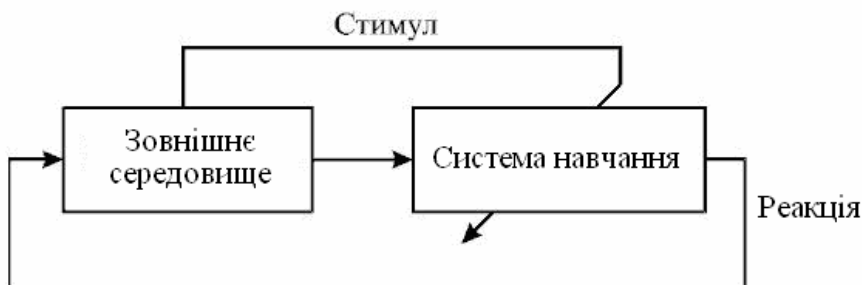


Рис. 1.12. Схема стимулюючого навчання

Ідея такого способу спирається на реальний процес навчання, що проходить у живих істот. Стосовно стимулюючого навчання НМ це означає[5], що якщо дія, почата системою навчання, приводить до задовільного результату, то тенденція системи проводити подібну дію навмисно збільшується (система стимулюється). У протилежному випадку тенденція здійснювати таку дію зменшується.

Найбільш характерним прикладом системи стимулюючого навчання є адаптивна система керування. У ній навчальною частиною

є контролер, а об'єкт керування, зовнішні впливи й сигнали задання виступають його зовнішнім середовищем. У результаті впливу із цього середовища контролер виробляє певний керуючий сигнал, що переводить об'єкт керування в новий стан. При цьому якість керування можна оцінити лише по вихідному сигналу об'єкта. Через те необхідна реакція контролера, що забезпечує заданий стан об'єкта, заздалегідь невідома, то не можна сформувати тренувальний набір шаблонів, і, отже, застосувати пряме контрольоване навчання. У цьому випадку можливо лише стимулююче навчання контролера по якості роботи всієї системи керування в цілому, тобто по оцінці стану зовнішнього середовища.

Можливі дві реалізації стимулюючого навчання: з безпосереднім стимулюванням і із затриманим стимулюванням. У першому випадку оцінка роботи й відповідне настроювання параметрів НМ здійснюється на кожному кроці роботи системи навчання. У другому випадку при затриманому стимулюванні настроювання мережі виконується так, щоб максимізувати кумулятивну оцінку роботи системи на певній послідовності кроків.

Хоча безпосереднє стимулювання більш властиво класичним схемам адаптивного керування, останнім часом велика увага приділяється методам затриманого стимулювання. Для збіжності методу безпосереднього стимулювання необхідно, щоб кожне наступне положення зовнішнього середовища визначалося лише її попереднім положенням і попереднім впливом, зробленим НМ [5]. При затриманому навчанні таке обмеження знімається. З іншого боку, набагато простіше сформулювати критерій оптимального поведіння системи керування в цілому, за результатами якоїсь дії, чим критерій, що направляє її рух на кожному кроці.

Існує безліч модифікацій класичного алгоритму зворотного розповсюдження помилки для використання його як методу прямого або стимулюючого навчання НМ. Однак, істотною проблемою, що виникає при використанні його й інших методів настроювання параметрів НМ, заснованих на методі найменших квадратів або найшвидшого спуска, є їхня швидкодія. Це особливо критично при реалізації систем керування реального часу (наприклад, в АСК ТП).

Найбільш привабливими з цього погляду є досить ефективні методи 2-го порядку: Левенберга-Марквардта, сполучених градієн-

тів й Ньютона-Гаусса [4, 102, 114]. Ці методи навчання на сьогодні мають оптимальну швидкодію, збіжність, досить добру робастність.

**1.3.5. Властивості штучних нейромереж.** Найбільш важливими властивостями нейромереж є можливість узагальнення та універсальної апроксимації.

Узагальнення означає можливість нейромережі здійснювати коректне перетворення даних типу вхід-вихід (або вхідні параметри-цільова функція), як для даних, що застосовувалися для навчання, так і для тестових даних (т.з. версифікаційної вибірки).

На рис. 1.13 проілюстрована властивість узагальнення для гіпотетичного тришарового персеプトрону з одним входом й одним виходом. Крива, показана на рисунку, відображає нелінійне перетворення здійснюване НМ. Точки, позначені як «тренувальні дані», використовувалися при навчанні НМ, інші точки, позначені як «узагальнення», отримані як результат інтерполяції, проведеною мережею.

НМ не завжди може узагальнювати дані. На рис. 1.14 зображене перетворення, що здійснює НМ, яку навчено на тому ж тренувальному наборі. Видно, що в цьому випадку мережа не може коректно інтерполювати вхідні дані між тренувальними. Це явище перетренування НМ. Так може бути через неправильний вибір архітектури мережі, недостатній обсяг вибірки, вибору занадто високої точності тощо.

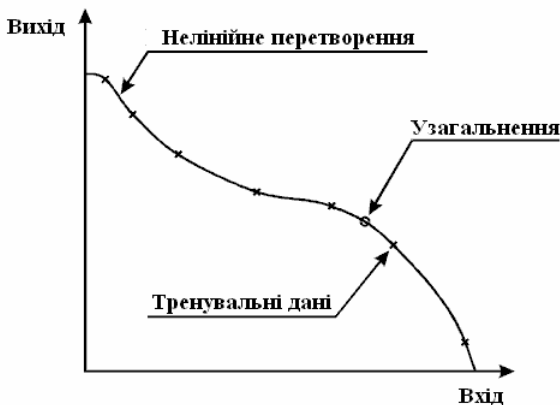


Рис. 1.13. Явище узагальнення в нейронній мережі

При низькому рівні узагальнення перетворення, що здійснюється НМ, недостатньо гладке. Як зазначено в [5], гладкість перетворення в НМ безпосередньо пов'язана із критерієм вибору моделі, тобто з необхідністю вибрати найпростішу модель в умовах відсутності апріорної інформації. У цьому випадку під найпростішою моделлю мається на увазі найбільш гладка функція, що щонайкраще апроксимує розглянуте перетворення.

Можна виділити дві необхідні, але недостатні умови існування узагальнення в НМ. Перше - це гладкість того нелінійного перетворення, що мережа повинна запам'ятати. Тобто невеликим збільшенням вхідних сигналів повинні відповідати невеликі збільшення вихідних. Ця умова не завжди виконується, особливо якщо тренувальні дані отримані в ході реальних експериментів і містять велику кількість перешкод.

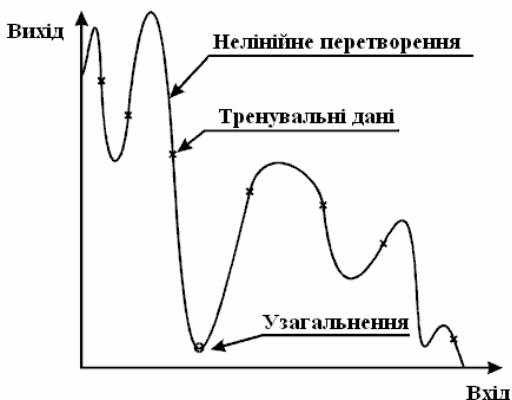


Рис. 1.14. Низький рівень узагальнення в нейронній мережі, яка перетренована

Другою умовою є достатня репрезентативність тренувального набору даних. Звичайно завдання, розв'язуване за допомогою НМ, містить обсяг даних набагато перевищуючий обчислювальні можливості комп'ютерів, тому для її навчання використовується тільки деяка тренувальна вибірка. Відбір даних у тренувальний набір необхідно проводити так, щоб, з одного боку, його можна було

обробляти за прийнятний час, а з іншого боку, він був досить великим і повно описував вихідне завдання.

Виходом у даній ситуації є постійний контроль під час процесу навчання за здатністю НМ узагальнювати. Для цього можна використати розширений набір тестових даних, що містить крім тренувальних ще й близькі до них додаткові шаблони.

Іншою важливою властивістю нейромереж є властивість універсальної апроксимації. У роботах [23, 29, 33] було показано, що багат шарова НМ може апроксимувати безперервну функцію будь-якого типу. В [18] цю властивість представлено у вигляді теореми універсальної апроксимації, що говорить:

Нехай  $\varphi(-)$  – безперервна непостійна функція, і нехай  $C$  – безліч безперервних функцій, заданих на  $\mathfrak{R}^g$ . Тоді для будь-яких  $f \in C$  й  $\varepsilon > 0$  існує таке ціле  $h$  і набір речовинних  $a_i, b_i, w_{ij}$ , де  $i=1, \dots, h$  й  $j=1, \dots, g$ , що

$$F(x_1, \dots, x_g) = \sum_{i=1}^h a_i \varphi \left( \sum_{j=1}^g w_{ij} x_j + b_i \right) \quad (1.12)$$

є апроксимацією функції  $f(-)$ . Тобто

$$\left\| F(x_1, \dots, x_g) - f(x_1, \dots, x_g) \right\| < \varepsilon \quad (1.13)$$

для усіх  $\{x_1, \dots, x_g\} \in \mathfrak{R}^g$ .

Це є узагальнення відомої теореми про апроксимації кінцевими рядами Фур'є [15-16]. Важливо, що активаційною функцією  $\varphi(-)$  може бути будь-яка безперервна непостійна функція, а не тільки перераховані вище (1.5)-(1.11).

Як видно, (1.12) описує тришаровий персептрон, однак існують аналоги цієї теореми для випадку багат шарового персептрона й інших типів НМ. Проте, жодна з них не стверджує оптимальність того або іншого типу НМ. Теорема універсальної апроксимації не дає також рекомендацій з вибору розміру прихованого шару  $h$ . Тому питання про тип і розмір НМ повинне вирішуватися в кожному конкретному випадку дослідним шляхом.

**1.3.6. Застосування штучних нейромереж для вирішення завдань керування.** В історії розвитку теорії автоматичного керування чітко виділяються три етапи. За класифікацією, наведеною в [4], першим був етап кла-



сичної детермінованої теорії автоматичного регулювання, що охопив період часу з кінця XIX до 40-х років XX століття. У цей період основними завданнями керування були завдання аналізу стійкості й завдання про якість перехідних процесів. Другий етап теорії керування почався в 40-50-х роках того ж століття й тривав приблизно до середини 70-х років. Це етап класичної стохастичної теорії автоматичного регулювання. Він характеризується новою постановкою основного завдання теорії керування: урахувати випадкові збурювання, що діють на систему, і забезпечити нормальну роботу в умовах постійно діючих перешкод.

Далі в розвитку теорії автоматичного керування розпочався новий етап, пов'язаний з адаптивною постановкою основного завдання керування. Її особливість складається у відсутності апріорних знань про математичну модель об'єкта керування, будь то диференціальні рівняння або щільності ймовірностей випадкових зовнішніх впливів. Об'єкт - це чорна скринька, що піддається невідомим випадковим впливам. Нам доступні тільки його входи й виходи. Ціль системи керування (СУ) полягає в тому, щоб уже в процесі функціонування визначити закон регулювання, що забезпечує оптимальне поводження об'єкта. Для рішення цього завдання на додаток до основного контуру в систему керування було додано контур адаптації (рис. 1.15).

Із самого початку третього етапу велика увага приділялася адаптивному керуванню лінійними стаціонарними об'єктами з невідомими параметрами (наприклад, широко застосовувалися методики, що спираються на побудову спостерігачів). У рамках цього підходу в 80-х роках почалося використання НМ для вирішення завдань керування. Отримані результати показали, що НМ являють собою на просто нову методику в теорії автоматичного керування, а цілий напрямок. Для цього нового напрямку в теорії керування Вербосом була уведена окрема назва - нейрокерування (neurocontrol) [18, 107].

Зараз за допомогою нейрокерування, завдяки описаним вище властивостям НМ спільним для різних нелінійних динамічних об'єктів способом вирішуються завдання ідентифікації, синтезу систем керування, їхнього аналізу й апаратної реалізації. Результати, отримані із застосуванням НМ у рамках адаптивної постановки основно-

го завдання теорії керування, легко можуть використовуватися й класичними підходами.

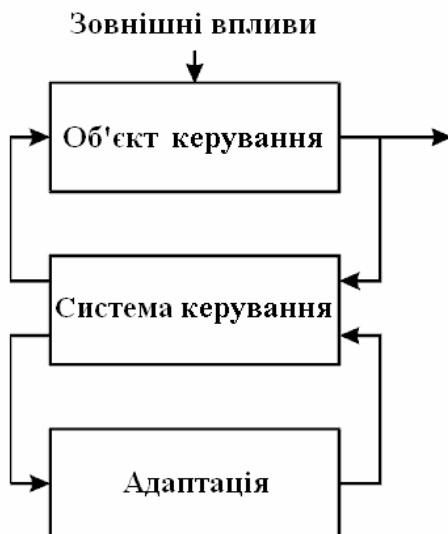


Рис. 1.15. Загальна схема адаптивної системи керування

На рис. 1.16 представлена деяка динамічна система (об'єкт керування). В адаптивній постановці об'єкт керування описується своєю функціональною моделлю:

$$P\{u(t), y(t)\}, \quad (1.14)$$

єднальний вектор вхідних впливів  $u(t)$  з вектором вихідних сигналів  $y(t)$ . Цей опис започатковано від ідеї «чорної скриньки», він не характеризує динамічної поведінки об'єкта, а відбиває тільки його функціональні зв'язки.

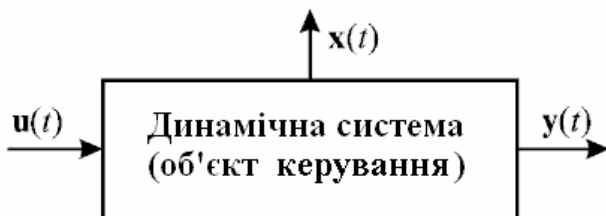


Рис. 1.16. Реальна динамічна система

Уведемо вектори  $u(t)=(u_1(t),u_2(t),\dots,u_p(t))^T$ ,  $x(t)=(x_1(t),x_2(t),\dots,x_n(t))^T$  і  $y(t)=(y_1(t),y_2(t),\dots,y_m(t))^T$ ... Тут  $u_i(t)$  і  $y_i(t)$  – вхід і вихід системи відповідно,  $x_i(t)$  – змінна стану системи,  $p$  – розмірність вхідного простору,  $m$  – розмірність вихідного простору,  $n$  – порядок системи.

Класично динаміка такої системи описується системою диференціальних рівнянь:

$$\begin{cases} \frac{dx(dt)}{dt} = \Phi(x(t), u(t)), & t \in \mathfrak{R}^+; \\ y(t) = F(x(t)). \end{cases} \quad (1.15)$$

Тут вектора функцій  $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n)$  й  $F = (f_1, f_2, \dots, f_m)$  – статичні нелінійні перетворення.  $\Phi : \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}^p \rightarrow \mathfrak{R}^n$ ,  $F : \mathfrak{R}^n \rightarrow \mathfrak{R}^m$ . Вектор  $x(t)$  описує стан системи в момент часу  $t$ . Він визначається станом системи в початковий момент  $t_0 < t$  і входом  $u$ , певному на інтервалі  $[t_0, t]$ . Вихід системи  $y(t)$  повністю визначається станом системи  $x$  у момент часу  $t$ .

Іншим підходом є дискретний опис динамічної системи. Уведемо розбивку за часом  $t_0, t_1, t_2, \dots$ , де  $t_{i+1} = t_i + \Delta t$  і позначимо  $x(t_k)$ ,  $y(t_k)$ ,  $u(t_k)$  як  $x(k)$ ,  $y(k)$ ,  $u(k)$ , відповідно. Тоді динаміку системи можна описати наступними різницевиими рівняннями:

$$\begin{cases} x(k+1) = \Phi(x(k), u(k)); \\ y(k) = F(x(k)). \end{cases} \quad (1.16)$$

Тут вирази  $\Phi(-)$  і  $F(-)$  аналогічні перетворенням в (1.15).

Рівняння (1.15, 1.16) представляють динаміку системи, як перетворення вхід-вихід. Для широкого класу завдань ці форми представлення рівнозначні й можуть бути зведені одне до одного. Однак, при описі систем керування з НМ елементами більше зручним є дискретне представлення об'єкта керування. Хоча результати, отримані для дискретного опису, можуть бути поширені й на безперервний випадок.

Предмет теорії керування становлять аналіз і синтез динамічних систем, у яких зміна однієї або декількох змінних обмежується в певних межах. Якщо функції  $\Phi$  і  $F$  в (1.16) відомі, то завданням керування є синтез контролера, що формує бажаний вхід  $u(k)$ , ґрунтуючись на інформації, яка доступна в момент часу  $t_k$ .

У класичній теорії керування є безліч надійних методів синтезу контролерів у частотній і часовій областях для лінійних систем типу:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k); \\ y(k) = Cx(k). \end{cases} \quad (1.17)$$

з відомими матрицями  $A(n, n)$ ,  $B(n, p)$ ,  $C(m, n)$ . Однак, для випадку нелінійних систем, навіть якщо моделі  $\Phi(-)$  і  $F(-)$  визначені, єдиних підходів із гарантованим результатом поки не існує [115].

Використання НМ дозволяє вирішити завдання керування нелінійним об'єктом шляхом створення адаптивної ІСК з нейроконтролером (НК), який навчається. Тут під навчанням мають на увазі процес вироблення в СУ бажаної реакції на зовнішні сигнали шляхом багаторазових впливів на систему й зовнішнє коректування. Зовнішнє коректування здійснюється «вчителем», якому відома бажана реакція СУ на певні впливи (рис. 1.17).

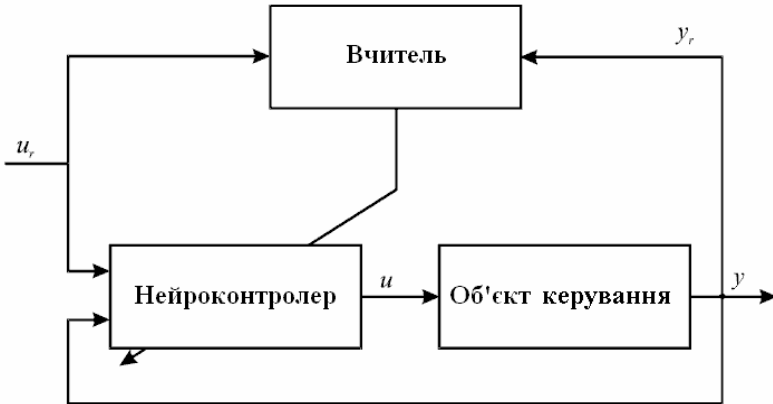


Рис. 1.17. Загальна схема керування з нейроконтролером, що навчається

При адаптації навчання використовується для одержання інформації про стан і характеристики СУ, необхідної для оптимального керування в умовах невизначеності. Власне кажучи, адаптацію можна ототожнити з оптимізацією в умовах недостатньої апріорної інформації [4].

Існують різні способи реалізації нейроконтролеру [4-5, 14-17, 10-11, 101-105, 107, 111-112 й ін.], однак більшість із них реалізовано на 1-2 каналних системах керування.

#### **1.4. Обґрунтування необхідності застосування генетичних алгоритмів оптимізації**

Генетичні алгоритми (ГА) є методами глобальної оптимізації, які базуються на теоретичних досягненнях синтетичної теорії еволюції й сучасної генетики [5]. Із середини 80-х ГА стали достатньо активно застосовувати для багатомірних оптимізаційних завдань (у т.ч. синтезу АСК різного типу).

Вітчизняні аналоги подібних еволюційних підходів відомі як методи стохастичної оптимізації [47] та різновиди МГУА [52-55, 93]. Вони також застосовують базові аналоги низки принципів, реально існуючих у природі та гнучко адаптованих для реалізації (моделювання) на ЕОМ. Разом з цим, зазначені методи поки мають відомі проблеми збіжності [93].

Головною перевагою ГА є можливість одержання з його допомогою глобального рішення за прийнятний час. Більшість реальних завдань багатомірної оптимізації є багатоекстремальними. Тому більшість класичних методів оптимізації, що ґрунтуються на використанні градієнта цільової функції, не можуть гарантувати знаходження найкращого рішення [80] або для їхнього рішення потрібна неприпустима кількість машинних ресурсів (наприклад, часових).

Загальний підхід застосування ГА згідно з [47] полягає у наступному. Головний вираз для оптимізації визначається як

$$\max f(\chi) = \max \{f(\chi) + C\},$$

де  $f(\chi)$  – позитивно визначена функція мети, яка підлягає оптимізації;  $C$  – константа.

Завдання полягає у максимізації функції  $k$  змінних  $f(\chi_1, \dots, \chi_k)$ ; при цьому кожна змінна  $\chi_i (i = \overline{1, k})$  приймає значення у межах області  $D_i = [a_i, b_i]$  та  $f(\chi_1, \dots, \chi_k) > 0$  для кожного  $\chi_i \in D_i$ .

Кожна змінна  $\chi_i$  кодується як бінарний рядок довжиною  $m$ , що задовольняє задану точність так, що

$$(b_i - a_i) \times 10^6 \leq 2^m - 1,$$

де  $m$  – найменше число, яке задовольняє таку нерівність.

Кожна хромосома (потенційне рішення) представляється бінарним рядком довжиною  $m = \sum_{i=1}^k m_i$ . Наприклад,

$$\underbrace{0101011}_{m_1} \underbrace{11000111100}_{m_2} \dots \underbrace{\phantom{0101011}}_{m_k},$$

де перші  $m_1$  бітів позначають  $\chi_1$  з діапазону  $[a_1, b_1]$ , другі  $m_2$  – з діапазону  $[a_2, b_2]$  і т.д.

Далі робота ГА здійснюється відповідно до загального алгоритму (рис. 1.18).

Основні етапи наведеного вище алгоритму такі:

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

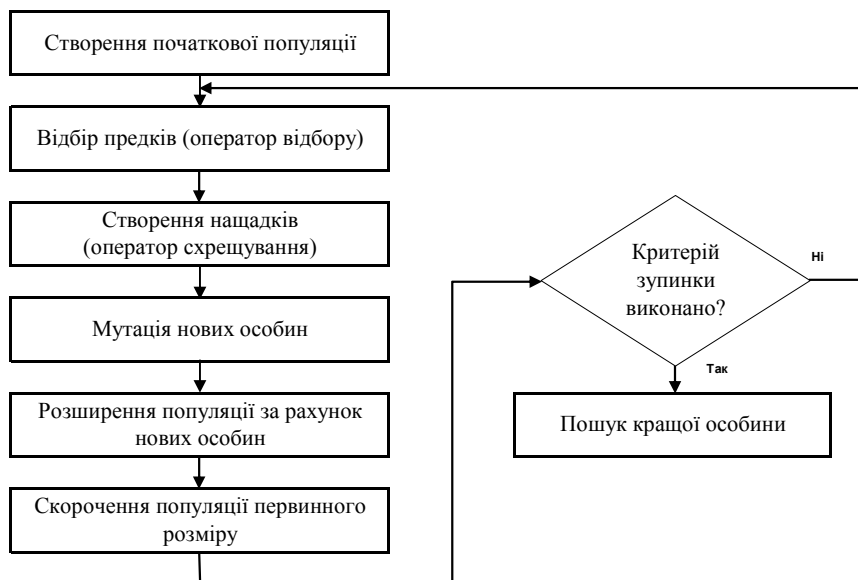


Рис. 1.18. Блок-схема роботи генетичного алгоритму (ГА) [47]

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

Численні дослідження, що проводилися протягом 30-ти останніх років, довели, що ГА є кращим з існуючих методів, що забезпечує вирішення багатомірних та багатоекстремальних завдань глобальної оптимізації [5, 47]. Сьогодні на базі персонального комп'ютера за допомогою ГА можна вибрати найкраще рішення серед  $10^6$ – $10^7$  локальних екстремумів у пошуковому просторі розмірністю порядку  $10^3$  –  $10^4$ .

Іншою особливістю ГА є його висока ефективність при роботі з нестационарним оточенням [57, 74]. Хромосомне представлення інформації, а також пошук рішення за допомогою популяції пошукових точок дозволяють ГА знаходити глобальний оптимум навіть зашумленої або дуже мінливої цільової функції [79, 81, 112 та ін.]. При цьому в роботу алгоритму не вноситься ніяких змін у порівнянні зі стаціонарним випадком, і швидкість пошуку рішення зберігається на тому ж рівні.

Враховуючи зазначені властивості ГА, є доцільним його застосування в процесі оптимізації роботи ІСК технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів.

### **1.5. Постановка завдання для досліджень**

Отже, для досягнення кінцевої мети - вирішення проблеми побудови інтелектуальної системи керування ТП збагачення магнетитових кварцитів у межах даної роботи встановлюються такі завдання:

- дослідити динаміку зміни показників основних ТП збагачення (подрібнення, класифікації, магнітної сепарації тощо) з метою формалізації побудови концепції інтегрованого інтелектуального керування фабрикою (секцією) магнітного збагачення залізної руди в умовах неповної та нечіткої інформації, де здійснюється узгоджене керування кожною окремою стадією та секцією збагачення в цілому;
- адаптувати існуючі методи нейромережевої ідентифікації для багатовимірних та багатозв'язних систем на прикладі ТП збагачення залізної руди та розробити принципи для інтелектуальної

ідентифікації в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ з метою побудови математичної предикторної моделі для прямого і зворотного прогнозування в складі інтелектуальної системи керування;

- провести комп'ютерне моделювання процедури застосування багатовимірних моделей інтелектуальної ідентифікації показників в умовах секції РЗФ та здійснити верифікацію отриманих результатів на реальних показниках ТП;
- розробити схеми реалізації та алгоритми роботи багатоканальних ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ вітчизняних ГЗК;
- здійснити програмно-технічну реалізацію ІСК.

### **1.6. Висновки до першого розділу**

1. Ретроспективний аналіз досліджень та розробок у предметній галузі збагачення магнетитових кварцитів засвідчив, що більшість з існуючих зараз систем автоматизованого керування є морально та фізично застарілими, не ураховують одночасно характерні властивості ТП: багатовимірність та багатозв'язність, суттєву нелінійність, нестаціонарність, великі запізнення у часі, наявність нечіткої та неповної інформації. У такій ситуації одним з основних шляхів поліпшення якісних та кількісних показників роботи РЗФ в умовах ГЗК є застосування нових підходів щодо комплексної автоматизації керування ТП, заснованих на використанні сучасних технологій штучного інтелекту, адаптації та вдосконалення існуючих методів синтезу таких систем.

2. Більшість існуючих концепцій автоматизованого керування ТП збагачення в умовах РЗФ ГЗК розглядають незалежно керування окремими стадіями (переважно початковими), технологічними агрегатами або локальними процесами, а також не ураховують одну з головних особливостей ТП – нечіткість та неповноту виробничої інформації, що не дозволяє комплексно врахувати більшість зворотних зв'язків і призводить до постійних, переважно неконтрольованих, коливань якісних та кількісних показників проміжних продуктів переділу. Зазначене вимагає постійного втручання у хід ТП з метою переналаштування режимних параметрів, тому усунення таких недоліків вимагає подальшого дослідження системних зв'язків і вдосконалення концепції узгодженого керування технологічною лі-



нією РЗФ із застосуванням сучасних підходів з нейрокібернетики та нечіткої логіки.

3. Аналіз існуючих систем автоматизації ТП збагачення магнетитових кварцитів свідчить про переважне застосування 1-2 каналних систем регулювання параметрів окремих процесів або стадій переділу (частіше першої стадії подрібнення), що не завжди дозволяє стабільно витримувати задані значення вихідних показників роботи секції, а тому слід вдосконалювати зазначені підходи. Для цього необхідно здійснити додаткові дослідження багатоканальних та багатозв'язних інтелектуальних структур, призначених для ідентифікації та керування в умовах ТП збагачення з метою підвищення системності, узгодження та збільшення кількості каналів регулювання, що дозволить зробити більш сталими вихідні показники, як для окремих стадій переділу, так і для секції у цілому.

4. Відсутність можливості, складність, недостатня точність або висока вартість контролювання низки важливих параметрів ТП збагачення (вміст корисного, властивості збагачуваності тощо) у режимі реального часу не завжди дозволяють коректно здійснити визначення необхідних режимних параметрів та уставок регуляторів, це призведе до неприпустимих відхилень та неузгодженості у ході ТП, а тому вимагає розробки прогнозуючих та класифікуючих систем для непрямого визначення зазначених показників, які можуть здійснювати прогнозування чинників (пряме та зворотне) шляхом застосування методів інтелектуальної ідентифікації параметрів ТП збагачення.

5. Можливості більшості існуючих на сьогодні пошукових алгоритмів оптимізації багатовимірних нелінійних цільових функцій у складі багатозв'язних систем керування складними технологічним об'єктами обмежені для застосування у сучасних ІСК за рахунок недостатньої або повільної збіжності в умовах поганої обумовленості завдання, отриманого у результаті апроксимації ТП. Зазначене створює передумови для застосування більш потужних еволюційних методів пошуку глобального екстремуму на основі генетичних алгоритмів з метою отримання гарантованого рішення у режимі реального часу.

## **2. КОНЦЕПЦІЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ**

### **2.1. Загальна характеристика ТП збагачення як об'єкту автоматизації**

Технологічні процеси збагачення є багатовимірними об'єктами автоматизації з досить інтенсивними потоками різноманітної інформації. За класифікацією такі об'єкти належать до складних багатозв'язних систем. Для їх системного дослідження з точки зору кібернетики [29] та сучасної теорії керування [22, 116] спочатку треба розглянути основні інформаційні та управляючі зв'язки в умовах типової рудозбагачувальної фабрики на прикладі трьох найбільш важливих ТП: подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. У якості базового підходу в процесі дослідження та побудови моделей будемо застосовувати системний (сімпліціальний) аналіз та досить поширену в кібернетичі методологію „чорної” скриньки.

Технологічні лінії збагачувальних фабрик складаються, як правило, із декількох послідовно розташованих ділянок типової технології (стадій), що включають наступні основні технологічні операції: здрибнювання, класифікацію і магнітну сепарацію. Схеми збагачення магнетитових кварцитів в умовах вітчизняних ГЗК, як правило, містять до 3-х стадій подрібнення та 4-5 стадій магнітної сепарації. На рис.2.1 наведено технологічну схему ТП збагачення в умовах РЗФ-2 Північного ГЗК. Незважаючи на окремі відмінності технології та обладнання, таку схему цілком можна вважати типовою в умовах більшості вітчизняних ГЗК.

### **2.2. Сімпліціальний аналіз інформаційних та керуючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики**

Для оцінювання ієрархічної структури керування та аналізу залежностей потенційних інформаційних та управляючих потоків і зв'язків в умовах збагачувальної фабрики застосуємо алгоритм структурної q-зв'язності, що є однією з найбільш поширених та достатньо добре досліджених якісних характеристик систем [6, 117].

З метою системного дослідження, виявлення спільності завдань керування окремими стадіями збагачення візьмемо за основу технологічну схему (рис.2.1) та застосуємо методологію декомпозиції.

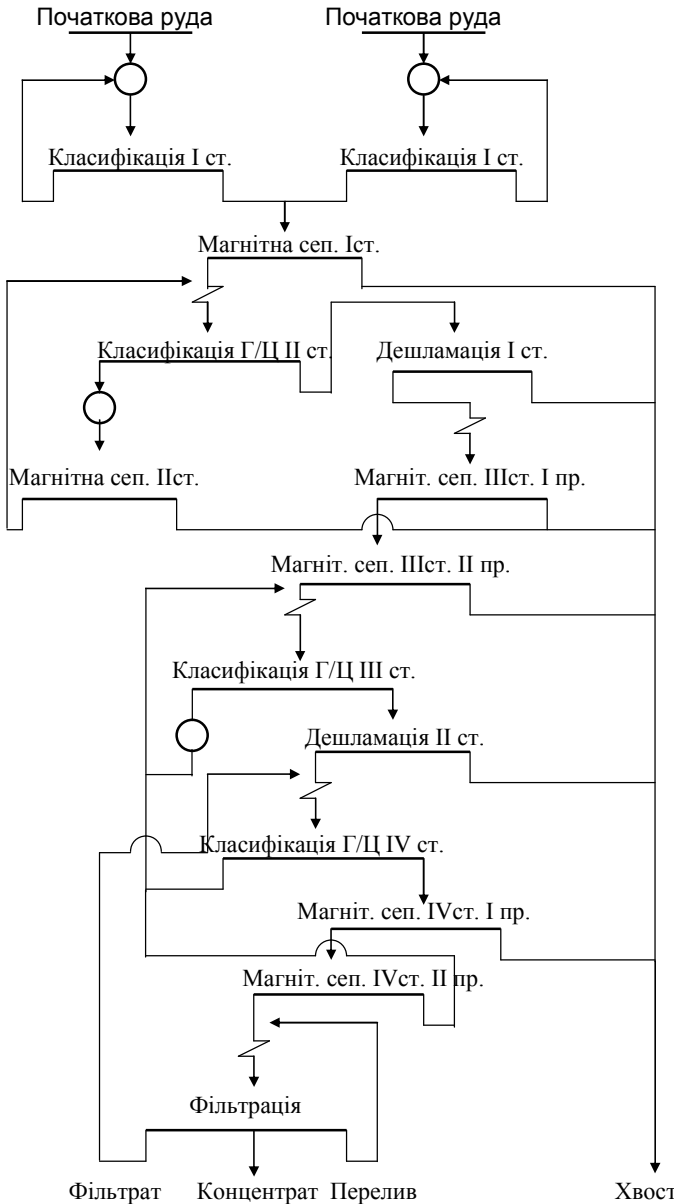


Рис. 2.1. Типова технологічна схема збагачення магнетитових кварцитів в умовах РЗФ ГЗК

Спрощена структурна схема технологічної лінії типової РЗФ магнітного збагачення залізної руди надана на рис. 2.2 [20]. Блоки мають такі позначення: 1 – шаровий млин (або млини) першої стадії; 2 – спіральний класифікатор; 3, 7, 9, 13, 15 – магнітні сепаратори; 4, 10 – зумпфи; 5, 11 – гідроциклони; 6, 12 – млини другої та третьої стадії (МШЦ, ММС тощо); 8, 14 – дешламатори; 16 – вакуум-фільтр; 17 – склад концентрату; 18 – хвостосховище; 19 – рудний бункер; 20 – завантажувальний пристрій для руди (авгостела); 21 – блок контролю та керування ТП (ІСК).

Отже, згідно з [117-118], результуючу матрицю інцидентності  $\Lambda = \|\lambda_{ij}\|$  (де  $i, j=1, \dots, 15$  – номери блоків;  $\lambda_{ij}=1$ , якщо  $i$ -й блок є початком ребра, закінченням якого є блок  $j$ ;  $\lambda_{ij}=0$ , якщо  $i=j$  або  $i$ -й блок не є початком ребра, закінченням котрого є блок  $j$ ; номери строк відповідають позначенню симплексів) для даного випадку в аналітичному вигляді представлено на рис. 2.3.

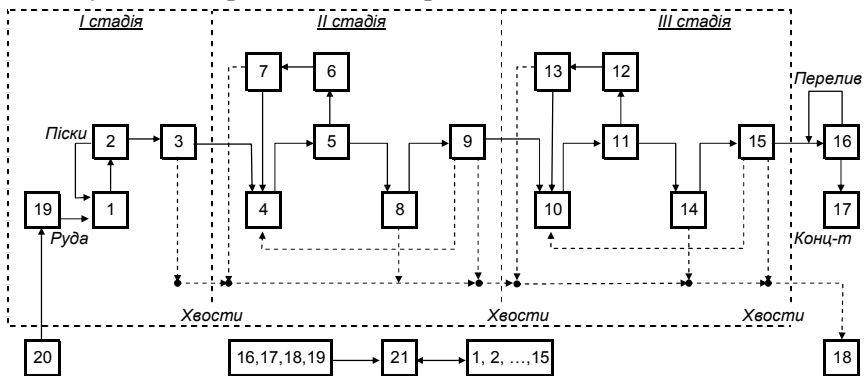


Рис. 2.2. Спрощена структура технологічної лінії (секції) РЗФ

Структурна збитковість матриці  $\Lambda$  оцінюється на основі показника  $R_K \in \mathfrak{R}$  [117]:

$$R_K = \left[ \sum_{i=1}^{21} \sum_{j=1}^{21} \lambda_{ij} \right] \frac{1}{20} - 1 = \frac{65}{20} - 1 \approx 2,25.$$

Оскільки  $R_K=2,25>0$ , то система є зв'язною (без обривів) та має збитковість (тобто потенційно надійна).

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Рис. 2.3. Матриця інцидентності  $\Lambda$

Виконуючи  $q$ -аналіз матриці  $\Lambda$ , шляхом сумування рядків та послідууючого групування, отримуємо такі класи еквівалентності  $Q_{q_c}$  ( $Q_{q_c}$  – кількість симплексів розмірності  $q_c \in \mathfrak{I}$ ,  $q_c = 0, \dots, 14$ ; {у фігурних дужках} позначаються номери  $q$ -зв'язних симплексів):

$$\begin{aligned} Q_{14}=1: & \{21\}; Q_{13}=1: \{21\}; Q_{12}=1: \{21\}; Q_{11}=1: \{21\}; \\ Q_{10}=1: & \{21\}; Q_9=1: \{21\}; Q_8=1: \{21\}; Q_7=1: \{21\}; \\ Q_6=1: & \{21\}; Q_5=1: \{21\}; Q_4=1: \{21\}; Q_3=3: \{9\}, \{15\}, \{21\}; \\ Q_2=10: & \{2\}, \{3\}, \{5\}, \{7\}, \{8\}, \{11\}, \{13\}, \{14\}, \{16\}, \{9, 15, 21\}; \\ Q_1=7: & \{1\}, \{4\}, \{6\}, \{10\}, \{12\}, \{19\}, \{2, 3, 5, 7-9, 11, 13-16, 21\}; \\ Q_0=4: & \{17\}, \{18\}, \{20\}, \{\text{решта вузлів, без виключення}\}. \end{aligned}$$

Структурний вектор комплексу має такий вигляд:

$$Q_{\kappa}=(1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;3;10;7;4).$$

Аналіз вектору  $Q_k$  показує, що він зв'язаний для великих (9,...,14), середніх (4,5,6) та малих (0) значень  $q_c$ . Зокрема, при  $q_c=0$ , 1, 2, 3 комплекс розпадається на кілька незв'язних компонентів, що інтерпретується як присутність двох геометричних перешкод у системі [119] або трьох рівнів q-зв'язних симплексів.

Ієрархічна організація типової структури керування технологічною лінією магнітного збагачення залізної руди в умовах РЗФ (на даної на рис. 2.2) також підтверджується однотипними функціональними характеристиками значень максимальної розмірності симплексів (де у фігурних дужках зазначається номер симплексу і потім у круглих – множина блоків, що входять до нього;  $\emptyset$  – пуста множина), які згруповано таким чином:

$$\begin{aligned}
 q_c = -1: & \{ \emptyset (\emptyset) \}; \\
 q_c = 0: & \{ 17, (21) \}, \{ 18, (21) \}, \{ 20, (19) \}; \\
 q_c = 1: & \{ 1, (2,21) \}, \{ 4, (5,21) \}, \{ 6, (7,21) \}, \\
 & \{ 10, (11,21) \}, \{ 12, (13,21) \}, \{ 19, (1,21) \}; \\
 q_c = 2: & \{ 2, (1,3,21) \}, \{ 3, (4,18,21) \}, \{ 5, (6,8,21) \}, \\
 & \{ 7, (4,18,21) \}, \{ 8, (9,18,21) \}, \{ 11, (12,14,21) \}, \\
 & \{ 13, (10,18,21) \}, \{ 14, (15,18,21) \}, \\
 & \{ 16, (16,17,21) \}; \\
 q_c = 3: & \{ 9, (4, 10, 18, 21) \}, \{ 15, (10, 16, 18, 21) \}; \\
 q_c = 14: & \{ 21, (1, 2, \dots, 15) \}.
 \end{aligned}$$

Аналіз груп малих значень  $q_c$  (-1, 0) показує, що їх зміст можна трактувати як симплекси, що характеризують вихідні та вхідні продукти переробки (наприклад, блоки: 17 – вміст корисного в концентраті, вихід, вилучення та продуктивність секції; 18 – втрати заліза в концентраті, 20 – кількість мінеральних різновидів у вихідній шихті, первинний вміст заліза, необхідні фізико-хімічні, морфологічні та технологічні властивості руди, грансклад. Також мале значення  $q_c = 1$  – відбиває режимні і керовані параметри роботи агрегатів подрібнення (млинів) та окремого допоміжного устаткування – зумпфів, бункерів (наприклад, для млинів різних стадій подрібнення це блоки 1, 6, 12: витрати руди та води, швидкість обертання, ступінь завантаження шарами, рудою чи рудною галькою при самоподрібненні, циркуляційне навантаження, вихід та продуктивність за готовим класом; 4, 10 – рівень пульпи у зумпфах; 19 – ступінь завантаження

рудного бункеру). Для груп середніх значень  $q_c$  (2, 3) – симплекси, що містять режимні параметри ТП класифікації, дешламації та магнітної сепарації і відповідні впливи керування (наприклад, блоки: 2 – кут нахилу ванни класифікатора, швидкість обертання, щільність пульпи в процесі класифікації та на зливі, вміст або вихід готового чи заданого класу, висота порогу зливу, витрати води, продуктивність за промпродуктом та пісками для спірального класифікатора; 5, 11 – діаметри живильного та зливного патрубків чи піскової насадки, тиск пульпи на вході, витрати води, продуктивність, вихід готового чи заданого класу для гідроциклонів; 3, 7, 9, 13, 15 – напруженість магнітного поля, швидкість обертання барабану, щільність пульпи, відстань між барабаном та ванною, продуктивність та якість за промпродуктом чи концентратом на виході, втрати корисного у хвостах, вилучення заліза, вихід концентрату та хвостів для магнітних сепараторів; 8, 14 – загальний обсяг пульпи, грансклад та витрати води на вході, продуктивність за промпродуктом та пісками, вихід готових класів у промпродукті та пісках для дешламаторів; 16 – робочі параметри для вакуум-фільтра); група  $q_c=14$  – симплекс, що складається з одного блоку 21 (дистанційне керування та збір даних в комплексі ТП).

Різні значення максимальних розмірностей симплексів формально відображаються в показнику  $\varepsilon \in \mathfrak{R}$  рівномірного розподілу зв'язків орієнтованого графу, що має  $m_1 \in \mathfrak{Z}$  ребер і  $m_2 \in \mathfrak{Z}$  вершин:

$$\varepsilon^2 = \sum_{i=1}^{m_2} (\rho_i - \rho_{cp})^2 = \sum_{i=1}^{m_2} \left( \rho_i - \frac{m_1}{m_2} \right)^2,$$

де  $\rho_{cp} \in \mathfrak{R}$  – середня ступінь вершини [117];  
 $\rho_i \in \mathfrak{Z}$  – дійсна ступінь  $i$ -ї вершини.

Для моделі технологічної лінії магнітного збагачення РЗФ, що розглядається з урахуванням залежності  $\rho_{cp} = m_1/m_2 = 65/21 \approx 3,1$  отримуємо:

$$\begin{aligned} \varepsilon^2 = & (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 \\ & + (3-3,1)^2 + (4-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (3- \\ & 3,1)^2 + (4-3,1)^2 + (3-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + (2-3,1)^2 + (1-3,1)^2 + \\ & (15-3,1)^2 = 162,57. \end{aligned}$$

Отже, остаточно отримуємо  $\varepsilon = \sqrt{\varepsilon^2} \approx 12,75$ .

Результат  $R_k > 0$  показує, що топологічна структура секції РЗФ в умовах ГЗК наближається до кільцевого або повного графа [117], але при  $\varepsilon \neq 0$  це не є явно вираженим показником. Порівняльна характеристика різних топологій (послідовна, кільцева, радіальна, деревовидна, повний граф, незв'язна) на підставі  $R_k$  і  $\varepsilon$ , симпліціальний та візуальний аналіз наданої на рис. 2.2 структури секції РЗФ свідчать, що вона відповідає ієрархічній структурі з кільцевими (зворотними) зв'язками.

Таким чином, в ієрархічній структурі технологічної лінії (секції) збагачувальної фабрики ГЗК чітко виділяються три взаємодіючих виробничих рівні керування:

- режимними параметрами (нижній рівень);
- локальними ТП стадії (середній);
- комплексом ТП секції (верхній).

Така структура повністю відповідає загальноприйнятій в цей час концепції автоматизації промислових виробництв та відомим актуальним стандартам з побудови АСК, АСКП, АСК ТП (ГОСТ 24.104-85, 24.601-86, 24.602-86, 34.602-89 [121]), а також міжнародним: МЕК(ІЕС)-1131 [2, 121-126]; ISA S88, S95 [127-129]).

### **2.3. Локальні технологічні процеси та стадії збагачення магнетитових кварцитів як об'єкти керування**

Основні канали керування для більшості локальних процесів збагачення магнетитових кварцитів наведені в [22]. З метою подальшої побудови концепції інтелектуального керування секцією (технологічною лінією) РЗФ розглянемо та проаналізуємо більш системно стадію як комплекс ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах ГЗК (рис. 2.4).

Як вже зазначалося в попередньому розділі, з технологічної точки зору саме перша стадія (особливо ТП подрібнення) є визначальною для якості вихідного продукту (концентрат, вміст заліза, вологість). Тому основним об'єктом автоматизації на збагачувальній фабриці є низка механізмів, які входять до складу першої стадії подрібнення – млин, живильники, які подають у млин руду, трубопровід, який подає воду, спіральний класифікатор, який слугує зворотнім зв'язком (технологічним) по поверненню крупних включень у млин, пристрій подачі шарів.



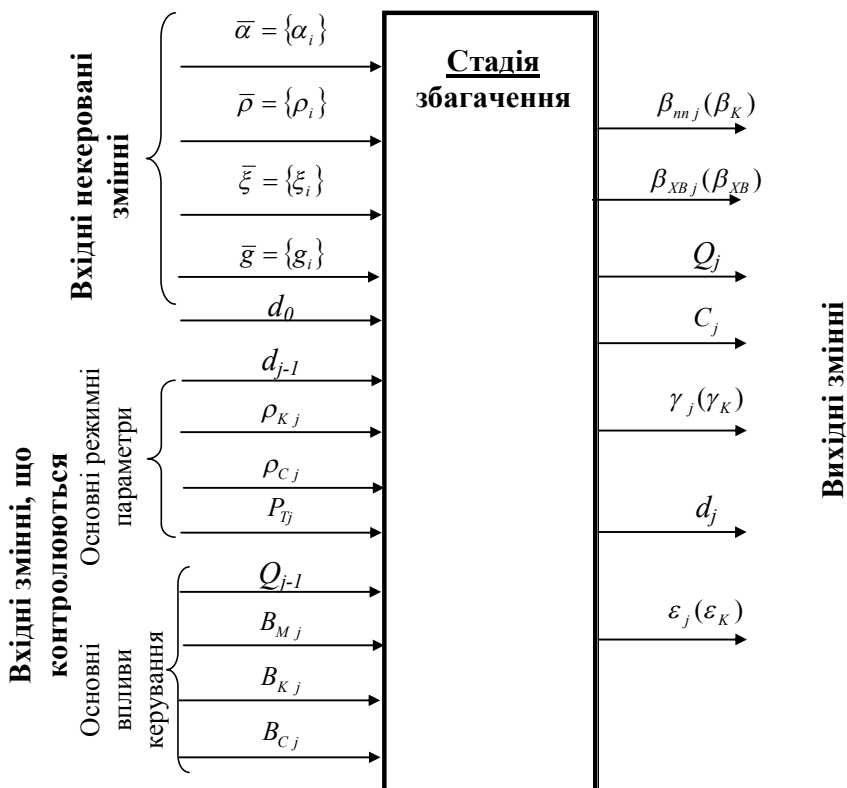


Рис. 2.4. Стадія магнітного збагачення як об'єкт керування

На рис. 2.4 прийнято такі умовні позначення:  $\bar{\alpha} = \{\alpha_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – вміст корисного компонента у вихідній руді (шихті) за всіма промисловими різновидами;  $N_r$  – кількість промислових різновидів у шихті;  $\bar{\xi} = \{\xi_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – відносна питома вага (співвідношення) для кожного різновиду у шихті;  $\bar{\rho} = \{\rho_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – показник чи група показників, що характеризують фізико-хімічні властивості руди (наприклад, щільність відповідних різновидів у шихті, міцність, подріблюємість тощо [130], в залежності від родовища та методики прийнятої на конкретному ГЗК);  $\bar{g} = \{g_i\}$ ,  $i = 1 \dots N_r$  – показник, що характеризує мінералогі-

чні та морфологічні властивості збагачуваності руди (наприклад, усереднений розмір вкраплення індивідів та агрегатів магнетиту у руді за різновидами [131], в залежності від родовища та методики прийнятої на конкретному ГЗК);  $d_0$  – усереднена крупність руди (шихти) перед збагаченням (після дроблення, як правило –20 мм);  $Q_0$  – витрата руди на першій стадії збагачення;  $\bar{Q} = \{Q_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – постадійна переробка (на виході кожної стадії збагачення);  $N_s$  – кількість стадій збагачення;  $\bar{C} = \{C_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – циркуляційне (піскове) навантаження відповідної стадії;  $\bar{d} = \{d_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – усереднена крупність продукту після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\rho}_\kappa = \{\rho_{\kappa j}\}$ ,  $i = 1 \dots N_s$  – щільність пульпи в процесі класифікації відповідно до кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\rho}_c = \{\rho_{c j}\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – щільність пульпи перед магнітною сепарацією (зливів класифікатора) відповідно до кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\beta}_{nn} = \{\beta_{nn j}\} = \{\beta_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – вміст корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\bar{\beta}_{xv} = \{\beta_{xv j}\} = \{\beta_{x j}\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – втрати корисного у хвостах після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\beta_\kappa$  – якість концентрату;  $\bar{\gamma} = \{\gamma_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – вихід корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\gamma_\kappa$  – вихід корисного у концентраті;  $\bar{\varepsilon} = \{\varepsilon_j\}$ ,  $j = 1 \dots N_s$  – витяг корисного у промисловому продукті після кожної  $j$ -ї стадії збагачення;  $\varepsilon_\kappa$  – витяг корисного у концентраті.

Зазначені вище міркування обумовлюють доцільність автоматизації першої стадії. У зв'язку з цим на більшості вітчизняних ГЗК переважають системи автоматизації саме першої стадії [12, 22, 56]. Автоматизація подальших стадій або практично відсутня з економічних обґрунтувань (затрати на автоматизацію всіх стадій практично однакові, а ефект значно нижчий) або досить обмежена (фактично поширені тільки системи стабілізації рівня пульпи у зумпфах [24, 32-33]).

На думку автора, застосування технологій інтелектуального керування дозволить вирішити цю проблему.

## 2.4. Критерії керування технологічними процесами збагачення

Критерієм керування в таких умовах може бути узагальнений комплексний показник (функціонал або оператор функції мети) на основі максимізації потужності переробки руди, максимізації якості концентрату та мінімізації втрат корисного у хвостах збагачення

$$J = \begin{cases} Q \rightarrow \max \\ \beta_k \rightarrow \max \\ \beta_{xв} \rightarrow \min. \end{cases} \quad (2.1)$$

Крім того, можливе використання спрощених модифікацій багатofакторного критерію (2.1). Наприклад, оптимізація одного з показників при обмеженнях на всі інші (так званий маргінальний підхід):

$$J = \begin{cases} \beta_{xв} \rightarrow \min \\ Q_1 \leq Q \leq Q_2 \\ \beta_1 \leq \beta_k (\beta_{nn}) \leq \beta_2, \end{cases} \quad (2.2)$$

де  $Q_1, Q_2, \beta_1, \beta_2$  – граничні значення відповідно до потужності переробки та якості концентрата (або промпродукта окремої стадії).

Також можливе використання критерію ефективності роботи комбінату при селективному видобутку і переробці залізорудної сировини [62], що представляє собою відношення середньозваженого вмісту корисного компонента (заліза) у концентраті, який одержується з різновидів кожної групи, до витрат на його одержання:

$$J = \sum_{i=1}^n \frac{V_i \cdot \beta_i}{Z_i} \rightarrow \max,$$

де  $\beta_i$  – вміст корисного компонента в концентраті, одержуваного з руди  $i$ -ї групи;

$V_i$  – обсяг виробництва концентрату, т, одержаного із шихти  $i$ -ї групи;

$Z_i$  – витрати на виробництво концентрату, одержаного з окремої групи, грн;

$n$  – кількість вихідних продуктів виробництва.

Як приклад, розглянуто критерій ефективності роботи гірничозбагачувального комбінату у вигляді

$$J = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \Pi_{i,j} = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n V_{i,j} (\Pi_{i,j} - \mathcal{Z}_{i,j}) \rightarrow \max, \quad (2.3)$$

де  $\Pi$  – прибуток підприємства, грн;

$\Pi_i$  – відпускна ціна концентрату, одержаного з окремої групи, грн;

$k$  – кількість груп, у які поєднуються різновиди руд.

Значення  $V_{i,j}$ ,  $\Pi_i$ ,  $\mathcal{Z}_i$  в (2.3) є змінними величинами в залежності від кількості груп  $n$ , в які будуть об'єднані мінеральні різновиди залізних руд. Таким чином, зазначений критерій є функцією багатьох змінних, максимізація якої може привести до значних економічних ефектів. Як показано далі, оптимізація критерію дає можливість визначення відповідних уставок для регуляторів ТП.

У роботі [69] запропоновано техніко-економічний критерій ефективності використання ресурсів як відношення інтегрованих показників ефекту керування до ресурсомісткості процесів перетворення продукції, якими керують. У якості ресурсів можуть бути: руда, вода, енергія (або енергоносії).

Для загального випадку для систем безперервного типу

$$J = \int_{t_l}^{t_l + \Delta t} \left[ \int_0^v fpe(\tau) d\tau + \int_0^v fre(\tau) d\tau \right] dv \Bigg/ \int_0^{t_l} \left[ \int_0^v |fre(\tau)| d\tau - \int_0^v fpe(\tau) d\tau \right] dv, \quad (2.4)$$

де  $fpe(t)$  – потік ресурсовіддачі технологічних операцій;

$fre(t)$  – потік ресурсоспоживання технологічних операцій;

$t_l$  – момент (час) логічного завершення операції;

$\tau$ ,  $v$  – змінні інтегрування;

$\Delta t$  – інтервал (час) квантування.

Для дискретних керованих систем

$$J = \sum_{m=n_l}^{n_j+1} \left[ \sum_{k=n_i}^n (fpe_{k,m} + fre_{k,m}) \right] \Bigg/ \sum_{m=n_l}^{n_j+1} \left[ \sum_{k=n_i}^n (fpe_{k,m} + fre_{k,m}) \right] \frac{1}{2}, \quad (2.5)$$

де  $fpe_{k,m}$ ,  $fre_{k,m}$  – дискретні аналоги потоків ресурсовіддачі та ресурсоспоживання відповідно;

$n_l$  – вузол, найбільш близький до логічного завершення операції;

$n_i$  – вузол реєстрації  $i$ -ої вхідної партії продуктів перетворення;

$n_j$  – вузол реєстрації  $j$ -ої вихідної партії продуктів перетворення.

У роботах [22, 29] наводиться критерій оптимальності Ханкока-Луйкена для технологічної лінії у вигляді

$$J = \frac{\gamma_K \beta_K}{\alpha(1 - \alpha)}, \quad (2.6)$$

де  $\beta_K, \gamma_K$  – відповідно: якість та вихід концентрату;  
 $\alpha$  – вміст магнетиту у вихідній руді як вплив, що збурює.

Недоліком наведеного критерію (2.7) є те, що він враховує лише три якісних та кількісних показника (хоча і дуже важливих). Зокрема, не враховуються показники продуктивності роботи обладнання, втрати корисних компонентів у хвостах тощо.

Ураховуючи вищезазначене, для умов технологічної лінії в роботі [22] запропоновано застосовувати систему критеріїв аналогічних (2.1-2.2), що комплексно ураховують найбільш важливі показники окремих стадій:

$$J = \begin{cases} Q_1 \rightarrow \max; \beta_1^{\min} \leq \beta_1 \leq \beta_1^{\max}; \beta_{XB1}^{\min} \leq \beta_{XB1} \leq \beta_{XB1}^{\max} \\ Q_2 \rightarrow \max; \beta_2^{\min} \leq \beta_2 \leq \beta_2^{\max}; \beta_{XB2}^{\min} \leq \beta_{XB2} \leq \beta_{XB2}^{\max} \\ \dots \\ Q_K \rightarrow \max; \beta_K^{\min} \leq \beta_K \leq \beta_K^{\max}; \beta_{XB}^{\min} \leq \beta_{XB} \leq \beta_{XB}^{\max} \end{cases}, \quad (2.7)$$

де  $Q_1, Q_2, \dots, Q_K$  – продуктивність роботи відповідних стадій (або за концентратом);

$\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_K$  – якість вихідного продукту відповідної стадії або результуючого концентрату;

$\beta_1^{\min}, \beta_1^{\max}, \beta_2^{\min}, \beta_2^{\max}, \dots, \beta_K^{\min}, \beta_K^{\max}$  – відповідно мінімальні та максимальні обмеження на означені параметри якості за стадіями та на виході секції;

$\beta_{XB1}, \beta_{XB2}, \dots, \beta_{XB}$  – втрати корисного компонента у хвостах за стадіями чи в цілому на виході секції збагачення;

$\beta_{XB1}^{\min}, \beta_{XB1}^{\max}, \beta_{XB2}^{\min}, \dots, \beta_{XB}^{\min}, \beta_{XB}^{\max}$  – аналогічні обмеження на втрати.

У роботах [41, 132-133] в якості критеріїв роботи ТП збагачення пропонується оптимізувати енергопостачання (наприклад, мінімізувати витрати електроенергії при подрібненні та ін. енергоміських переділах). Не виключаючи такого підходу, в роботі [67] доводиться, що це не завжди може приводити до однозначних результатів.

Підсумовуючі зазначені критерії слід відмітити, що, на думку автора, економічні та техніко-економічні критерії доцільніше застосовувати на більш високих рівнях керування ТП. Наприклад, згідно з моделлю ієрархії міжнародного стандарту МЕК(ІЕС)-1131 (табл.2.4), це стосується, в першу чергу, керування ГЗК як підприємством в цілому (рівень 5) та керування окремими підрозділами комбінату, наприклад, РЗФ (рівень 4)[2, 121-129]. В першу чергу, це обумовлено тим, що визначення вартісних (цінових) показників безпосередньо в ході ТП або на локальних САР доволі ускладнено. Разом з тим, на рівні цеху та, особливо, на рівні підприємства це вже цілком можливо в складі відповідних АСК (наприклад, ERP, MRP/MPRII тощо [121]).

### **2.5. Загальна методологія побудови АСК ТП збагачення залізної руди та місце в ній ІСК**

На підставі даних симпліціального аналізу, завдань керування локальними процесами збагачення та секцією у цілому, критеріїв керування може бути побудована загальна методологія інтелектуального керування комплексом ТП РЗФ.

Автоматизоване керування технологічною лінією (секцією) збагачення в умовах РЗФ відноситься до третього рівня ієрархії згідно з поширеним міжнародним стандартом МЕК(ІЕС)-1131 (табл.2.4). Апаратно-програмні засоби реалізації та інтеграції на всіх рівнях надано [2, 121-129].

Наведена схема ієрархії встановлює загальну підпорядкованість підсистем низового рівня системам більш високого рівня та визначає пріоритети в інформаційному обміні. А саме, кожен наступний рівень ієрархії підпорядковує (інкапсулює) попередній. При цьому АСУ більш високого рівня за рахунок більшого пріоритету можуть встановлювати завдання та контролювати роботу АСУ більш низького рівня ієрархії.

Отже, відповідно такої ієрархії ІСК секцією магнітного збагачення залізної руди повинна підпорядковувати локальні АСК більш низьких рівнів 1-2, а також формувати завдання (уставки) та критерії для їх роботи. Зворотній зв'язок між ІСК та локальними АСК рівня 1-2 здійснюється через контролюючі функції відповідних підсистем.

Таблиця 2.4

Ієрархія рівнів АСК згідно з міжнародним стандартом  
МЕК(ІЕС)-1131

Рівень ієрархії	Найменування	Типові засоби реалізації та інтеграції
(1)	(2)	(3)
1	Низової автоматики	<u>Апаратні</u> : датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої <u>Телекомунікаційні</u> : польові шини та промислові мережі <u>Програмні</u> : практично відсутні
2	Керування технологічним агрегатом (наприклад, млином – АСК ТП подрібнення)	<u>Апаратні</u> : промислові логічні контролери (ПЛК або PLC), промислові комп'ютери (ПрК) та сервери (ПрС), інтерфейсні панелі <u>Програмні</u> : SCADA – системи, ПІД – регулятори <u>Телекомунікаційні</u> : польові шини та промислові мережі
3*	Керування технологічною лінією тобто групою агрегатів (наприклад, секцією збагачення на РЗФ)	<u>Апаратні</u> : промислові логічні контролери (ПЛК або PLC), промислові комп'ютери (ПрК), інтерфейсні панелі <u>Програмні</u> : SCADA та MES – системи <u>Телекомунікаційні</u> : промислові мережі та локальні мережі
4	Керування на рівні цеху (наприклад, РЗФ ГЗК)	<u>Апаратні</u> : промислові комп'ютери (ПрК), персональні комп'ютери (ПК), NoteBook, Palm <u>Програмні</u> : MES/MRP/MRPII/ERP – системи <u>Телекомунікаційні</u> : промислові, локальні та корпоративні мережі
5	Керування на рівні підприємства	<u>Апаратні</u> : персональні комп'ютери (ПК), NoteBook, Palm <u>Програмні</u> : MRP/MRPII/ERP/OLAP/DSS – системи <u>Телекомунікаційні</u> : локальні, корпоративні та глобальні мережі

Примітки: (\*) – рівень керування, що безпосередньо розглядається у роботі.

У свою чергу ІСК підпорядковано системам більш високого рівня ієрархії, а саме рівням 4-5. Інформаційний обмін в прямому та зворотному напрямку між ними здійснюється аналогічним чином із вищезазначеним із урахуванням відповідної ієрархії.

На підставі означених вимог може бути запропонована така структурна схема реалізації інтелектуального керування секцією в умовах РЗФ ГЗК (рис. 2.5).

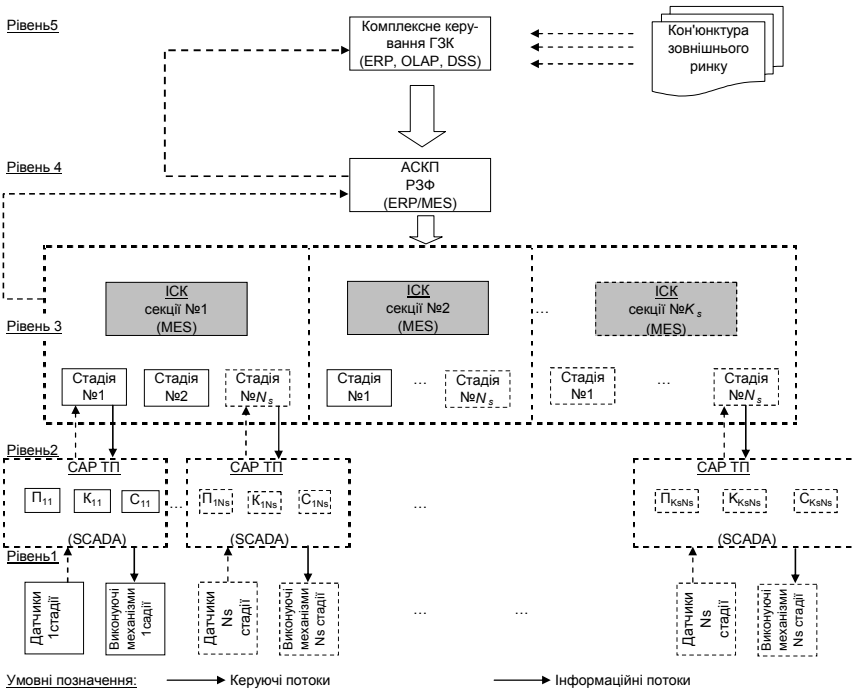


Рис. 2.5. Структурна схема взаємодії ІСК в загальній ієрархії у відповідності до стандарту МЕК(ІЕС)-1131:  $K_s$  - кількість секцій у складі РЗФ;  $N_s$  - кількість стадій збагачення

Схема показує структурні та інформаційні зв'язки за всією ієрархією керування в межах ГЗК та РЗФ у відповідності до стандарту МЕК(ІЕС)-1131. Треба також зазначити низку інших стандартів, як міжнародних (ISA S88, S95), так і вітчизняних (ГОСТ 24.104-85, 24.601-86, 24.602-86, 34.602-89), де також можна простежити подібні ієрархічні рівні [121-129].



Апаратні засоби реалізації подібних АСК ТП на нижніх рівнях (промислові контролери, шини та мережі тощо) достатньо докладно розглянуто в роботі автора [134], а також у джерелах [135-141].

SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition – диспетчерське (або операторне) керування й збір даних). Під терміном SCADA розуміють апаратно-програмне забезпечення для розробки та експлуатації систем керування технологічними процесами в реальному часі (АСУ ТП), що реалізують процедури віддаленого збору та обробки даних. SCADA – системи дозволяють розробляти АСУ ТП у клієнт-серверній або в розподіленій архітектурі типу DCS (Distributed Control System – розподілена система керування). В умовах технологічної лінії (секції) РЗФ такі підсистеми повинні контролювати локальні ТП (наприклад, подрібнення, класифікацію, магнітну сепарацію) у складі відповідних САР.

У розподілених DCS окремі модулі можуть функціонувати незалежно від інших. На відміну від них, в ієрархічних SCADA/MES – системах існує багаторівневий зв'язок компонентів системи. Вищенаведений q-аналіз структури РЗФ відповідає другому підходу - SCADA-технології. Причому SCADA-система повинна інтегруватися у виробництво як горизонтально, так і вертикально. Горизонтальна інтеграція поєднує між собою всі автономні системи автоматизації й адміністративні контури в єдині інформаційні мережі, що забезпечує необхідний обмін даними в реальному масштабі часу між всіма підрозділами основного й допоміжного виробництва. Вертикальна інтеграція усуває перешкоди між рівнями й базується на організації потоків інформації від нижнього рівня у внутрішні й зовнішні комп'ютерні мережі й через них - в адміністративні системи керування (ERP, MRP).

MES (Manufacturing Execution System) – виконавча система виробництва або інформаційна система рівня цеху (РЗФ). Як правило, такі системи здійснюють контроль та керування групами локальних ТП або технологічних ліній (наприклад, в умовах РЗФ це секція або група секцій).

Програмні комплекси типу DSS (Decision Support Systems – системи підтримки рішень) та ES (Expert System – експертні системи) мають схоже призначення, але відрізняються методами та технологіями реалізації. Це спеціалізоване програмне забезпечення, що при-

значено для автоматизації процесу прийняття рішень фахівців переважно вищого менеджменту (хоча можливі реалізації для спеціалістів рівня диспетчера, технолога, майстра тощо [38, 58, 60, 142-150]). У вітчизняній літературі терміну DSS відповідає поняття СППР (системи підтримки прийняття рішень).

ERP-системи (Enterprise Resource Planning System – система планування ресурсів підприємства) – призначені для комплексної автоматизації обліку й керування підприємством. Як правило, ERP-системи будуються за модульним принципом і охоплюють ключові процеси (бізнес-процеси вищого менеджменту) діяльності компанії[151].

Історично концепція ERP стала розвитком більше простих концепцій MRP (Material Requirement Planning - планування матеріальних потреб) і MRP II (Manufacturing Resource Planning - планування виробничих ресурсів). Застосований в ERP/MES- системах програмний інструментарій дозволяє проводити виробниче планування, моделювати потік замовлень й оцінювати можливість їхньої реалізації в службах і підрозділах підприємства, погоджуючи його зі збутом. У вітчизняних стандартах термінам ERP/MRP – відповідає термін АСУП (автоматизовані системи керування підприємством) або корпоративна інформаційна система (КІС).

OLAP (On Line Analytical Processing – обробка й аналіз даних у режимі реального часу) – програмна технологія, яка будується на базі створення та підтримки в актуальному стані сховищ даних (DW-DATA Warehouse) і системах «видобутку знань» (data mining) з DW. Причому обидві підсистеми повинні працювати та оновлюватися в режимі реального часу (On-Line). Основна сфера застосування таких систем – переважно вищий менеджмент підприємств (наприклад, інформаційно-аналітичні центри, ситуаційні кімнати тощо [151]). У вітчизняній літературі термін data mining трактується як інтелектуальний аналіз даних (ІАН)[51, 93, 150, 152].

Усі вищезазначені системи разом із іншими технологічними комплексами (рудника, дробарної фабрики, транспортних цехів) можуть бути вільно інтегровані в комплексну систему керування підприємством (КСКП), в даному випадку ГЗК[2, 48, 59, 151, 153]. Але проблема даної роботи, як вже зазначалося, обмежується тільки рівнем 3 згідно з загальною ієрархією (рис. 2.5).

## **2.6. Теоретичні підходи щодо застосування інтелектуальних технологій нейрокібернетики для керування секцією РЗФ**

З огляду на багатомірність, нечіткість, різнотипність і неповноту технологічної інформації на всіх рівнях керування для підтримки прийняття рішень (операторів, диспетчерів, технологів й ін.) ТП і підвищення якості прийнятих їм рішень необхідне застосування ІСК.

Для подальшого застосування однієї з поширених технологій інтелектуального керування – нейрокерування для складних об'єктів згідно з [4, 17] необхідно виконати такі етапи:

- 1) формулювання мети та критеріїв керування;
- 2) уточнення об'єкта керування та визначення його меж;
- 3) створення загальної математичної моделі ОУ і формування вектора простору стану системи (визначення структури);
- 4) визначення параметрів моделі ОУ (ідентифікація);
- 5) синтез керування (тобто інтелектуального регулятора);
- 6) реалізацію керування на підставі визначеного алгоритму;
- 7) корекцію та оптимізацію окремих етапів керування.

У межах даного розділу буде розглянуто пп. 1-3 цієї методології. Вирішення решти завдань було розглянуто в роботах [92, 154-158].

Критерії керування, що найбільш прийнятні для застосування в роботі ІСК, вже було розглянуто вище (2.1-2.3). На підставі цього, було визначено, що головна мета керування технологічною лінією (секцією збагачення) полягає у тому, щоб на її виході стабільно одержувати концентрат заданої якості з максимально можливою переробкою вихідної руди при зміні її фізико-механічних і хіміко-мінералогічних властивостей на вході. Крім того, як правило, треба урахувати низку обмежень і умов на ведення процесу збагачення, найбільш важливим з яких є обмеження втрати магнетиту в хвостах. Розглянемо можливість створення такої інтелектуальної системи на прикладі ТП магнітного збагачення залізної руди.

На підставі вищезазначених положень вже відомо, що для оптимального керування ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ необхідно враховувати низку параметрів, які можна представити у вигляді множини вектору стану системи. Відповідно до рис. 2.4 маємо

$$\bar{X} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0, Q_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_k, \bar{\rho}_c, \\ \bar{\beta}_{nn}, \bar{\beta}_{xv}, \beta_k, \bar{\gamma}, \gamma_k, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_k \end{array} \right\}. \quad (2.8)$$

Причому слід відзначити, що показники типу  $\bar{\alpha}$ ,  $\beta$ ,  $\gamma$ ,  $\varepsilon$  можуть відслідковуватися для декількох продуктів (наприклад, залізо загальне та магнітне і т.д.). Крім того, фактори  $\bar{\alpha}$ ,  $\bar{\xi}$ ,  $\rho$ ,  $\bar{g}$ ,  $d_0$  множини (2.8) за походженням можна віднести до апріорної інформації. Вони визначаються у технологічних процесах, які передують збагаченню (видобуток руди в кар'єрі, дроблення на дробильній фабриці) і не є керованими для РЗФ. Тому фактично їх можна вважати збуджуючими. Проблемою також є те, що більшість із означених збуджуючих параметрів є геологічною інформацією і на теперішній момент на вітчизняних ГЗК практично не існує засобів їх оперативного контролю з необхідною точністю (за виключенням гранскладу  $d_0$ ). Тому для їх представлення у подальшому доцільно застосування нечіткої логіки (fuzzy logic) [92, 158]. Певним вирішенням у цьому випадку також є застосування технологій інтелектуального прогнозування [59, 61, 159]. Решта показників із (2.8) виникає безпосередньо у процесі збагачення і там може змінюватись режимно або регулюватись. Оперативний контроль цих факторів здійснюється, але не завжди з необхідною дискретністю та точністю (особливо для якісних показників). Цю ситуацію можливо покращити шляхом впровадження більш сучасних вимірювальних технологій та приладів [7, 12, 160-161].

З метою спрощення подальшого застосування нейрокібернетичного підходу за рекомендаціями [47] слід зробити нормалізацію для всіх складових простору станів. Це пов'язано з тим, що нейронні мережі зазвичай погано працюють із величинами з досить широкого діапазону значень, що іноді зустрічаються у вихідних даних. Для виключення цього небажаного явища дані необхідно промасштабувати в діапазоні  $[0 \dots 1]$  або  $[-1 \dots 1]$ . Також слід зазначити, що застосування для формування виходу мережі окремих активаційних функцій може призводити до труднощів при отриманні вихідних значень, близьких до граничних:  $1(-1)$  або  $0$ . У наслідок цього доцільно проводити масштабування таким чином, щоб вихідний діапазон значень складав або  $[0,2 \dots 0,8]$  або  $[-0,8 \dots 0,8]$ .

На підставі вищезазначеного для нормування будемо застосувати такі залежності

$$X_s = Sc \times X_u + Of, \quad (2.9)$$

$$Sc = (T_{max} - T_{min}) / ((R_{max} - R_{min})), \quad Of = T_{min} - Sc \times R_{min} \quad (2.10)$$

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.

У більш складних випадках слід застосовувати перетворення Вейвлета або Фур'є [47].

Із урахуванням (2.8) подальшу постановку завдання інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) можна також умовно представити за допомогою класичної в кібернетиці схеми «чорної скриньки» (рис. 2.6).

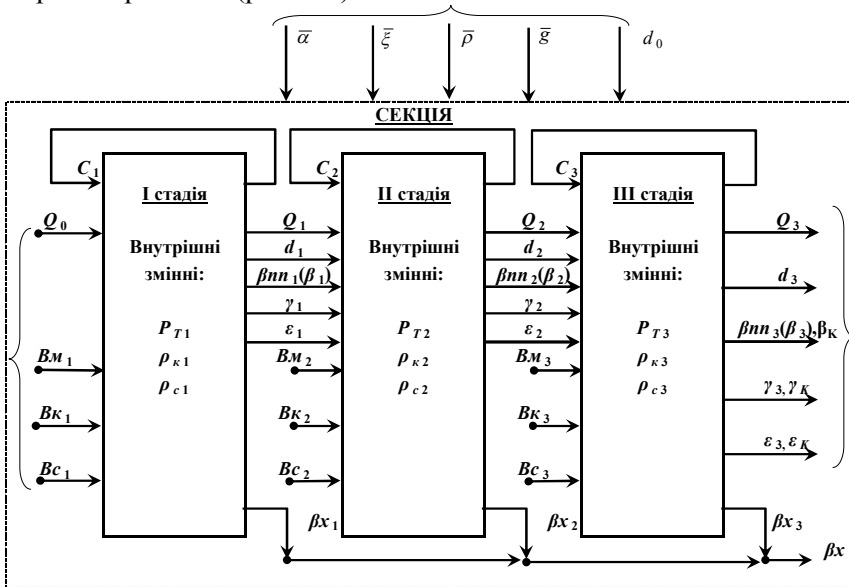


Рис. 2.6. Технологічна лінія (секція) РЗФ як об'єкт інтелектуального керування

Виходячи з цього, для керування процесом збагачення множини векторів  $X, U, Y, V$  на підставі (2.8) та рис. 2.6 можна сформулювати таким чином

$$\bar{X} = \{\bar{U}, \bar{V}, \bar{Y}\} = \left\{ \begin{array}{l} \bar{V} = \{\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}, d_0\} \\ \bar{U} = \{\bar{Q}_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_k, \bar{\rho}_c\} \\ \bar{Y} = \{\bar{\beta}_m, \bar{\beta}_{x\beta}, \beta_k, \bar{\gamma}, \gamma_k, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_k\} \end{array} \right\}. \quad (2.11)$$

При цьому розподіл вектора стану на вхідні та вихідні показники є досить умовним тому, що більшість параметрів на виході, наприклад, першої стадії будуть вхідними для другої і т.д.

Для практичної реалізації багатовимірної системи типу рис .2.6 (з метою подальшої ідентифікації чи автоматизації керування ТП) на основі технологій штучного інтелекту може бути запропонована типова багатощарова нейромережева структура (рис. 2.7). Означена структура може бути реалізована за допомогою будь-якої архітектури, що були розглянуті у попередньому розділі (рис. 1.5-1.10). Але, як показали дослідження [13, 154-159], найбільш перспективними для застосування в умовах ТП збагачення є такі мережі:

- 1) на основі класичних персептронів;
- 2) радіально-базисних функцій (РБФ);
- 3) повністю або частково зв'язні.

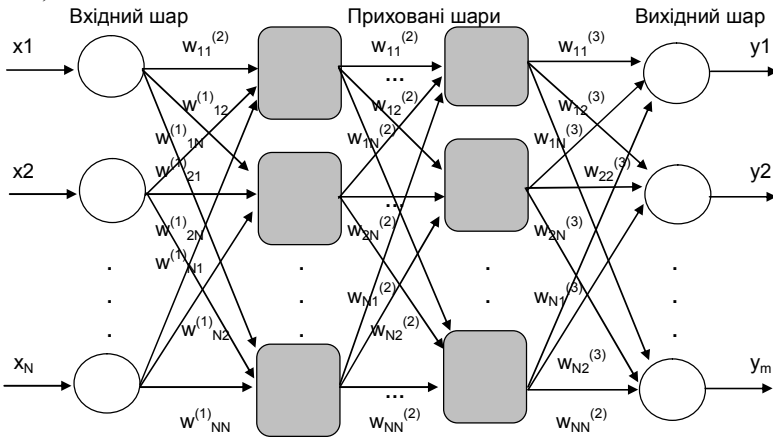


Рис. 2.7. Структурна схема багатощарової нейромережі

З урахуванням (1.1-1.3) математична модель нейронної мережі для найпростішої двохшарової архітектури виглядає таким чином:

$$y_i(\theta) = y(w, W) = F_i \left( \sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left[ \sum_{l=1}^n x_l w_{lj} + w_{j0} \right] + W_{i0} \right), \quad (2.12)$$

де  $y_i$  – значення сигналу на виході мережі;  $n_h$  – кількість нейронів прихованого шару;  $n$  – розмірність вектору входів;  $\theta$  – вектор параметрів нейромережі, що вимагають настроювання (містить вагові коефіцієнти та нейронні зсуви  $w_{jl}, W_{ij}$ );  $f_j(x)$  – значення функції активації нейронів для вхідного та прихованого шарів;  $F_i(x)$  – значення функції активації нейронів вихідного шару (1.4-1.11).

Стосовно технологічного процесу збагачення залізної руди, який на більшості вітчизняних ГЗК включає 3-4 стадії, будемо розглядати керування кожною окремою стадією за допомогою власної нейронної мережі (рис. 2.8). Кожна така мережа має вхідний і вихідний шари, а також як мінімум один прихований шар. Причому вихідні нейрони кожної наступної стадії з'єднуються із вхідними нейронами попередньої стадії. Тобто вихідні показники першої стадії є вхідними для другої, другої - для третьої і т.д. Параметри вектору керування  $U$  додаються на вхід кожної стадії окремо. Таким чином, можливе відслідковування та регулювання параметрів кожної стадії окремо або усієї технологічної схеми збагачення в цілому. Саме такий підхід, як буде показано в подальшому, дозволить зменшити необхідний обсяг вибірки даних для параметризації (навчання) нейромережевої математичної моделі ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ.

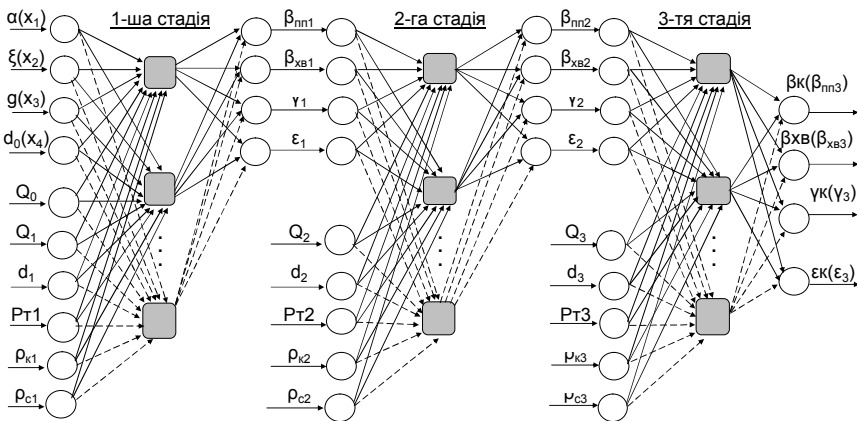


Рис. 2.8. Структура багатошарової нейронної мережі для інтелектуальної моделі керування ТП збагачення магнетитових кварцитів

Після успішного навчання (параметризації) штучних нейронних мережних структур (рис. 2.8), як буде показано в наступних розділах, подібні нейронні мережні структури можна досить успішно застосовувати для ідентифікації, прогнозування (прямого та зворотного) та автоматизованого керування ТП збагачення із визначенням в режимі реального часу керуючих дій на підставі вихідної інформації та критеріїв типу (2.1-2.2).

## 2.7. Принципи застосування нейрокерування в умовах нечіткого представлення вхідної інформації

Як вже зазначалося вище, що більшість вхідних впливів, збуджують ( $\bar{V}$ ) з системи (2.11) є геологічною інформацією апріорного характеру. Зараз в умовах РЗФ вітчизняних ГЗК практично не існує надійних засобів їх оперативного контролю з необхідною точністю. Тому для їх представлення у подальшому доцільно застосування нечіткої логіки (fuzzy logic) [92-93].

У випадку нечіткого представлення інформації про збурення в (2.11) отримуємо на вході такий вектор стану:

$$\bar{X} = \{\bar{U}, \tilde{V}, \bar{Y}\} = \left\{ \begin{array}{l} \tilde{V} = \{\bar{\mu}_\alpha, \bar{\mu}_\xi, \bar{\mu}_\rho, \bar{\mu}_g, \mu_{d_0}\} \\ \bar{U} = \{\bar{Q}_0, \bar{Q}, \bar{C}, \bar{d}, \bar{P}_m, \bar{\rho}_\kappa, \bar{\rho}_c\} \\ \bar{Y} = \{\bar{\beta}_m, \bar{\beta}_{xa}, \beta_\kappa, \bar{\gamma}, \gamma_\kappa, \bar{\varepsilon}, \varepsilon_\kappa\} \end{array} \right\}, \quad (2.13)$$

де  $\tilde{V} = \{\bar{\mu}_\alpha, \bar{\mu}_\xi, \bar{\mu}_\rho, \bar{\mu}_g, \mu_{d_0}\}$  – нечіткі множини із відповідними значеннями функції належності (ФН) для кожного елемента з означених векторів збурень ( $\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g}$ ).

На підставі даних [130-131] необхідні множини лінгвістичних змінних та відповідних термів для параметрів, що входять до (2.13) визначаються у такий спосіб:

- за вмістом заліза загального та магнітного  $T_{\bar{\alpha}}$ : {«бідні руди»; «нормальні руди»; «багаті руди»};
- за співвідношенням мінеральних різновидів руди у шихті (за потенційною збагачуваністю або розкриттям мінералів)  $T_{\bar{\xi}}$ : {«ті, що погано збагачуються»; «нормальні»; ті, що добре збагачуються»};



- за щільністю мінеральних різновидів руди у шихті  $T_p$ : {«ті, що легко подрібнюються»; «нормальні»; «ті, що важко подрібнюються»};
- за усередненим розміром індивідів та агрегатів (або вкрапленням)  $T_g$ : {«тонке вкраплення»; «середнє вкраплення»; «крупне вкраплення»};
- за гранулометричним складом початкової шихти (за вмістом контрольного класу, наприклад, -200мм)  $T_d$ : {«вміст незначний»; «вміст середній»; «вміст вагомий»}.

Наприклад, згідно з даними [131] залежність значень функції належності від середнього розміру індивідів та агрегатів (вкраплення) магнетиту для мінеральних різновидів Валявкінського родовища достатньо зручно визначити у такий спосіб (див. рис. 2.9). Зазначені функції належності достатньо зручно застосовуються при побудові нейро-нечітких структур. При цьому для процедури дефазифікації застосовуються прості вирази (2.14-2.15).

Для ФН сигмоїдального типу з урахуванням (1.6) отримуємо:

$$\mu(s) = [1 + \text{Exp}(-bs + a)]^{-1}, s \in S, \quad (2.14)$$

де  $S$  – множина можливих значень аргументу функції  $x$ ;  $a, b$  – параметри, що підлягають налаштуванню.

Для лінійного випадку застосовується звичайне рівняння типу

$$\mu(s) = as + b. \quad (2.15)$$

Логічне виведення у цих двох випадках (2.14-2.15) здійснюється на підставі нечіткого алгоритму, бази знань якого сформовано у вигляді трьох простих правил продукції:

1) якщо значення середнього розміру індивідів та агрегатів магнетиту у мінеральному різновиді ( $g_i$ ) менше за 0,035 мм, то вкраплення є тонким;

2) якщо значення  $g_i$  більше за 0,07 мм, то вкраплення є крупним;

3) якщо не виконуються обидва перші правила одночасно (тобто значення  $g_i$  знаходиться у перехідній зоні), то вкраплення вважається середнім.

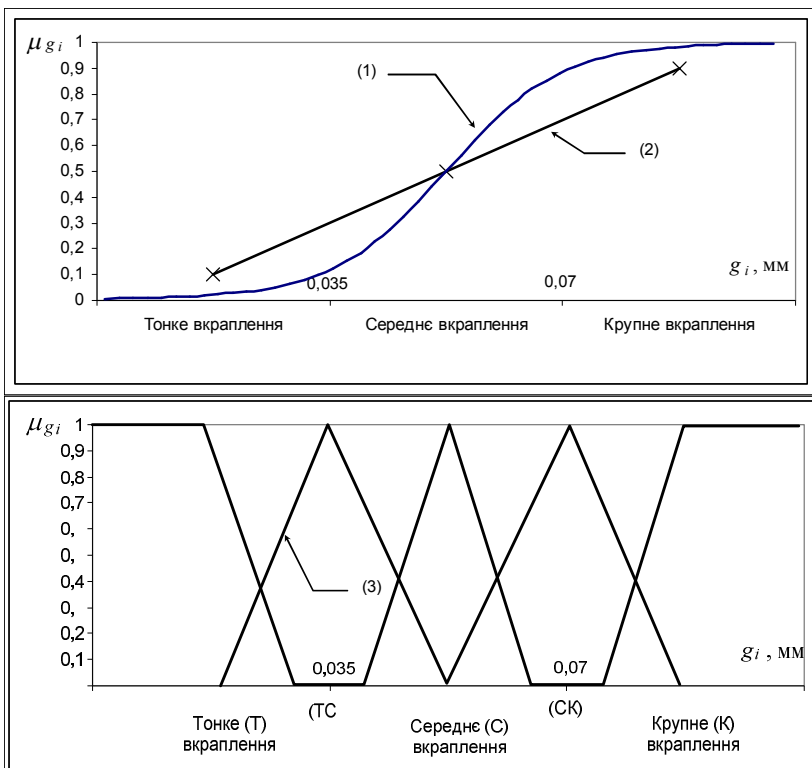


Рис. 2.9. Залежності функції належності ( $\mu_{g_i}$ ) від значень середнього розміру вкраплення магнетиту ( $g_i$ , мм) за обраним  $i$ -м різновидом руди:

1 – сигмоїдальний тип ФН; 2 – лінійний тип ФН; 3 – розширена шкала термів із застосуванням трикутних форм ФН.

У більш складних випадках при необхідності застосування більшої кількості лінгвістичних термів для нечітких множин з метою підвищення точності керування необхідно використовувати функції належності у формі трикутників та трапецій. При цьому застосовуються стандартні схеми та процедури нечіткого виведення (методи центру тяжіння; першого, середнього максимумів; алгоритми Мамдані, Цукамото, Сугено, Ларсена [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]). Так, на рис. 2.9(3) для опису та представлення властивостей вкраплення ма-

гнетиту мінеральних різновидів руд у вхідній шихті застосована така множина 5-ти термів

$$T_{\bar{g}} = \{\langle T \rangle, \langle TC \rangle, \langle C \rangle, \langle CK \rangle, \langle K \rangle\},$$

де Т – різновиди з тонким вкрапленням;

С – різновиди з середнім розміром вкраплення;

К – різновиди з крупним розміром вкраплення;

ТС – нечітка межа тонким та середнім розміром вкраплення (близько 0,035мм);

СК – нечітка межа середнім та крупним розміром вкраплення (приблизно 0,07 мм).

Аналогічно визначаються залежності функції належності для решти нечітких змінних (2.13).

Для застосування подібних підходів у складі інтелектуальних керуючих структур, що розглянуті вище (рис. 2.8), на вході нейромережі необхідно додатково здійснювати стандартні процедури нечіткого виведення: фазифікації (оцінки та приведення до нечіткості), логічного виведення, композиції та приведення до чіткості (дефазифікації) [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]. Зазначені операції виконує відокремлений блок нечіткої логіки (БНЛ), що представлений на рис. 2.10.

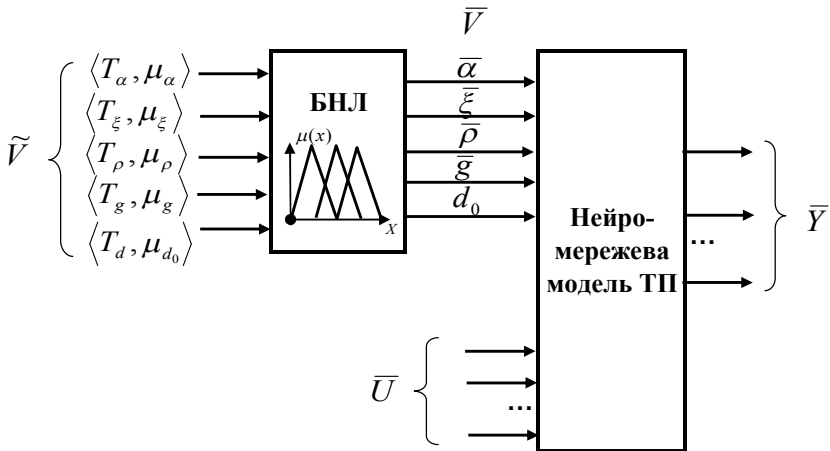


Рис. 2.10. Схема перетворення нечіткої інформації та взаємодії у складі ІСК

На вхід БНЛ подаються нечіткі значення зазначених технологічних параметрів у вигляді лінгвістичних змінних із відповідними ФП. Після здійснення стандартних процедур нечіткого виведення на виході маємо чіткі значення впливів, що збурюють  $(\bar{\alpha}, \bar{\xi}, \bar{\rho}, \bar{g})$ . Такі значення після нормування із застосуванням (2.9-2.10) передаються на вхід нейромережевої структури (рис. 2.8). Подальша робота такої схеми не відрізняється від раніше зазначених підходів (п.2.6).

Відмінність запропонованого підходу полягає у відсутності необхідності здійснення процедури нечіткого логічного виведення засобами самої НМ, що накладає певні обмеження на архітектуру мережі та вимагає застосування гібридних (нейро-нечітких) структур та спеціалізованих алгоритмів навчання [4, 14, 17, 47, 95 та ін.]. Зовнішня незалежна реалізація БНЛ програмним шляхом дозволяє уникнути зазначених обмежень, гнучко застосовувати різні типи архітектур НМ, а також використовувати ідентичні прямі та інверсні моделі інтелектуальної ідентифікації та керування в залежності від напрямку їх параметризації (навчання) [154-159; 162-163].

### **2.8. Оцінка статистичних параметрів нейроструктур**

У подальшому завдання створення системи керування на основі застосування нейронних структур на першому етапі полягає у визначенні обсягу статистичної вибірки для параметризації (навчання) нейромережевої моделі та оцінці кількості нейронів у вхідному, вихідному та прихованому шарах. У даному випадку, згідно зі схемою (див. рис. 2.8), в якості вхідних параметрів нейроном мережі виступають елементи векторів  $X$ , а вихідні параметри визначаються вектором  $Y$ . Кількість нейронів прихованого шару попередньо можна оцінити на підставі залежності з [18]:

$$\frac{N}{10} - n - m \leq n_h \leq \frac{N}{2} - n - m, \quad (2.16)$$

де  $n_h$  – кількість нейронів у прихованому шарі;  $n$  – кількість вхідних сигналів;  $m$  – кількість вихідних сигналів;  $N$  – кількість елементів статистичної вибірки необхідної для навчання.

З іншого боку, значення  $n_h$  згідно з [5] можна оцінити у такий спосіб

$$\frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} > n_h, \quad (2.17)$$

де  $\varepsilon_0$  – відносна похибка прогнозування нейромережевої моделі.

Якщо сумістити вирази (2.16) та (2.17), то отримуємо еквівалентну систему рівнянь

$$\begin{cases} \frac{N}{10} - n - m \leq \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \\ \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \leq \frac{N}{2} - n - m \end{cases} \quad (2.18)$$

Вирішуючи систему (2.18) відносно  $N$ , отримуємо

$$\begin{cases} \frac{N}{10} - \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \leq n + m \\ \frac{N}{2} - \frac{N \cdot \varepsilon_0}{n} \geq n + m \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} \frac{N(n - 10\varepsilon_0)}{10n} \leq n + m \\ \frac{N(n - 2\varepsilon_0)}{2n} \geq n + m \end{cases} \Rightarrow \begin{cases} N \leq \frac{10n(n + m)}{(n - 10\varepsilon_0)} \\ N \geq \frac{2n(n + m)}{(n - 2\varepsilon_0)} \end{cases}$$

або

$$\frac{2n(n + m)}{(n - 2\varepsilon_0)} \leq N \leq \frac{10n(n + m)}{(n - 10\varepsilon_0)}. \quad (2.19)$$

Якщо прийняти, що  $\varepsilon_0 \rightarrow 0$ , то вираз (2.19) можна ще спростити

$$2(n + m) \leq N \leq 10(n + m). \quad (2.20)$$

Зробимо аналітичну оцінку граничного обсягу статистичної вибірки для умов ТП збагачення. За результатами робіт [153-159, 162-163] можна прийняти такі значення параметрів виразу (2.19) для однієї стадії:

- кількість вхідних параметрів із урахуванням 2-3 тактової затримки очікується не більше 60 сигналів (приймаємо  $n=60$ );
- кількість параметрів на виході для аналогічних умов потенційно може скласти до 30 сигналів (приймаємо  $m=30$ );
- похибка прогнозування, яку можна досягти за таких умов, до 1% (тобто приймаємо  $\varepsilon_0 = 0,01$ ).

Тоді граничні обсяги статистичної вибірки показників збагачення для однієї стадії будуть такі:

$$180 \leq N \leq 900.$$

При цьому кількість нейронів у прихованих шарах на підставі (2.16) не перевищить значення  $n_h = 360$ .

На другому етапі необхідно провести навчання кожної нейронної мережі для системи (рис. 2.8). Процес навчання подібних систем – це визначення коефіцієнтів ваги для всіх зв'язків (синапсів). Для цього необхідно набрати відповідну статистику та обрати або розробити алгоритм навчання. Автором протягом 2002-2007рр. аналізувалися поетапні показники збагачення магнетитових кварцитів для чотирьох ГЗК Кривбасу (Центрального, Північного, Інгулецького та Новокриворізького). У результаті цієї роботи за обраними підприємствами було зібрано статистику роботи секції РЗФ, яка містить понад 250-300 шаблонів типу «вхід-вихід», що відповідає вимогам (2.17-2.18). Зазначені вибірки відповідають також вимогам репрезентативності.

Для цього скористаємося класичною теоремою Муавра-Лапласа [164]. Статистична похибка визначається виразом:

$$\varepsilon = |p_i - \tilde{p}_i| = |p_i - k_i/N|,$$

де  $p_i$  - ймовірність попадання  $i$ -го тестового значення фактору до навчаючої вибірки;  $\tilde{p}_i$  - емпірична частота такого попадання;  $k_i$  - дійсна кількість попадань.

Тоді верхня оцінка статистичної похибки за теоремою Муавра-Лапласа оцінюється як:

$$\begin{aligned} P\left\{\left|\frac{k_i}{N} - p_i\right| \geq \varepsilon\right\} &= P\left\{\left|\frac{k_i - Np_i}{\sqrt{Np_iq_i}} - \frac{\varepsilon\sqrt{N}}{\sqrt{p_iq_i}} \geq 0\right\} = \\ &= 2\Phi\left(-\frac{\varepsilon\sqrt{N}}{\sqrt{p_iq_i}}\right) \geq 2\Phi(-2\varepsilon\sqrt{N}), \end{aligned} \quad (2.21)$$

де  $P$  – рівень надійності;  $q_i = 1 - p_i$  – ймовірність неналежності  $i$ -го тестового значення фактору до навчаючої вибірки;  $\Phi(\cdot)$  – функція Лапласа.

Визначення максимальної (нормальної) похибки  $\varepsilon_m$  здійснюється із урахуванням рівня значущості  $(1 - P)$  на підставі співвідношення

$$2\Phi(-2\varepsilon_m\sqrt{N}) = 1 - P. \quad (2.22)$$

У такому випадку з урахуванням (2.22) та відомої властивості функції Лапласа  $\Phi(x) = 1 - \Phi(-x)$  отримуємо

$$\Phi(2\varepsilon_m\sqrt{N}) = \frac{P+1}{2}. \quad (2.23)$$

Якщо прийняти рівень надійності  $P = 0,9$  (тобто 90%), то відповідний рівень значущості  $(1 - P) = (1 - 0,9) = 0,1$ . За таблицею значень функції Лапласа [165-166] для  $\Phi(x) = \frac{P+1}{2} = \frac{0,9+1}{2} = 0,95$ .

Значення аргументів функції  $x = 2\varepsilon_m\sqrt{N}$  обчислюються з рівняння

$$x = \arg \Phi(x) = \arg \Phi[(P+1)/2] = 2\varepsilon_m\sqrt{N}. \quad (2.24)$$

Отже, з урахуванням вищезазначеного, похибка  $\varepsilon_m$  змінюється залежно від обсягу статистичної вибірки за гіперболічним законом

$$\varepsilon = \frac{\arg \Phi[(P+1)/2]}{2\sqrt{N}} = \frac{\arg \Phi[0,95]}{2\sqrt{N}} \approx \frac{0,82}{\sqrt{N}}, \quad N > 1. \quad (2.25)$$

Графічне представлення залежності (2.25) для інтервалу з (2.20)  $180 \leq N \leq 900$  представлено на рис. 2.11.

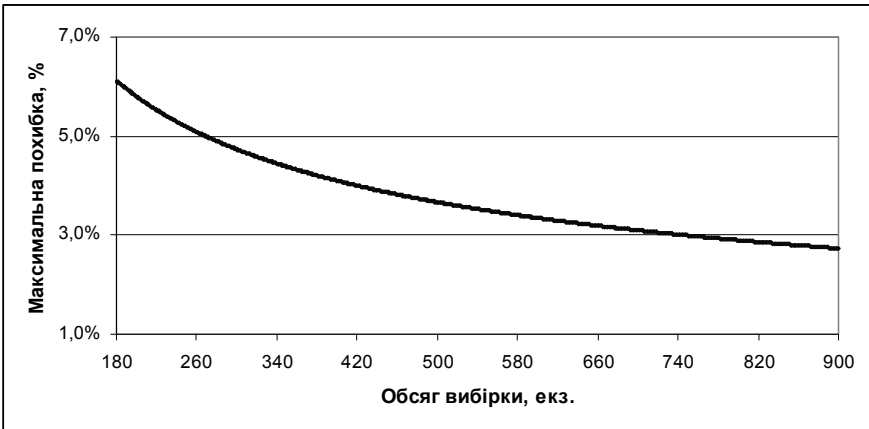


Рис. 2.11. Залежність максимального значення статистичної похибки  $\varepsilon_m$  від граничного обсягу вибірки ( $N$ )

Аналіз залежності (рис. 2.11) показує, що значення максимальної похибки для вибірки  $180 \leq N \leq 900$  знаходиться у межах 2,7 – 6,1% при значенні рівня надійності 0,9 з рівнем значущості 0,1. Отже, зазначена вибірка відповідає вимогам репрезентативності та може бути застосована для навчання нейромережових структур (див. рис. 2.7-2.8), які було розглянуто вище. При цьому мінімальне значення обсягу репрезентативної навчальної вибірки слід вважати  $N_{\min} = 280$  екземплярів (максимальна похибка менша за 5%).

## 2.9. Висновки до другого розділу

Отже, в розділі було встановлене та вирішене завдання побудови загальної концепції інтелектуального керування ТП збагачення в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ. Найбільш важливі результати дослідження за розділом зведені до наступного.

1. Аналіз типової технологічної схеми ланцюга апаратів секції магнітного збагачення залізної руди (на прикладі РЗФ-2 Південного ГЗК) та огляд робіт попередників дозволили систематизувати та представити основні технологічні апарати, як об'єкти керування, що дало можливість чітко визначити вектор стану майбутньої системи в цілому та локальних підсистем (процесів), а також множини: керуючих впливів, режимних параметрів, вхідних збурень та вихідних сигналів.

2. На підставі систематизації параметрів локальних підсистем (процесів) на основі застосування кібернетичних підходів «чорної скриньки», принципів прямого та зворотного зв'язку для технологічного процесу збагачення магнетитових кварцитів було зроблено узагальнення та розроблено багатофакторну модель типової секції РЗФ, де узгоджено поєднано декілька стадій переділу, ураховано найбільш значні фактори впливу та зв'язки для підвищення системності вирішення проблеми, що розглядається.

3. У результаті симпліціального q-аналізу типової структури РЗФ було підтверджено наявність трьох рівнів ієрархії (нижній – керування параметрами локальних ТП, середній – багатоканальне на рівні окремих стадій, верхній – комплексом ТП секції), що за значенням максимальної розмірності q-зв'язних симплексів підтверджує адекватність отриманої моделі реальній організаційній структурі на виробництві та відповідає існуючим міжнародним стандартам.



4. За результатами системного аналізу було запропоновано структурну схему реалізації інтелектуальної моделі керування секцією РЗФ у нейромережевому базисі, обґрунтовано вимоги та критерії щодо реалізації інтелектуальної системи керування з урахуванням багато стадійності ТП в умовах неповної та нечіткої інформації.

5. Із використанням методики синтезу нейромережевих структур для отриманої інтелектуальної нейрокібернетичної моделі було зроблено оцінку граничних обсягів навчальної вибірки ( $180 \leq N \leq 900$ ) та вимоги щодо її формування, розрахована кількість нейронів у прихованих шарах ( $n_n = 360$ ) для забезпечення необхідного рівня точності до 1%.

6. При застосуванні граничної теореми Муавра-Лапласа було визначено мінімальний обсяг даних навчальної вибірки ( $N_{\min} = 280$  екземплярів при значенні рівня надійності 90%), що необхідний для забезпечення репрезентативності статистичної вибірки.

7. У результаті проведених досліджень набула подальшого розвитку концепція інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) магнітного збагачення залізної руди, де, на відміну від існуючих, здійснюється узгоджене керування всіма стадіями переділу та секцією збагачення в цілому (а не окремими локальними ТП) із застосуванням нейрокібернетичного підходу, що дозволяє більш системно врахувати низку зворотних зв'язків та додаткових збурюючих факторів (кількість та співвідношення мінеральних різновидів руди у шихті, вкрапленість тощо), представлених у вигляді нечітких множин.

### 3. ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІДЕНТИФІКАЦІЯ ТІП МАГНІТНОГО ЗБАГАЧЕННЯ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО ПІДХОДУ

Завдання ідентифікації є фундаментальним в кібернетиці та теорії систем автоматичного керування [5, 114]. Метою ідентифікації є побудова виразу оператора моделі  $F$  зі структурою  $S$  та параметрами  $P$ , що апроксимує об'єкт  $P$  (рис. 3.1) для деякого заданого рівня точності  $\epsilon > 0$  і певної норми  $\|\cdot\|$ . Причому, як для статичної, так і для динамічної системи об'єкт  $P$  неявно визначений парами сигналів вхід-вихід  $\{u, y\}$

$$F = \langle S, P \rangle, \quad \|y - \hat{y}\| = \|P(u | S) - \hat{P}(u | S)\| \leq \epsilon$$

де  $\hat{y} = \hat{P}(u | S)$  – вихід ідентифікаційної моделі із простору структур  $S$ .

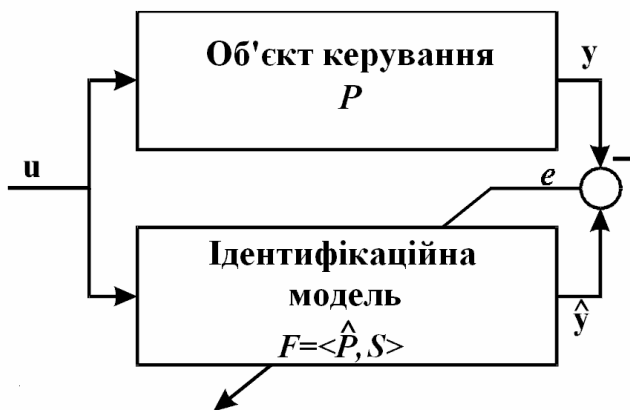


Рис. 3.1. Загальна ідентифікаційна модель об'єкта керування [5]

Вибір класу, до якого належить оператор  $P$ , та його виду визначається множиною факторів. У першу чергу це: простота, відтворюваність, адекватність (точність) моделі, можливість її розширення й доповнення, а також можливість використання моделі в реальному масштабі часу. Вибір  $P$  залежить і від наявності апріорної інформації про структуру об'єкта. Відповідно до цього прийнято відокремлювати етапи структурної та параметричної ідентифікації моделей [114].

Завдяки своїм універсальним апроксимуючим властивостям, штучні нейромережі являють собою потужний інструмент для вирішення завдання ідентифікації нелінійних багатовимірних статичних і динамічних об'єктів керування [4-5, 14-18, 47, 93, 95, 101-113 та ін.].

### **3.1. Аналіз основних альтернатив для інтелектуальної структурної ідентифікації ТП збагачення**

Розглянемо питання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах рудозбагачувальних фабрик ГЗК. Відомо, що технологічні процеси збагачення магнетитових кварцитів є достатньо складними об'єктами для ідентифікації. Це обумовлено їх нелінійністю, стохастичними властивостями, нестационарністю, багатовимірністю та багатозв'язністю, великим запізненням в часі, неповнотою та нечіткістю інформації і низкою інших факторів. У зв'язку з цим досить ускладнюється процес ідентифікації об'єкта керування [167].

Доведено, що досить якісна ідентифікація виробничних систем забезпечується використанням відомих статистичних методів автокореляції та авторегресії [14-20, 59]. Разом з цим, як зазначено в [4, 14], використання класичних статистичних підходів (наприклад, на основі функцій Вінера-Хопфа, перетворень Фур'є тощо) не завжди забезпечує необхідну точність ідентифікації моделей складних нелінійних об'єктів з метою здійснення подальшого автоматизованого керування.

Також достатньо відомим інтелектуальним підходом в цьому напрямі є застосування ідентифікації на основі методу групового урахування аргументів (МГУА), запропонованого вітчизняною науковою школою Іваненка [47, 52-55, 93]. Але ці методи, на відміну від нейро-нечітких, поки не набули широкого розповсюдження в технологічних системах (за виключенням [57]) через низку теоретично не вирішених питань (наприклад, вибір оптимального ступеня апроксимуючого поліному). Тому зараз проводиться вдосконалення цього методу, зокрема з'явився нечіткий МГУА тощо [93].

Відомою альтернативою зазначеним підходам є застосування сучасних інтелектуальних нейро-нечітких методів. При цьому найбільш добре дослідженими з означених питань вважаються так звані SISO – об'єкти (Single Input Single Output [4, 14, 17]). Інакше об'єкти,

що мають один вхідний сигнал та один вихідний. Існує певна кількість достатньо добре обґрунтованих та апробованих алгоритмів ідентифікації таких об'єктів. Разом з цим, як буде показано в подальшому, подібні підходи після певної адаптації можна досить успішно застосовувати для ідентифікації в умовах складних багатовимірних та багатозв'язних систем, до яких повною мірою необхідно віднести ТП збагачення.

З метою подальшої адаптації для умов багатовимірних систем проаналізуємо найбільш поширені алгоритми нейромережевої ідентифікації об'єктів типу SISO. На підставі постановки завдання (1.14-1.16) будемо їх розглядати як динамічну дискретну систему типу:

$$S : Z^T = \{u(k), y(k)\}, \quad k = \overline{1, T}, \quad (3.1)$$

де  $S$  – простір можливих структурних реалізацій системи;  $Z$  – позначення дискретного типу системи;  $u(k)$  – вектор сигналів керування на вході;

$y(k)$  – вектор сигналів на виході системи;  $T$  – максимальна кількість дискретних відліків (тактів) спостереження у дискретному часі.

У загальному випадку дискретні ідентифікаційні моделі (інакше нейроемулатори, предиктори або регресори [4-5, 17]), що засновані на штучних нейромережах, представляються нелінійним дискретним рівнянням типу:

$$y(k+1) = NN \left( \begin{array}{l} y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2) \end{array} \right), \quad (3.2)$$

де  $y$  – вектор сигналів на виході ідентифікаційної моделі;  $NN(\cdot)$  – результуюче перетворення „вхід-вихід”, що виконується нейромережею;  $l_1$  – глибина затримки зворотного зв'язку на виході моделі;  $l_2$  – глибина затримки на вході.

Це найпростіший однокроковий предиктор або NNARX - модель (Neural Network based AutoRegressive eXogenous signal - нейромережева авторегресійна модель, екзогенний тип сигналів). Такий предиктор дозволяє робити прогноз на один крок наперед (рис.3.2).

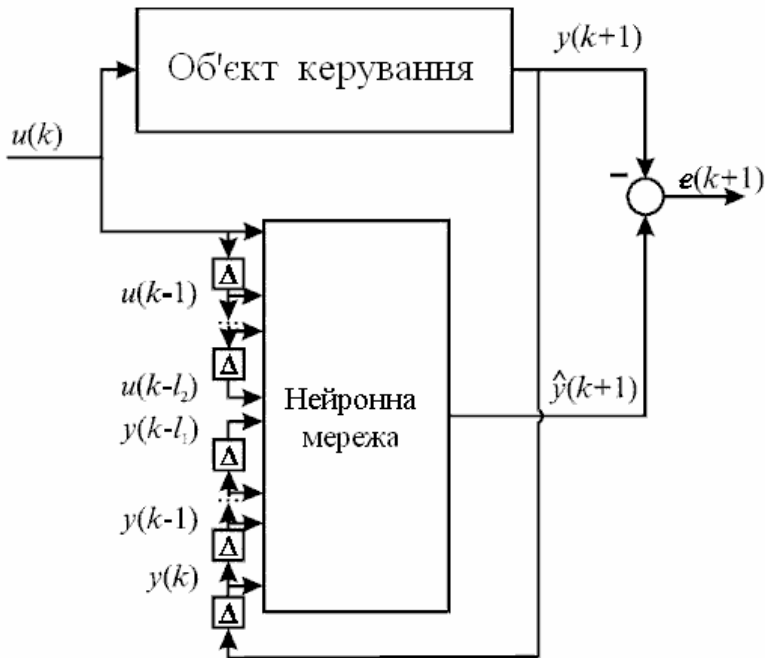


Рис. 3.2. Структурна схема однокрокового нейроемулатора типу NNARX [5]

Розрізняють також моделі нейронних регресорів [4-5], що дозволяють робити багатокрокові прогнози (короткострокові предиктори, див. рис. 3.3). Одною з таких моделей є NNOE (Neural Network Output Error - нейронмережева модель помилки виходу), що представляється рекурсивним рівнянням виду

$$y(k+1) = NN \left( \begin{array}{l} y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), \\ u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2) \end{array} \right). \quad (3.3)$$

З математичної точки зору така модель вже є повною. Вона може забезпечити прогнозування поведінки системи на декілька кроків (рис. 3.3). Хоча глибина прогнозування є обмеженою, що обумовлено накопиченою похибкою [5].

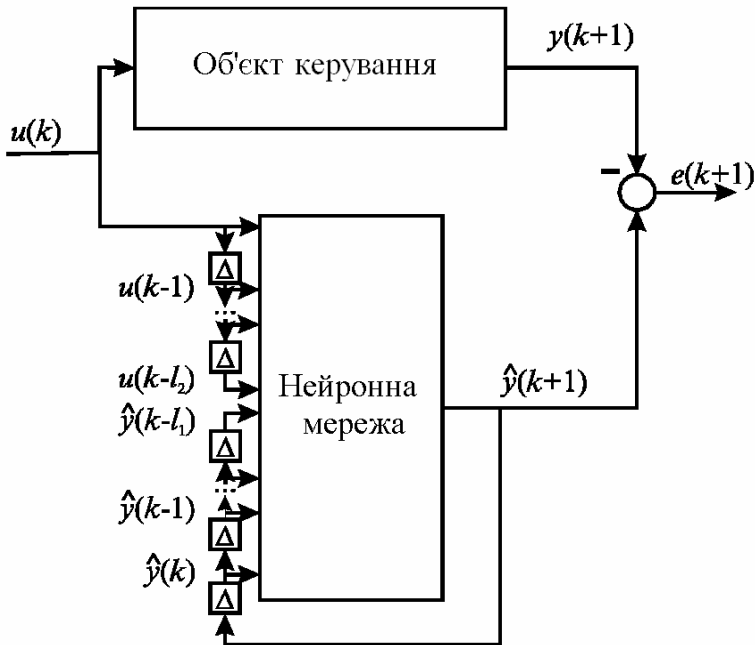


Рис.3.3. Структурна схема короткострокового предиктора типу NNOC[4-5]

Різновидом NNARX-моделі, призначеної для ідентифікації об'єктів з високим рівнем шумів, є моделі сімейства NNARMAX (Neural Network based AutoRegressive, Moving Average, eXogenous signal – нейронмережева авторегресійна модель ковзного середнього, екзогенний тип сигналів). Рівняння цієї моделі має вигляд:

$$y(k+1) = NN \left( \begin{array}{l} y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), \\ u(k), \dots, u(k-l_2), e(k), \dots, e(k-l_3) \end{array} \right), \quad (3.4)$$

де  $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$  - похибка прогнозування;  $l_3$  – глибина затримки за похибкою (рис.3.4).

Існують також інші моделі нероємюляторів: NNSSIF, ARMAX тощо[4]. Але найбільшого поширення отримали саме моделі типу

NNARX, NNARXMAX, NNOE. Згідно з [4] саме їх рекомендується застосовувати у випадку обмеженого набору вхідної статистики (наприклад, при створенні АСУТП). Тому в подальшому вони будуть застосовані в якості базових для здійснення багатовимірної ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ ГЗК.

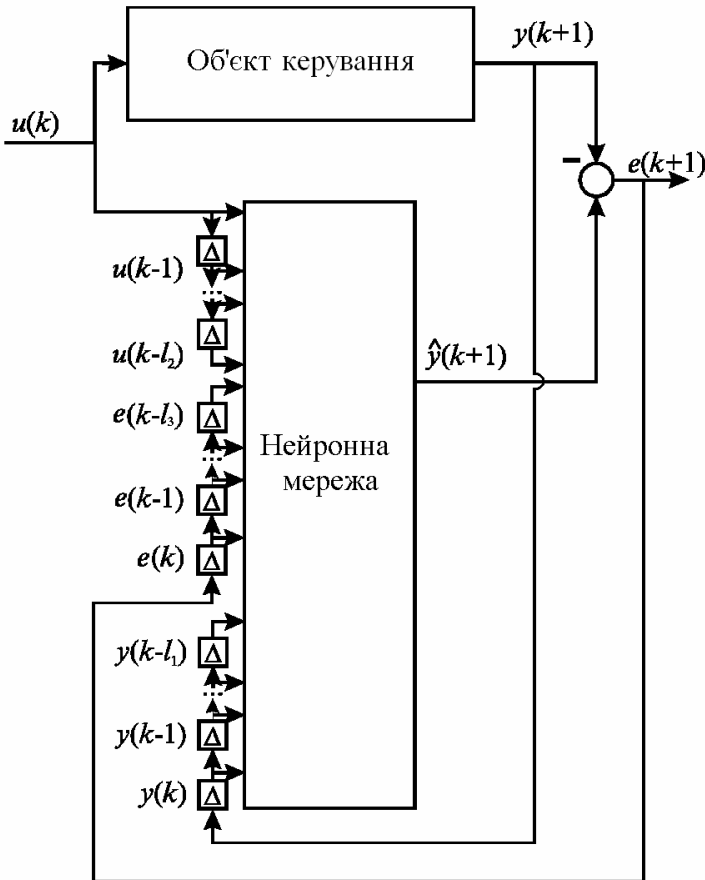


Рис.3.4. Структурна схема однокрокового неймережевого регресора типу NNARXMAX [4-5]

Отже, подальше завдання дослідження в цьому розділі полягає в тому, щоб адаптувати стандартні алгоритми нейромережевої ідентифікації для процесів збагачення магнетитових кварцитів та провести апробацію запропонованих рішень на реальних даних.

### 3.2. Теоретичні основи інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем

Дослідження авторів [154-159, 162-163] свідчать, що аналогічні підходи можуть бути досить успішно застосовані для багатовимірних технологічних систем.

Ураховуючи означені фактори для ідентифікації ТП збагачення в умовах рудозбагачувальної фабрики ГЗК, було обрано саме нейромережевий підхід, який, згідно з результатами попереднього аналізу, повинен забезпечити необхідну якість моделі.

За аналогією з (3.1) для представлення ТП збагачення з метою подальшої ідентифікації можна запропонувати багатовимірну дискретну систему у матрично-векторній формі:

$$S : Z^p = \{ \bar{u}_i^T(k), \bar{y}_j^T(k), k = \overline{1, T}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, M} (N > M) \} =$$

$$= \left\{ \begin{array}{l} [u_i(k), u_i(k+1), \dots, u_i(k+T), y_j(k), \dots, y_j(k+T)], \\ [u_{i+1}(k), u_{i+1}(k+1), \dots, u_{i+1}(k+T), y_{j+1}(k), \dots, y_{j+1}(k+T)] \\ [u_{i+2}(k), u_{i+2}(k+1), \dots, u_{i+2}(k+T), y_{j+2}(k), \dots, y_{j+2}(k+T)] \\ \dots \\ [u_{i+M}(k), u_{i+M}(k+1), \dots, u_{i+M}(k+T), y_{j+M}(k), \dots, y_{j+M}(k+T)] \\ [u_{i+M+1}(k), u_{i+M+1}(k+1), \dots, u_{i+M+1}(k+T)] \\ \dots \\ [u_{i+N}(k), u_{i+N}(k+1), \dots, u_{i+N}(k+T)] \end{array} \right\}, \quad (3.5)$$

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

Наведена матрично-векторна модель ураховує можливість наявності в системі множин окремих технологічних параметрів на вході та виході. При цьому вважається, що кількість вхідних параметрів більша за вихідну (тобто  $N > M$ ) з причини наявності потенційних затримок сигналів.



Застосувавши метод математичної індукції на підставі (3.5) та одновимірних моделей (3.2-3.4), можна отримати відповідні аналоги для багатовимірних інтелектуальних нейромережкових моделей ідентифікації, гідних для застосування у випадку ТП збагачення.

Так, для багатовимірної NNARX – моделі на підставі (3.2) та (3.5) отримуємо такий вираз

$$y_j(k+1) = NN \left( \begin{array}{l} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{array} \right), \quad (3.6)$$

де  $l_2, l_1$  – значення затримок сигналів на вході та виході системи прийнято однаковим для всіх векторів з відповідними параметрами.

Рівняння (3.6) можна також записати у вигляді множинної та векторно-матричної форми представлення

$$\|y_j^T\| = \left( \begin{array}{l} \{[y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)]\} \\ \{[u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)]\} \end{array} \right). \quad (3.7)$$

Аналогічним способом можна записати багатовимірні форми представлення для моделей NNARXMAX (3.8-3.9) та NNOE (3.10-3.11).

Отже, для моделі NNARXMAX отримуємо

$$\|y_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)]\} \\ [u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)] \\ \{[e_i^T(k), e_i^T(k-1), \dots, e_i^T(k-l_3)]\} \end{pmatrix}. \quad (3.8)$$

За аналогією з (3.6-3.7) затримка похибки  $l_3$  також вважається постійною.

У розгорнутому вигляді

$$y_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \\ e_1(k), e_1(k-1), \dots, e_1(k-l_3), \\ e_2(k), e_2(k-1), \dots, e_2(k-l_3), \\ \dots \\ e_j(k), e_j(k-1), \dots, e_j(k-l_3), \\ \dots \\ e_M(k), e_M(k-1), \dots, e_M(k-l_3) \end{pmatrix}. \quad (3.9)$$

Аналогічна форма для моделі NNOE

$$y_j(k+1) = NN \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix}. \quad (3.10)$$

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

$$\|y_j^T\| = \left( \begin{array}{l} \{[y_j^T(k), y_j^T(k-1), \dots, y_j^T(k-l_1)]\} \\ \{[u_i^T(k), u_i^T(k-1), \dots, u_i^T(k-l_2)]\} \end{array} \right). \quad (3.11)$$

На рис. 3.5 наведена схема багатовимірного нейромережевого регресора типу NNOE. Схожим чином можна показати інші моделі.

Слід особливо відзначити дуже важливу рису авторегресійних моделей типу (3.2-3.11), це – оборотність. Тобто одна і та ж сама математична форма моделі в залежності від напряму параметризації (навчання) може здійснювати ідентифікацію ТП як у прямому напрямку  $y = NN(u, y)$ , так і у зворотному  $u = NN(u, y)$ . Стосовно ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах секції РЗФ при постановці завдання (2.8) це означає можливість прогнозування (відновлення) значень збудуючих факторів (якісних параметрів шихти, фізико-хімічних, мінералого-текстурних та морфологічних властивостей) при зміні вихідних параметрів (якості, хвостів, продуктивності тощо). Таку властивість нейронних предикторів можна застосовувати при побудові інтелектуальних прогнозуючих систем керування ТП збагачення.

Отже, отримані багатовимірні аналоги поширених нейромережевих моделей типу NNARX, NNARXMAX, NNOE (3.5-3.11) дозволяють застосувати схожу методологію інтелектуальної ідентифікації для умов ТП збагачення магнетитових кварцитів.

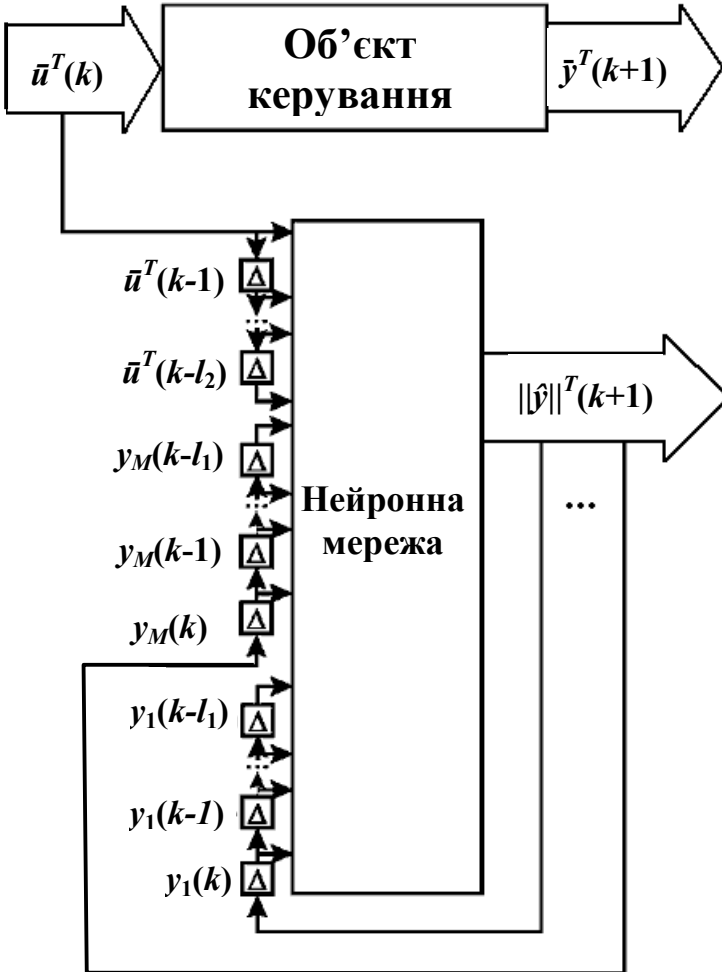


Рис. 3.5. Структурна схема багатовимірного нейромережевого регресора типу NNOE

### 3.3. Загальна методологія інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення як багатовимірних систем

Згідно з [4] процес ідентифікації об'єктів включає етапи:

- проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних;
- вибір модельної структури;
- оцінка (структурна оптимізація параметрів) моделі;
- прийняття рішення про адекватність моделі.

Розглянемо більш детально можливу методологію здійснення зазначених етапів процедури нейромережевої ідентифікації.

**3.3.1. Проведення експерименту і попередня обробка отриманих даних.** Для здійснення в наступному параметризації (навчання) нейромережевої ідентифікаційної моделі необхідна наявність певної кількості статистичної інформації – шаблонів даних типу „вхід-вихід”. Останні представляються у вигляді множини:

$$\Xi\{z_i, d_i\}, \quad i = \overline{1, M_\Xi}, \quad (3.12)$$

де  $z$  – вхідний шаблон;  $d$  – вихідний шаблон;  $M_\Xi$  – означена кількість шаблонів.

Також достатньо важливо визначити необхідну частоту дискретизації або хоча б оцінити її межі. Відомі різні альтернативні підходи щодо точного визначення частоти дискретизації [59, 168]. Згідно з відомою теоремою Котельникова [172] для дискретних систем маємо:

$$T_o \leq \frac{2\pi}{\omega_H},$$

де  $T_o$  – часовий інтервал дискретизації в системі, с;  $\omega_H$  - найнижча частота в системі, с<sup>-1</sup>.

Оскільки точної методики обчислення значення  $\omega_H$  для збагачення поки не існує, зробимо оцінку на підставі властивостей інерційності та методу постійних часу ( $T_n$ ) окремих локальних ТП, стадії та секції. Так, згідно з [20] найбільш інерційними є: процеси подріб-

нення та класифікації (значення  $T_n$  складає до 6-8 хв. для кожного ТП), разом для ланцюга подрібнення-класифікація до 16-18 хв., для стадії збагачення до 20-40 хв. На підставі цього можна стверджувати, що раціональний період квантування складає приблизно 30 хв. на одну стадію (більшість перехідних процесів вже є квазіусталеними). Важливо, що це також відповідає теоретичним можливостям сучасних вимірювальних приладів [12].

Відповідно до цього автором протягом 2002-2007 рр. було зібрано статистику основних технологічних показників роботи збагачувальних фабрик для чотирьох ГЗК Кривбасу (Центрального, Інгулецького, Південного, Новокриворізького). Перелік показників визначався згідно з вимогами (2.8). Далі, згідно з методологією пасивного експерименту [169-171], було зроблено попередню обробку даних за методикою, наведеною в [172]. При цьому були вилучені окремі „викиди” (некоректні дані), а потім множина показників для кожного ГЗК була розбита на дві підмножини:

- 1) підмножина для навчання (параметризації) моделі – до 280 незалежних шаблонів (80% від загальної вибірки);
- 2) підмножина для тестування (перевірки адекватності) – до 70 незалежних шаблонів (20%).

Отже, загалом розмір генеральної сукупності в залежності від ГЗК склав у середньому  $M_{\Xi} = 350$  незалежних шаблонів, що відповідає раніше розрахованій величині (2.15) та вимогам репрезентативності (2.21).

Тоді у відповідності, наприклад, з (3.2-3.3) вектор сигналів на вході системи у одновимірному випадку буде визначатися як

$$z = (y(k), y(k-1), \dots, y(k-l_1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-l_2)), \quad (3.13)$$

а результуючий вектор на виході

$$d = y(k+1). \quad (3.14)$$

Для багатовимірних систем типу (3.6) аналогічні значення будуть визначатися у такий спосіб

$$z_j = \begin{pmatrix} y_1(k), y_1(k-1), \dots, y_1(k-l_1), \\ y_2(k), y_2(k-1), \dots, y_2(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-l_1), \\ \dots \dots \dots \\ y_M(k), y_M(k-1), \dots, y_M(k-l_1), \\ u_1(k), u_1(k-1), \dots, u_1(k-l_2), \\ u_2(k), u_2(k-1), \dots, u_2(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_i(k), u_i(k-1), \dots, u_i(k-l_2), \\ \dots \dots \dots \\ u_N(k), u_N(k-1), \dots, u_N(k-l_2), \end{pmatrix} \quad (3.15)$$

$$d_j = y_j(k+1). \quad (3.16)$$

У табл. 3.1 наведено фрагмент генеральної вибірки показників ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах одного з ГЗК Кривбасу.

Таблиця 3.1  
Статистичні показники роботи секції РЗФ НкГЗК (фрагмент)

№ з/п	Технологічні показники		Значення параметрів за № опробування (№№ шаблонів)		
	Позначення, од. вим.	Пояснення	№1	№2	№3
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<b>I. ВХІДНІ ПОКАЗНИКИ, ЩО ЗБУРЮЮТЬ</b>					
1	$\bar{\alpha}$ , %	Усереднений вміст заліза (загального <sup>магнітного</sup> ) у вихідній руді (шихті)	29,8-34,6 <sup>18.3-28.5</sup> (32,2 <sup>20.8</sup> )	29,8-34,6 <sup>18.3-28.5</sup> (32,2 <sup>20.8</sup> )	29,8-34,6 <sup>18.3-28.5</sup> (32,2 <sup>20.8</sup> )
2	$\alpha_1$ , %	Вміст корисного компоненту (заліза загального / маг-	35,4 <sup>21.8</sup>	35,4 <sup>21.8</sup>	35,4 <sup>21.8</sup>
	$\alpha_2$ , %		20-25 <sup>14-18</sup>	20-25 <sup>14-18</sup>	20-25 <sup>14-18</sup>

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	$\alpha_3$ , %	нитного) у вихідній шихті за окремими різновидами руди (*) у форматі Fe (загал. <sup>магн.</sup> ), %	32- 37 <sup>25-30</sup>	32- 37 <sup>25-30</sup>	32- 37 <sup>25-30</sup>
	$\alpha_4$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_5$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_6$ , %		25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>	25- 32 <sup>15-25</sup>
	$\alpha_7$ , %		30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>	30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>	30- 40 <sup>0,8-31,8</sup>
3	$\xi_1$ , %	Співвідношення (частка або відносна питома вага) окремих мінеральних різновидів руди у вихідній шихті(*)	33,8	24,2	30,4
	$\xi_2$ , %		11,4	19,5	10,8
	$\xi_3$ , %		9,8	5,1	6,6
	$\xi_4$ , %		8,6	13,5	16,0
	$\xi_5$ , %		10,4	10,1	12,3
	$\xi_6$ , %		3,4	3,6	3,8
	$\xi_7$ , %		22,6	24,0	20,1
4	$\rho_1$ , МПа	Щільність (межа міцності при стисненні) окремих мінеральних різновидів руди у вихідній шихті, МПа(*)	170- 240	170- 240	170- 240
	$\rho_2$ , МПа		260	260	260
	$\rho_3$ , МПа		150- 170	150- 170	150- 170
	$\rho_4$ , МПа		120- 170	120- 170	120- 170
	$\rho_5$ , МПа		80- 120	80- 120	80- 120
	$\rho_6$ , МПа		170	170	170
	$\rho_7$ , МПа		160- 180	160- 180	160- 180
5	$g_1$ , мкм	Середній розмір вкраплення індивідів та агрегатів магнетиту за окремими різновидами, мкм (*)	56-76	56-76	56-76
	$g_2$ , мкм		60-90	60-90	60-90
	$g_3$ , мкм		80- 120	80- 120	80- 120
	$g_4$ , мкм		50-80	50-80	50-80
	$g_5$ , мкм		50-80	50-80	50-80
	$g_6$ , мкм		50-80	50-80	50-80
	$g_7$ , мкм		70- 100	70- 100	70- 100



(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
6	$d_0, \%$	Гран.склад руди, що подається на 1-шу ст. збагачення (або на виході дроблення) за вмістом кл. +20мм, %	14,4	13,1	12,6
<b>II. ПОКАЗНИКИ ПЕРШОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
7	$Q_0, \text{т/год.}$	Витрати руди у завантаженні млина першої стадії подрібнення	198	180	171
8	$C_1, \%$	Циркуляційне навантаження на першій стадії	150	149,7	251,5
9	$d_1, \%$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 1-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	35,2	32,2	28,7
10	$Q_1, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 1-ї стадії збагачення	264,6	240,6	228,5
11	$P_{T1}, \%$	Вміст твердого (Т:Р) у млині 1-ї стадії	80,2	78,1	76,8
12	$\rho_{к1}, \%$ тв.	Щільність пульпи в класифікаторі (за вмістом твердого)	48,1	43,3	32,9
13	$\rho_{с1}, \%$ тв.	Щільність пульпи в магнітному сепараторі 1-ї стадії	53,5	59,7	37,6
14	$В_{м1}, \text{т/год.}$	Витрати води у млин 1-ї ст.	52,99	64,77	85,95
15	$В_{к1}, \text{т/год.}$	Витрати води у класифікатор	159,5	170,0	261,6
16	$В_{с1}, \text{т/год.}$	Витрати води на магнітну сепарацію 1-ї ст.	89,7	104,8	223,3
17	$\beta_{пн1}(\beta_1), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 1-ї стадії	52,9	50,1	54,1
18	$\beta_{х1}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 1-ї стадії	13,99	13,0	17,5
19	$\gamma_1, \%$	Вихід заліза в промпродукті 1-ї стадії	53,48	51,98	46,7
20	$\varepsilon_1, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 1-ї стадії	81,2	81,13	77,88

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
<b>ІІІ. ПОКАЗНИКИ ДРУГОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
21	$C_2, \%$	Циркуляційне навантаження другої стадії	250	208,4	394
22	$d_2, \%$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 2-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	63,3	69,3	71,4
23	$Q_2, \text{т/год.}$	Переробка (продуктивність) 2-ї стадії збагачення	105,8	93,56	72,68
24	$P_{T2}, \%$	Вміст твердого (Т:Р) у млині 2-ї стадії	76,1	78	77,3
25	$\rho_{к2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в ТП класифікації 2 ст. (гідроциклоні)	20,9	20,6	19,7
26	$\rho_{с2}, \%$ тв.	Щільність пульпи в процесі магнітної сепарації 2-ї стадії	24	20,1	20,5
27	$В_{м2}, \text{т/год.}$	Витрати води у млин 2-ї ст.	80,01	86,86	47,81
28	$В_{к2}, \text{т/год.}$	Витрати води у гідроциклоні 2-ї стадії	389,1	321,5	258,4
29	$В_{с2}, \text{т/год.}$	Витрати води на магнітну сепарацію 2-ї стадії	63,37	61,1	63,9
30	$\beta_{пн2}(\beta_2), \%$	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукте 2-ї стадії	63,37	61,1	63,9
31	$\beta_{х2}, \%$	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 2-ї стадії	13,78	10,03	15,9
32	$\gamma_2, \%$	Вихід заліза в промпродукті 2-ї стадії	42,19	40,4	35,17
33	$\varepsilon_2, \%$	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 2-ї стадії	76,76	76,9	70,23
<b>ІV. ПОКАЗНИКИ ТРЕТЬОЇ СТАДІЇ ПОДРІБНЕННЯ</b>					
34	$C_3, \%$	Циркуляційне навантаження третьої стадії	300	280,6	208,6
35	$d_3, \text{мм}$	Гранулометричний склад промпродукта на виході 3-ї ст. збагачення за кл.-0,074мм	83,5	83	82,3

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
36	$Q_3$ , т/ГОД.	Переробка (продуктивність) 3-ї стадії збагачення	83,54	72,72	60,14
37	$P_{T3}$ , %	Вміст твердого (Т:Р) у млині 3-ї стадії	68,3	67,1	67,5
38	$\rho_{к3}$ , % тв.	Щільність пульпи в ТП класифікації 3 ст. (гідроциклоні)	12,2	13,1	15,5
39	$\rho_{с3}$ , % тв.	Щільність пульпи в процесі магнітної сепарації 3-ї стадії	16,0	14,7	15,5
40	$В_{м3}$ , т/ГОД.	Витрати води у млин 3-ї ст.	63,8	110,6	279,3
41	$В_{к3}$ , т/ГОД.	Витрати води у гідроциклоні 3-ї стадії	101,2	130,9	195,2
42	$В_{с3}$ , т/ГОД.	Витрати води на магнітну сепарацію 3-ї стадії	194,2	264,3	90,61
43	$\beta_{пн3}(\beta_3)$ , %	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в промпродукті 3-ї стадії	65,2	65,8	64,7
44	$\beta_{х3}$ , %	Втрати заліза (масова частка) у хвостах 3-ї стадії	15,2	18,8	20,3
45	$\gamma_3$ , %	Вихід заліза в промпродукті 3-ї стадії	42,55	38,54	36,17
46	$\varepsilon_3$ , %	Вилучення (витяг) заліза в промпродукті 3-ї стадії	79,65	79,0	73,13
<b>IV. РЕЗУЛЬТУЮЧІ ПОКАЗНИКИ</b>					
47	$\beta_k$ , %	Масова частка (вміст) заліза загального (магнітного) в результатуючому концентраті	65,3 <sup>60.2</sup>	65,9 <sup>60.3</sup>	64,8 <sup>60.0</sup>
48	$\beta_x$ , %	Хвости загальні	14,0	12,2	14,7
49	$\gamma_k$ , %	Вихід заліза в концентраті загальний	40,6	37,06	34,53
50	$\varepsilon_k$ , %	Вилучення заліза в концентраті загальне	76,12	76,08	69,92

Примітка: \* - дані за різновидами зібрані на підставі робіт [130-131].

**3.3.2. Вибір модельної структури.** У якості модельних структур для багатовимірних апроксиматорів типу (3.6-3.11) на підставі даних попереднього аналізу (рис. 1.5-1.10) будемо розглядати такі альтернативи:

1) нейромережа прямого розповсюдження (НПР) з прихованими шарами та затримкою сигналів на вході та виході системи (рис. 3.6);

2) мережа радіально-базисних функцій (РБФ) із рекурентною затримкою сигналів (рис. 3.7);

3) повністю зв'язна (або частково зв'язна) нейромережа (ПЗНМ) із затримкою (рис. 3.8).

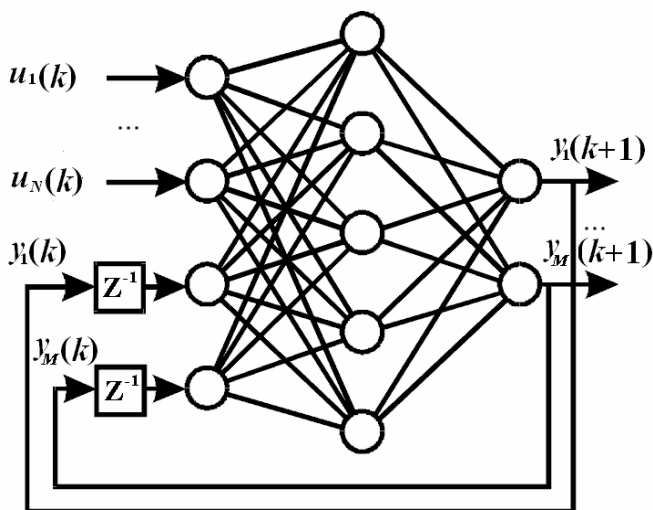


Рис. 3.6. Рекурентна модельна структура на основі НПР

Згідно з передумовами, викладеними, зокрема, в [13, 154-159, 162-163], саме ці нейромережеві структури є досить ефективними для моделювання динамічних систем та ТП.

Модельна структура на основі нейронних мереж прямого розповсюдження (по-іншому, на основі звичайних перцептронів [4]) є однією з найбільш поширених. Це пов'язано із легкістю застосування, надійними алгоритмами навчання та досить добрими властивостями узагальнення [14-18, 93, 95, 101-113 та ін.]. Можливості застосування подібних перцептронних мереж для ідентифікації ТП збагачення наведено у роботах автора [13, 154-159, 162-163].

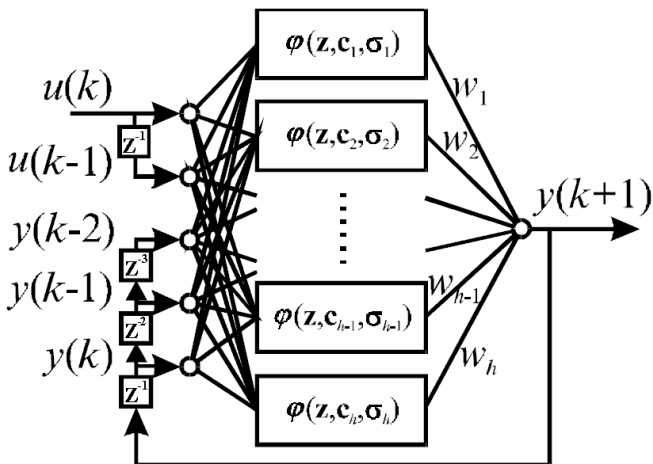


Рис.3.7. Рекурентна модельна структура на основі РБФ-мережі

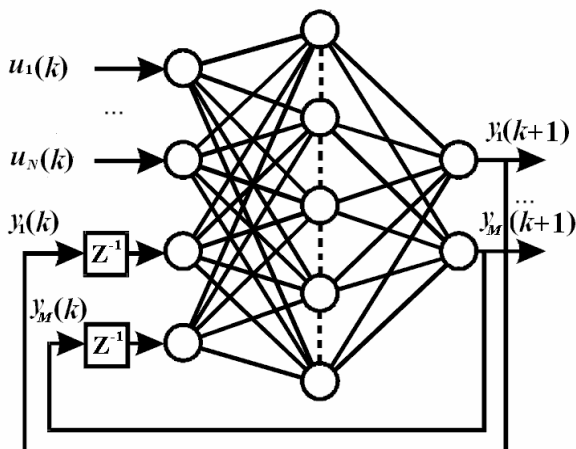


Рис.3.8. Модельна структура на основі повністю зв'язної мережі

Можливості мереж на основі РБФ в галузі одновимірних нелінійних систем досить переконливо показані у роботі [14]. Застосування мереж цього типу для ідентифікації багатовимірного ТП збагачення магнетитових кварцитів наведено у роботах автора [154-159, 162-163].

Як буде показано в подальшому, застосування повністю (або частково) зв'язних нейромереж дозволяє одержувати найбільш точні моделі за умов відсутності певних обмежень (наприклад, на швидкодію).

**3.3.3. Структурна оптимізація моделі.** Наступним етапом є оптимізація параметрів нейромережевої моделі. У нашому випадку оптимізації підлягає кількість нейронів прихованих шарів, що безпосередньо впливає на швидкість навчання (параметризацію моделі) та якість ідентифікації. Структура прихованих шарів підбирається емпіричним шляхом на підставі компромісу. Кількість нейронів повинна бути мінімальною, щоб забезпечити більшу швидкість навчання, властивості узагальнення, а з іншого боку – необхідна належна точність прогнозування.

Первинно кількість нейронів прихованого шару (або шарів) оцінюється на підставі залежностей (2.19-2.20). Існують й інші альтернативні підходи щодо такої оцінки, але і вони також ґрунтуються на емпіричних підходах [4, 15-16]. У подальшому кількість нейронів прихованого шару та кількість самих шарів ітераційно збільшується або зменшується до досягнення найкращої точності та ступеню узагальнення моделі.

Оптимізації також підлягають значення глибини регресії (необхідна кількість затриманих сигналів на вході та виході системи:  $l_1, l_2, l_3$ ) для моделей типу (3.2-3.11). У роботах [162-163] та в наступних розділах показано, що це можливо робити за методикою на підставі застосування коефіцієнтів Ліпшица [4].

Головним завданням оптимізації та ідентифікації в цілому є побудова такої математичної моделі, яка апроксимує систему з необхідною точністю. Наприклад,

$$\|y - \hat{y}\| \leq \varepsilon,$$

де  $\|\cdot\|$  – визначена норма;  $\varepsilon$  – похибка апроксимації.

Традиційним критерієм, що використовується в таких випадках, є середньоквадратична похибка прогнозування MSE (Mean Square Error тобто квадратична норма [4]) виду:

$$MSE = V_M \{\Theta, S, \Xi\} = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M (y(t) - \hat{y}(t | \theta))^2 = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M \varepsilon^2(t, \theta), \quad (3.17)$$

де  $V_M\{\cdot\}$  – позначення та складові множини критерію;  $M = M_{\Xi}$  – кількість дискретних спостережень за статистичною вибіркою у виразі (3.12);  $\Theta = \{\bar{w}, [\bar{W}], [\bar{L}]\}$  – вектор параметрів системи, які підлягають настроюванню;  $\bar{w}, \bar{W}$  – вектори з ваговими коефіцієнтами нейромереж типу (1.1), (2.11) тощо;  $\bar{L} = [l_1, l_2, l_3]$  – кількість сигналів затримки (глибина регресії) у виразах (3.2-3.11);  $S = \{[NNARX], [NNOE], [NNARXMAX]\}$  – визначає вид моделі, що застосовується на підставі (3.2-3.11);  $\Xi = \{\bar{z}, [\bar{d}]\}$  – визначає статистичну вибірку даних на підставі (3.13-3.16).

Для багатовимірних систем рекомендується застосовувати таку векторно-скалярну модифікацію критерію (3.17) у вигляді

$$\begin{aligned} MSE &= V_M\{\Theta, S, \Xi\} = \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M [(y(t) - y(t | \theta))^T (y(t) - y(t | \theta))]^2 = \\ &= \frac{1}{2M} \sum_{t=1}^M [\varepsilon^T(t, \theta) \varepsilon(t, \theta)]^2. \end{aligned} \quad (3.18)$$

Отже, кінцеве завдання оптимізації полягає у знаходженні прийнятних параметрів моделі: структури (NNARX, NNARXMAX тощо), ваг усіх синапсів НМ, кількісної затримки сигналів (глибини регресії). Така модель забезпечує мінімізацію функціоналу типу

$$\Theta = \arg \min_{\Theta} [V_M\{\Theta, S, \Xi\}], \quad (3.19)$$

де  $\Theta$  – позначення апроксимації вектора параметрів  $\Theta$ .

Завершальний етап процесу структурної оптимізації, а саме – визначення остаточних параметрів системи (тобто параметризація) для нейромережових структур більш відоме під терміном “навчання”. У загальному випадку процес навчання нейромережі являє собою багатовимірну оптимізаційну задачу. Для її вирішення існує достатньо багато методів [4]. Найбільше поширення мають ітераційні градієнтні методи на основі алгоритму зворотного розповсюдження похибки (back propagation). На підставі цього в подальшому будуть розглянуті алгоритми, які можливо застосувати в процесі навчання НМ для ідентифікації ТП збагачення.

**3.3.4. Прийняття рішення про адекватність моделі структури.** Для прийняття остаточного рішення щодо адекватності отриманої ідентифікаційної моделі будемо використовувати метод багатокрокового прогнозування (або перехресних посилянь). Такий метод базується на наявності спеціального незалежного набору даних – „тестової множини” (3.14). Остання формується апріорно або безпосередньо в процесі функціонування технологічного обладнання (в нашому випадку). Також тестова множина може бути отримана шляхом імітаційного моделювання за методом Монте-Карло [94, 117-118, 173].

На підставі (3.3) для одновимірної моделі маємо [4]:

$$y(k+t) = NN \left( \begin{array}{l} y(k+t), \dots, y(k+t - \min(t, l_1) + 1), \\ y(k), \dots, y(k - \max(l_1 - t, 0)), \\ u(k-s+t), \dots, u(k-s-l_2+t) \end{array} \right), \quad (3.20)$$

де  $t$  – глибина (кількість кроків) прогнозування;  $s$  – довільний інтервал затримки дискретного часу.

Тоді з урахуванням (3.10-3.11) отримуємо залежності багатовимірних моделей для прогнозування на декілька кроків у розгорнутому вигляді та на підставі множинної векторно-матричної форми представлення

$$y_j(k+t) = NN \left( \begin{array}{l} y_1(k+t), \dots, y_1(k+t - \min(t, l_1) + 1), \\ \dots \\ y_M(k+t), \dots, y_M(k+t - \min(t, l_1) + 1), \\ y_1(k), \dots, y_1(k - \max(l_1 - t, 0)), \\ \dots \\ y_M(k), \dots, y_M(k - \max(l_1 - t, 0)), \\ u_1(k-s+t), \dots, u_1(k-s-l_2+t), \\ \dots \\ u_N(k-s+t), \dots, u_N(k-s-l_2+t) \end{array} \right), \quad (3.21)$$



$$\|y_j^T\| = \begin{pmatrix} \{[y_j^T(k+t), \dots, y_j^T(k+t - \min(t, l_1) + 1)]\} \\ [y_j^T(k), \dots, y_j^T(k - \max(l_1 - t, 0))] \\ [u_i^T(k-s+t), \dots, u_i^T(k-s-l_2+t)] \end{pmatrix} \quad (3.22)$$

Загалом ідентифікаційна модель адекватна, якщо є наявність збігання результатів, отриманих на підставі залежностей (3.2-3.11, 3.21-3.22). Результати багатокрокового прогнозування можливо оцінювати візуально (наприклад, шляхом введення певної міри між сигналами) або на підставі критеріїв типу (3.17-3.18).

Також важливим показником адекватності ідентифікаційної нейромережевої моделі є оцінка нормалізованої середньої похибки узагальнення NMSE (Normalized Mean Squared Error). З урахуванням (3.12) та (3.19) оцінка квадрату середньої похибки узагальнення нейромережевої структури визначається як [4]

$$NMSE = V_N = \left[ \frac{M_{\Xi} + p}{M_{\Xi} - p} V_M \{\Theta, S, \Xi\} \right]^2 \quad (3.23)$$

де  $p$  – кількість параметрів ваг синапсів нейромережі, що підлягають налаштуванню.

#### **3.4. Методи навчання багатовимірних нейромережевих структур**

Для навчання (параметризації) багатовимірних нейромережевих структур, призначених для подальшої ідентифікації та керування складними ТП в режимі реального часу необхідно застосовувати методи, які відповідають певним вимогам. Згідно з [4] до цих вимог, перш за все, відносяться: швидкість збіжності, обчислювальна робастність, вимоги щодо оперативної пам'яті ЕОМ тощо. На сьогодні серед існуючих методів цим вимогам у найбільшій мірі відповідають так звані методи 2-го порядку, а саме [4, 102, 114]:

- Левенберга-Маркардта;
- Гауса-Ньютона;
- сполученого градієнта.

Тому подальший аналіз потенційних методів навчання запропонованих нейронних структур буде обмежений саме цими методами. Дуже важливим з точки зору автоматизації подальших розрахунків та моделювання є те, що зазначені методи реалізовані у складі найбільш потужних пакетів прикладних програм з емуляції нейромере-

жевих структур (MATLAB Neural Tools, Neuro Solutions, Statistical Neural Network) [102].

Усі зазначені методи засновано [4] на розкладі функціоналів та критеріїв типу (3.17-3.18) у ряд Тейлора до 2-го порядку включно. Такий розклад поблизу точки  $\Theta^*$  (теоретичного оптимуму параметрів НМ) на підставі (3.19) буде мати такий вигляд

$$\begin{aligned} V_M\{\Theta, S, \Xi\} &= V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + (\Theta - \Theta^*)^T V'_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\ &+ \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T V''_M\{\Theta^*, S, \Xi\}(\Theta - \Theta^*) = V_M\{\Theta^*, S, \Xi\} + \\ &+ (\Theta - \Theta^*)^T G(\Theta^*) + \frac{1}{2}(\Theta - \Theta^*)^T H(\Theta^*)(\Theta - \Theta^*), \end{aligned} \quad (3.24)$$

де градієнт визначається як

$$G(\Theta^*) = V'_M\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{dV_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta} \right|_{\Theta=\Theta^*}, \quad (3.25)$$

а матриця других похідних – гесіан або матриця Гессе

$$H(\Theta^*) = V''_M\{\Theta^*, S, \Xi\} = \left. \frac{d^2V_M\{\Theta^*, S, \Xi\}}{d\Theta^2} \right|_{\Theta=\Theta^*}. \quad (3.26)$$

Достатніми умовами мінімуму функції є нульове значення градієнта та позитивна визначеність гесіану. Тобто

$$\begin{cases} G(\Theta^*) = 0 \\ H(\Theta^*) > 0 \end{cases}.$$

У більшості випадків пошук мінімуму може бути зведений до ітераційної процедури типу:

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + \mu^{(i)} f^{(i)},$$

де  $\Theta^{(i)}$  – значення параметрів поточної ітерації ( $i$ );  $f^{(i)}$  – напрям пошуку;  $\mu^{(i)}$  – крок алгоритму поточної ітерації.

**3.4.1. Метод Гауса-Ньютона.** Синонім: Gauss-Newton (GN) methods. Є розвитком та вдосконаленням методу Ньютона [4], що застосовується для вирішення досить поширеного класу задач багатовимірної оптимізації. Має також спільні риси із квазіньютонівськими методами [114].

Застосовується лінійна апроксимація похибки прогнозування  $\varepsilon(t, \Theta)$  із критеріїв типу (3.17-3.18) у такому вигляді

$$\begin{aligned}\tilde{\varepsilon}(t, \Theta) &= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) + (\varepsilon'(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)}) = \\ &= \varepsilon(t, \Theta^{(i)}) - (\psi(t, \Theta^{(i)}))^T (\Theta - \Theta^{(i)})^T,\end{aligned}\quad (3.27)$$

$$\text{де } \psi(t, \Theta) = \frac{dy(t | \Theta)}{d\Theta}.$$

Модифікований критерій (3.17) для  $i$ -ї ітерації буде мати вигляд

$$V_M\{\Theta, \mathcal{S}, \Xi\} \approx L^{(i)}(\Theta) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M [\tilde{\varepsilon}(t, \Theta)]^2, \quad (3.28)$$

де  $L^{(i)}(\Theta)$  - наближене значення модифікованого критерію.

Тоді з урахуванням (3.25) вираз для градієнту буде

$$G(\Theta^{(i)}) = L^{(i)}\{\Theta^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \psi(t, \Theta^{(i)})(y(t) - y(t(\Theta^{(i)}))). \quad (3.29)$$

Вираз для обчислення гесіану (3.26) змінюється так

$$R(\Theta) = R(\Theta^{(i)}) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \psi(t, \Theta^{(i)})\psi^T(t, \Theta^{(i)}), \quad (3.30)$$

де  $R(\Theta)$  - гесіан Гауса-Ньютона, для знаходження якого необхідно визначити лише перші похідні, що дає значні переваги при обчисленні.

Інтерактивна процедура мінімізації критерію типу (3.26) має вигляд

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} - [R(\Theta^{(i)})]^{-1} G(\Theta^{(i)}).$$

На практиці напрям пошуку Гауса-Ньютона обчислюється на основі вирішення системи рівнянь (3.31)

$$R(\Theta^{(i)})f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}). \quad (3.31)$$

У випадку, коли для визначення кроку алгоритму використовується лінійний пошук, схожий алгоритм вже має назву модифікованого (демпфованого) метода Гауса-Ньютона [114].

Різновиди алгоритмів багатовимірної оптимізації за методом Гауса-Ньютона знайшли досить значне розповсюдження при навчанні НС. Перш за все це пов'язано з тим, що вони забезпечують значно більшу швидкість збіжності (приблизно у 3 рази у порівнянні із звичайним back propagation [4]). Разом з цим, за нульовою чи близькою до нуля нев'язкою (тобто при невеличких значеннях похибки прогнозування в межах мінімуму) застосування методу може не досягти бажаних результатів.

**3.4.2. Метод Левенберга-Маркардта.** Достатньо відомий в літературі під синонімами: Levenberg-Marquardt (LM) methods, схема Левенберга, метод Левенберга-Маркуардта тощо [4, 102, 114, 174-175].

Напрямок пошуку у методі Ньютон-Гауса засновано на визначенні апроксимації критерію  $L^{(i)}(\Theta)$  у районі поточної ітерації. При цьому не враховується, що глобальний мінімум  $L^{(i)}(\Theta)$  може знаходитися поза зоною поточної ітерації, в результаті чого пошук буде некоректним. Тому більш раціональним оцінити спочатку доцільність пошуку мінімуму  $L^{(i)}(\Theta)$  саме в області поточної ітерації. Для цього за алгоритмом методу Левенберга-Маркардта обирається сфера радіусу  $\delta^{(i)}$ . Тоді проблему оптимізації можна сформулювати у вигляді такої системи

$$\begin{cases} \Theta = \arg \min L^{(i)} \\ |\Theta - \Theta^{(i)}| \leq \delta^{(i)} \end{cases} \quad (3.32)$$

Інтерактивна процедура пошуку мінімуму за наявності обмежень у системі містить такі етапи

$$\begin{cases} \Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)} \\ [R(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)} I] f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) \end{cases} \quad (3.33)$$

де  $\lambda^{(i)}$  – параметр, що визначає область  $\delta^{(i)}$ .

Гіперсфера радіусу  $\delta^{(i)}$  інтерпретується як область, в межах якої  $L^{(i)}(\Theta)$  може розглядатися як адекватна апроксимація критерію  $V_M\{\Theta, S, \Xi\}$ .

Особливістю методу є процедура визначення взаємозв'язку між  $\delta^{(i)}$  та параметром  $\lambda^{(i)}$ . Так як однозначної залежності між ними не існує, на практиці застосовують декілька евристичних процедур [4]. Наприклад, поступове збільшення  $\lambda^{(i)}$  до тих пір, поки не відбудеться зменшення критерію  $L^{(i)}(\Theta)$ , після чого ітерація завершується. Значення параметру  $\lambda^{(i+1)}$  для наступної операції зменшується.

Також застосовується альтернативний підхід, заснований на зіставленні реального зменшення критерію та зменшення, що прогно-

зується на основі апроксимації  $L^{(i)}(\Theta)$ . В якості міри точності апроксимації розглядається коефіцієнт

$$r^{(i)} = \frac{V_M\{\Theta^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\} - V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\}}{V_M\{\Theta^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)})}. \quad (3.34)$$

У випадку наближення значення коефіцієнту  $r^{(i)}$  до 1,  $L^{(i)}(\Theta)$  є адекватною апроксимацією  $V_M\{\Theta, \mathcal{S}, \Xi\}$  і значення  $\lambda$  зменшується, що відповідає збільшенню  $\delta^{(i)}$ . З іншого боку, невеликі або негативні значення коефіцієнта призводять до необхідності збільшення  $\lambda$ . На підставі цього загальна схема реалізації алгоритму така:

1. Обрати початкові значення вектора параметрів, що підлягають настроюванню  $\Theta(0)$ , та коефіцієнта  $\lambda(0)$ .

2. Визначити напрям пошуку із системи рівнянь (3.33).

3. Якщо  $r^{(i)} > 0,75 \Rightarrow \lambda^{(i)} = \lambda^{(i)} / 2$ .

4. Якщо  $r^{(i)} < 0,25 \Rightarrow \lambda^{(i)} = 2\lambda^{(i)}$ .

5. Якщо  $V_M\{\Theta^{(i)} + f^{(i)}, \mathcal{Z}^P, \Xi\} < V_M\{\Theta^{(i)}, \mathcal{Z}^P, \Xi\}$ , то прийняти за нову ітерацію  $\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} + f^{(i)}$  та встановити  $\lambda^{(i+1)} = \lambda^{(i)}$ .

6. Якщо критерій зупинки не досягнутий, перейти до етапу 2.

Значення критерію, що мінімізується, може бути представлено у такому вигляді

$$L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f) = V_M\{\Theta^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\} + f^T G(\Theta^{(i)}) + \frac{1}{2} f^T R(\Theta^{(i)}) f. \quad (3.35)$$

Підставляючи до (3.35) значення виразу для визначення напрямку пошуку, що отримане із співвідношення

$$R(\Theta^{(i)}) f^{(i)} = -G(\Theta^{(i)}) - \lambda f^{(i)},$$

отримуємо

$$\begin{aligned} V_M\{\Theta^{(i)}, \mathcal{S}, \Xi\} - L^{(i)}(\Theta^{(i)} + f^{(i)}) &= \\ &= \frac{1}{2} \left( - (f^{(i)})^T G(\Theta^{(i)}) + \lambda^{(i)} |f^{(i)}|^2 \right). \end{aligned} \quad (3.36)$$

Співвідношення (3.36) дозволяє на етапах 3, 4 алгоритму визначити коефіцієнт  $r^{(i)}$  за виразом (3.34).

Збіжність методу Левенберга-Маркардта приблизно однакова із методом Гауса-Ньютона (варіант з демпфером). Додатковою перевагою є достатньо добра обумовленість гесіану, що виникає за рахунок

додавання діагональної матриці (3.33). Даний підхід є досить ефективним рішенням для навчання НМ, що забезпечує швидку збіжність та обчислювальну робастність.

Головним недоліком методу є необхідність обчислення напряму пошуку при зміні  $\lambda$  незалежно від того, чи відбувалася зміна вагових коефіцієнтів синапсів чи ні [4].

**3.4.3. Метод сполученого градієнту.** Синонім: Conjugate Gradient (CG) methods. Існує декілька модифікацій методу. Одним з найбільш вдалих є алгоритм, заснований на розкладі виразу (3.24) та подальшою апроксимацією гесіану (замість постійного обчислення на кожній ітерації) з метою підвищення продуктивності метода за рахунок зменшення обчислень (схема Молера [4]).

Інтерактивна процедура пошуку мінімуму функції мети має вигляд

$$\Theta^{(i+1)} = \Theta^{(i)} - \mu^{(i)} B(\Theta^{(i)}) G(\Theta^{(i)}), \quad (3.37)$$

де  $I$  – одинична діагональна матриця;  $B(\Theta^{(i)}) \approx [H\Theta^{(i)}]^{-1}$  – апроксимація оберненого гесіану, що модифікується відповідно до наступного виразу

$$B(\Theta^{(i)}) = \left( I - \frac{\Delta\Theta^{(i)} (\Delta G^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}} \right) B(\Theta^{(i-1)}) \left( I - \frac{\Delta G^{(i)} (\Delta\Theta^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}} \right) + \frac{\Delta\Theta^{(i)} (\Delta\Theta^{(i)})^T}{(\Delta G^{(i)})^T \Delta\Theta^{(i)}}$$

де

$$\begin{cases} \Delta\Theta^{(i+1)} \equiv \Theta^{(i)} - \Theta^{(i-1)} \\ \Delta G^{(i+1)} \equiv G^{(i)} - G^{(i-1)} \end{cases}$$

Позитивна визначність такого гесіану обумовлена виконанням умови

$$(\Theta^{(i+1)})^T \Delta G^{(i+1)} > 0.$$

Перевагою методу сполученого градієнту є те, що він дуже розповсюджений в дослідженні операцій та достатньо добре вивчений [175]. Разом з цим, згідно з [114] метод може мати відносно повільну збіжність у випадку поганої обумовленості завдання.

### 3.5. Дослідження багатовимірних моделей інтелектуальної нейромережевої ідентифікації ТП збагачення

На підставі загальної методики інтелектуальної нейромережевої багатовимірної ідентифікації (пп.3.3) із застосуванням методів комп'ютерного моделювання можна провести дослідження структур типу (3.2-3.11) для умов ТП збагачення магнетитових кварцитів. Дослідження будуть включати етапи: вибір метода навчання, оцінка глибини регресії (кількості затриманих сигналів на вході та виході) моделей, застосування методів навчання (швидкість збіжності, точність), пряме та зворотнє прогнозування, тестування отриманих систем на нелінійність.

**3.5.1. Вибір методу навчання.** Аналіз та вибір базового методу навчання для ідентифікаційних моделей типу (3.5-3.11) здійснювався на підставі методики, викладеної в [4]. Основні етапи дослідження такі:

1. Для імітаційних експериментів було обрано найпростішу модель типу NNARX (3.6-3.7). З метою спрощення аналізу була прийнята однакова глибина регресії ( $l_1 = l_2 = 2$ ) на підставі попередніх результатів [154-159, 162-163].

2. Підготовлено шаблони НМ модельних структур у базисах ННР (рис.3.6), RBF (рис.3.7) та ПЗНМ (рис.3.8). Для усіх моделей була застосована НМ із одним прихованим шаром за формулою: 16-8-8 (відповідна кількість нейронів на вході, у прихованому шарі та на виході).

3. Було проведено десятикратне навчання та тестування всіх зазначених НМ структур із застосуванням чотирьох методів навчання: зворотного розповсюдження похибки (back propagation або BP – метод, як фактичний стандарт з навчання НМ [14]), Гауса-Ньютона (GN - метод), Левенберга-Маркардта (LM) та сполученого градієнту (CG). Для навчання була застосована статистична вибірка показників Північного ГЗК за формулою: 350-280-70 (загальна кількість шаблонів, кількість шаблонів для навчання, кількість шаблонів для верифікації). При цьому аналізувалися базові показники першої та останньої стадії ТП.

4. Усереднені показники збіжності (кількість епох або ітерацій для навчання), робастності (середньоквадратична похибка MSE та

узагальнення NMSE) та застосованих обчислювальних ресурсів (оперативної пам'яті) було занесено до табл. 3.2.

5. На підставі цих результатів проведений порівняльний аналіз.

Таблиця 3.2

Порівняльна оцінка потенційних алгоритмів навчання

Алгоритм навчання	Збіжність, епох (ітерацій)	MSE	NMSE	Ресурси ЕОМ, Мб
1. Базис НПП (багат шаровий перцептрон)				
1.1. BP	568	1,198596	1,76165223	30
1.2. GN	303	1,161828	1,96306745	24
1.3. LM	177	0,778172	1,45139743	35
1.4. CG	425	0,888760	1,45448391	21
2. Базис RBF (радіально-базисних функцій)				
2.1. BP	196	1,85732511	2,111487478	30
2.2. GN	65	1,19651332	2,131730124	25
2.3. LM	31	0,79076953	1,906790835	35
2.4. CG	87	0,89815021	1,912728683	21
3. Базис ПЗНМ (повністю зв'язних нейромереж)				
3.1. BP	837	1,0915434	1,60226771	33
3.2. GN	451	1,0807423	1,77265223	27
3.3. LM	265	0,7223413	1,21234453	37
3.4. CG	637	0,8684867	1,26644234	22

У якості програмних середовищ для комп'ютерного моделювання були застосовані 3 незалежних пакети прикладних програм (нейроемуляторів): Neuro Solution, Statistica Neural Networks та MATLAB. Відповідні результати моделювання у цих різних пакетах збігаються. Також отримані результати достатньо добре збігаються із наведеними у [4]. На рис.3.9 наведено типові криві, що демонструють зміну критерію MSE в процесі навчання моделі NNARX для різних базисів.

Аналіз проведеного дослідження показує, що результати навчання інтелектуальної нейромережевої моделі типу NNARX якісно практично ідентичні, якщо їх відповідно групувати (кластеризувати) за однаковими методами навчання. З точки зору швидкості збіжності та обчислювальної робастності найбільш перспективним виглядає



метод Левенберга-Маркуардта (LM), але його ресурсомісткість найбільша. Стандартний метод навчання НМ, заснований на зворотному розповсюдженні похибки (BP) продемонстрував досить добру робастність, але його швидкість збігу достатньо повільна, а вимоги щодо ресурсів - завеликі. Приблизно однакові та достатньо збалансовані результати показали методи Гауса-Ньютона (GN) та сполученого градієнту (CG).

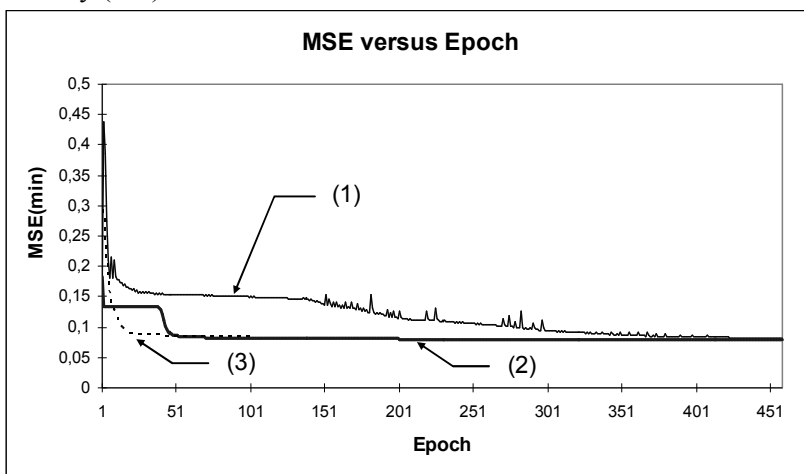


Рис. 3.9. Зміна критерію MSE від кількості ітерацій (епох) при навчанні нейромережевої ідентифікаційної моделі NNARX:

- 1 – двохшаровий перцептрон, що навчався за CG-методом;
- 2 – мережа радіально-базисних функцій (РБФ) за GN-методом;
- 3 – повністю зв'язна та частково рекурентна мережа за LM-методом.

**3.5.2. Дослідження глибини регресії.** На точність та адекватність авторегресійних моделей значною мірою впливає кількість затриманих сигналів на вході та виході регресору (або глибина регресії) [5, 14, 173]. З іншого боку зайва кількість рекурентних сигналів ускладнює модель та збільшує час її параметризації (навчання).

Для оцінки необхідної глибини регресії скористаємося методом коефіцієнтів Ліпшица, наведеного в [4]. Оцінку кількості затриманих сигналів на вході й на виході будемо робити на підставі такого критерію:

$$\bar{q}^{(l)} = \left( \prod_{k=1}^p \sqrt{l} q^{(l)}(k) \right)^{1/p}, \quad (3.38)$$

де  $\bar{q}^{(l)}$ ,  $q^{(l)}(k)$  - відповідно усереднене й поточне значення коефіцієнта Ліпшица при глибині затримки в  $l$  - сигналів (приймається, що  $l_1 = l_2 = l_3 = l$ );  $p$  - кількість відібраних найбільших коефіцієнтів із всіх можливих комбінацій пар типу «вхід-вихід» ( $p = 0,01M \div 0,02M$ ).

Поточні значення коефіцієнтів Ліпшица розраховуються за формулою

$$q_{ij}^{(l)} = \left\| \frac{y(k_i) - y(k_j)}{u(k_i) - u(k_j)} \right\|, \quad i \neq j,$$

де  $\|\cdot\|$  - позначає евклідову норму, а значення регресійного вектора за входом та виходом визначаються на підставі рівнянь (3.6-3.11).

Здійснено комп'ютерне моделювання ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів із використанням регресорів типу NNARX (3.6), NNOE (3.8), NNARXMAX (3.10) і зробимо аналіз коефіцієнтів Ліпшица з метою вибору оптимальної кількості сигналів затримки (глибини регресії) за критерієм (3.38).

У табл.3.3 і на рис.3.10 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 песептрону. Аналогічні результати моделювання в інших базисах дають схожі результати [155-159, 162-163].

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. 3.10). Використання моделі типу NNOE вимагає трохи більшу глибину регресії (3-4 сигналу).

Таблиця 3.3

Показники глибини регресії й збіжності математичних моделей інтелектуальної ідентифікації

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

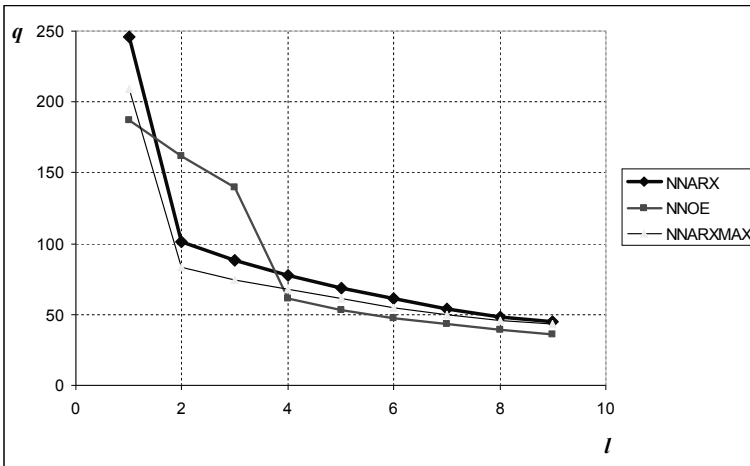


Рис. 3.10. Залежність значень коефіцієнтів Ліпшица ( $q$ ) від глибини регресії ( $l$ ) для моделей типу NNARX, NNOE, NNARXMAX

**3.5.3. Дослідження обсягу прихованого шару.** Як було зазначено у попередніх розділах, на підставі залежностей (2.12-2.13) та з урахуванням характеристик (рис.1.26-1.27) кількість нейронів у прихованих шарах (як і кількість власне самих шарів) впливає на точність та здатність узагальнення відповідних моделей. Тому необхідно знайти певний компроміс між вмістом прихованих шарів, точністю моделі та її здатністю щодо узагальнення.

У ході попередніх досліджень та робіт [153-159, 162-163] було з'ясовано, що мережі із одним прихованим шаром цілком достатньо

для ідентифікації ТП збагачення при застосуванні основних базисів НМ (НПР, РБФ, ПЗНМ). Показники точності моделі (MSE) та здатності до узагальнення (NMSE) зв'язані між собою залежністю (3.23). Для зв'язування раціональної кількості нейронів у прихованому шарі ( $n_h$ ) побудуємо залежність  $NMSE=f(n_h)$ , застосувавши комп'ютерне моделювання.

Для моделювання було застосовано нейромережеву ідентифікаційну модель типу NNARX, що мала входів  $n_u$  та виходів  $n_y$ , кількість сигналів затримки на вході та виході  $l_1=l_2=2$  (на підставі попереднього дослідження пп.3.5.2). Кількість нейронів прихованого шару змінювалася в інтервалі  $n_h=[0..n_y]$ . Результати моделювання у середовищі нейромулятора Neuro Solution наведено на рис. 3.11.

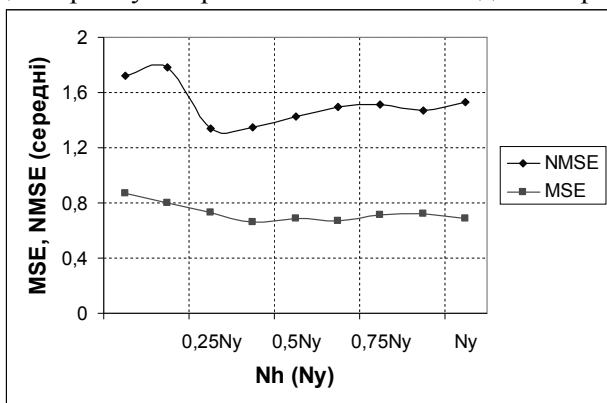


Рис. 3.11. Функція залежності здатності НМ до узагальнення від кількості нейронів прихованого шару (базис НПР, формула 16:  $n_h:8$ )

За результатами моделювання (рис. 3.11) було уточнено, що оптимальна кількість нейронів прихованого шару для модельних структур типу NNARX знаходиться в інтервалі  $(0,25-0,5)n_y$ . Праворуч від зазначеного інтервалу (при подальшому збільшенні  $n_h > n_y$ ) середньоквадратична похибка (MSE) поступово зменшується, а аналогічний показник для узагальнення (NMSE) значно зростає. Останнє говорить про те, що здатність до узагальнення нейромережі за таких умов відповідно зменшується. Аналогічне моделювання у базисах РБФ та ПЗНМ також підтверджує граничне значення кількості нейронів у прихованому шарі у розмірі  $n_h = 0,5n_y$ .

**3.5.4. Дослідження властивостей моделей.** Протягом попередніх етапів моделювання було визначено структуру, обрано методи параметризації (навчання) та досліджено основні робочі параметри для інтелектуальних авторегресійних моделей багатовимірної ідентифікації (глибина регресії, розмір прихованого шару тощо). Тепер на підставі всіх зазначених даних можливо безпосередньо здійснити нейромережеву ідентифікацію ТП збагачення та оцінити її результати.

На рис.3.12-3.14 наведено результати комп'ютерного моделювання процесу ідентифікації ТП збагачення магнетитових кварцитів для трьох стадій та секції в цілому. Моделювання проводилося за допомогою пакету Neuro Solution на підставі вибірки показників Підвденного ГЗК.

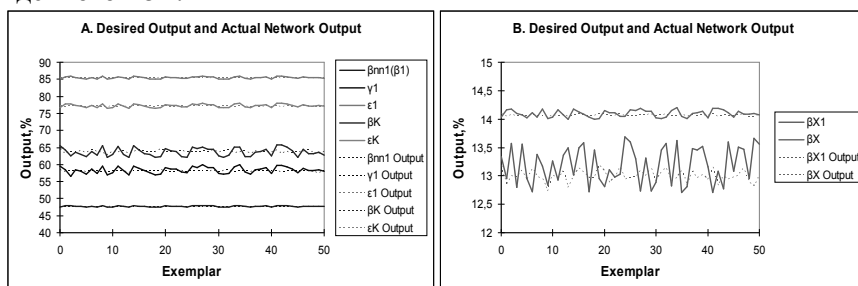


Рис.3.12. Моделювання ідентифікації першої та останньої стадій ТП збагачення (модель NNARX, базис ННР):

А – якісні показники (вміст заліза загального, вихід та вилучення корисного), %; В – втрати у хвостах, %.

Для ідентифікації ТП першої стадії була застосована модель типу NNARX, що реалізовувалася у базисі нейронних мереж прямого розповсюдження (ННР) на основі багат шарового 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). Також для всіх моделей, базисів і стадій використовувався метод навчання за алгоритмом Левенберга (LM).

На другій стадії була застосована модельна структура типу NNARXMAX, яка була запрограмована у базисі НМ на основі радіально-базисних функцій (РБВ). Базова формула НМ: 18-4-8 ( $+l_1=l_2=l_3=2$ ).

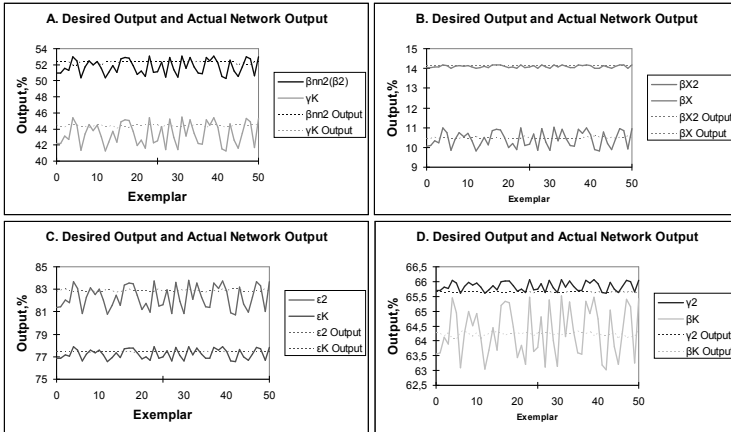


Рис.3.13. Моделювання ідентифікації другої стадії ТП збагачення (модель NNARXMAX, базис RBF):

А – якісні показники (вміст заліза у промпродукті 2-ї стадії, вихід корисного у кінцевому концентраті), %; В – втрати (хвости 2-ї стадії та загальні), %; С – вилучення на 2-й стадії та у кінцевому концентраті, %; D – вихід на 2-й стадії та якість кінцевого концентрату, %.

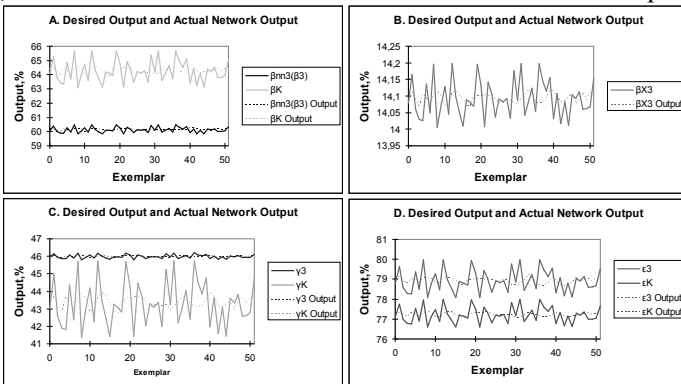


Рис.3.14. Приклад прямого прогнозування підсумкових показників ТП збагачення на підставі ідентифікаційної моделі NNOE у базисі повністю зв'язних нейромереж (ПЗНМ):

А – якісні показники (вміст заліза загального у промпродукті 2-ї стадії та у кінцевому концентраті), %; В – втрати у хвостах 3-ї стадії, %; С – вихід заліза на 3-й стадії та у кінцевому концентраті, %; D – вилучення заліза на 3-й стадії та у кінцевому концентраті, %.

Параметри третьої стадії та всі кінцеві продукти ідентифікувалися на підставі моделі типу NNOE у базисі повністю зв'язних та частково рекурентних неймереж (ПЗНМ). Базова формула НМ: 18-4-8 ( $+l_1=l_2=2$ ).

Також для тестування результатів отриманих багатовимірних ідентифікаційних моделей авторегресії проводилося зворотне інверсне прогнозування окремих якісних показників збагачення, результати якого наведено на рис. 3.15. Методика цих випробувань була повністю аналогічна вищенаведеній з той лише різницею, що входи та виходи моделей типу (3.5-3.11) було відповідно змінено місцями (тобто тепер всі виходи моделі стали входами і навпаки).

Основні статистичні показники етапів прямого та зворотного прогнозування у розрізі всіх неймережевих моделей та стадій ТП зведені до табл. 3.4-3.5.

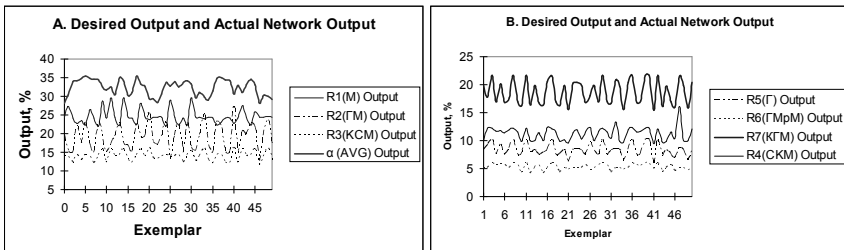


Рис.3.15. Приклад зворотного прогнозування факторів, що збудують, для ТП збагачення на підставі ідентифікаційної моделі NNARX у базисі неймереж прямого розповсюдження (ПЗНМ):

А – прогнозні значення середнього значення масової частки вмісту заліза загального у первинній шихті  $\alpha$ (AVG, %) та співвідношення мінеральних різновидів №1-4;

позначення на легенді:

М – магнетитові кварцити;

ГМ – гематит-магнетитові кварцити;

КСМ – карбонат-сілікат-магнетитові кварцити [113-115], %;

В – прогнозні співвідношення мінеральних різновидів руди за №4-7;

позначення на легенді:

СКМ – сілікат-карбонат-магнетитові;

Г – гематитові; ГМрМ – гематит-мартит-магнетитові;

КГМ – карбонат-гематит-магнетитові кварцити)

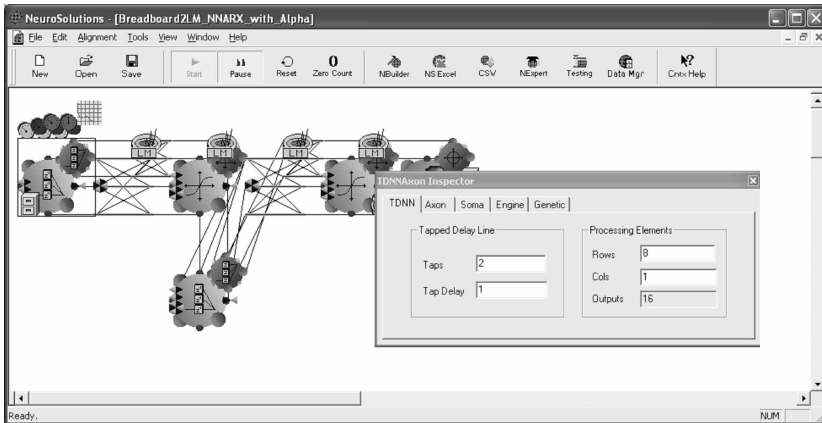


Рис. 3.16. Приклад реалізації модельної структури типу NNARX із базисом НПП у середовищі нейроемулатора Neuro Solutions 5.0 для зворотного прогнозування (формула: 16-4-8 із затримкою  $l_1=l_2=Taps=2$ )

Аналіз результатів комп'ютерного моделювання підтверджує, що для ідентифікації ТП магнітного збагачення залізної руди досить ефективно застосування нейромережових предикторних моделей типу NNARX, NNOE, NNARXMAX. Зазначені моделі в цілому забезпечують задовільну апроксимацію, особливо у випадку незначної амплітуди зміни вихідного сигналу. Накопичена похибка залишається задовільною при більш ніж 50 тактів (кроків) прогнозування (рис. 3.12-3.14). При цьому використання мережі радіального базису в процесі ідентифікації забезпечує мінімальний час навчання системи та гарантує найбільш швидку збіжність. Однак, за рахунок більш низької точності та відповідної здатності узагальнення можливі значні відхилення від необхідних параметрів.

Застосування повністю або частково зв'язних нейромережових структур забезпечує найбільшу точність ідентифікаційної моделі та найкраще узагальнення, але час навчання (швидкість збігу параметризації) при цьому є максимальним.

Ідентифікація на базі прямоспрямованої мережі із застосуванням багат шарового персептрона має порівняльно збалансовані показники адекватності (точності, здатності до узагальнення) та збіжності предикторних авторегресійних моделей відносно зазначених вище структур.



Таблиця 3.4

Зведені статистичні показники на етапі прямого прогнозування

1. Перша стадія, модель NNARX, базис НІПР				
Показники	$\beta_{np1}(\beta_1), \%$	$\beta_{x1}, \%$	$\gamma_1, \%$	$\varepsilon_1, \%$
MSE	1,024717439	0,225188995	0,884834738	0,102838772
NMSE	1,493807662	1,208469062	1,187108862	1,241731716
MAE	0,32981936	0,391300189	0,778730392	0,263471824
Min Abs Error	2,59709E-05	0,004830103	0,011663076	0,00086872
Max Abs Error	0,367995433	1,144182146	2,158560194	0,727065125
2. Друга стадія, модель NNARXMAX, базис РБФ (RBF)				
Показники	$\beta_{np2}(\beta_2), \%$	$\beta_{x2}, \%$	$\gamma_2, \%$	$\varepsilon_2, \%$
MSE	1,762584542	0,357413448	0,964047321	1,240210619
NMSE	2,283273058	1,385939256	2,986835924	1,327755076
MAE	0,91492914	0,642389102	0,210171565	0,938474171
Min Abs Error	0,000927283	0,00048428	0,002054903	0,006927138
Max Abs Error	2,021096125	0,73179363	0,458971624	2,269588745
3. Третя стадія, модель NNOE, базис ПЗНМ				
Показники	$\beta_{np3}(\beta_3), \%$	$\beta_{x3}, \%$	$\gamma_3, \%$	$\varepsilon_3, \%$
MSE	0,694230688	0,00715871	0,014561387	0,351971724
NMSE	1,47960172	1,204498962	1,121031668	1,083884252
MAE	0,233167185	0,05133065	0,101736477	0,497190254
Min Abs Error	0,000204457	0,000105343	0,000464701	0,005981549
Max Abs Error	0,64266803	0,208660988	0,417263098	2,084021001
4. Підсумкові показники секції, модель NNOE, базис ПЗНМ				
Показники	$\beta_{k3}, \%$	$\beta_{k2}, \%$	$\gamma_{k3}, \%$	$\varepsilon_{k3}, \%$
MSE	0,6729506	0,006033101	1,876187531	0,1889517
NMSE	1,137079367	1,857871695	1,096947889	1,107005864
MAE	0,697659074	0,052021702	1,161845925	0,368997024
Min Abs Error	0,008203127	0,000302803	0,006484846	0,008650818
Max Abs Error	2,816034559	0,141562031	4,76899852	1,096887888

**Примітки:** MSE, NMSE – відповідно: середньоквадратична похибка прогнозування (3.17-3.18) та узагальнення (3.23); MAE (Mean Absolute Error) – усереднена абсолютна похибка прогнозування; Min Abs Error – мінімальна абсолютна похибка прогнозування; Max Abs Error – максимальна абсолютна похибка прогнозування.

Таблиця 3.5

Зведені статистичні показники на етапі зворотного прогнозування (модельна структура NNARX, базис НІР)

Показники	$\alpha$ , %	$R_1(M)$ , %	$R_2(ГМ)$ , %	$R_3(КСМ)$ , %	$R_4(СКМ)$ , %
MSE	4,5489	0,14002	0,01998	0,01247	0,01226
NMSE	1,3793	14,11564	1,34871	1,69120	1,94355
MAE	1,9768	0,11901	0,11141	0,09185	0,09400
Min Abs Error	0,0153	0,00333	0,00257	0,00686	0,00153
Max Abs Error	6,0189	0,24480	0,28616	0,34037	0,24339

Однокрокові предиктори типу NNARX, NNARXMAX в цілому підтвердили свою здатність у здійсненні задовільної екстраполяції на один такт наперед, про що свідчить кореляційний аналіз, здійснений на підставі дослідження коефіцієнта детермінації (рис. 3.17). Багатокроковий регресор типу NNOE для умов ТП збагачення обмежується 2-3 відліками (тактами) прогнозу. Надалі коефіцієнт детермінації різко зменшується, що свідчить про неадекватність подальшого прогнозування вже при  $R^2 < 0,7$ .

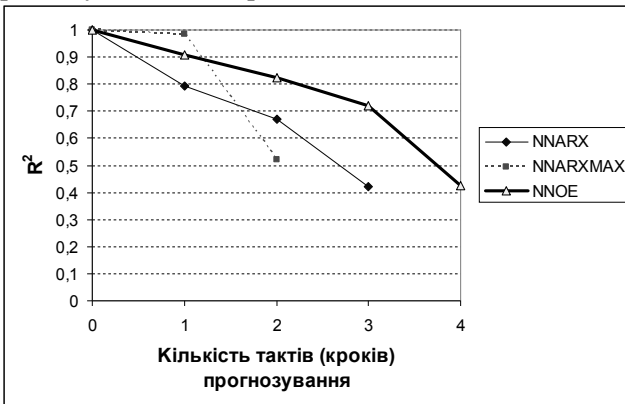


Рис. 3.17. Типова кореляційна залежність коефіцієнта детермінації  $R^2$  від глибини прогнозування для різних моделей

У цілому слід зазначити, що всі вищезазначені моделі достатньо добре визначають якісні тенденції зміни параметрів ТП збагачення, а, при дотриманні певних умов, дозволяють визначати більшість кількісних показників стадій переділу із задовільною точністю.

### 3.5.5. Тестування отриманих моделей на нелінійність.

Із досліджень попередників [20, 26-29 та ін.] відомо, що більшість ТП збагачення є суттєво нелінійними об'єктами. Тому отримані багатовимірні моделі типу (3.5-3.11) в умовах ТП РЗФ слід протестувати на нелінійність.

Основними умовами лінійності систем є виконання принципів суперпозиції (3.39) та гомогенності (3.40) системи [9]:

$$y(k) = G(\varphi_1(k) + \varphi(k)) = G(\varphi_1(k)) + G(\varphi(k)), \quad (3.39)$$

$$y(k) = G(a\varphi(k)) = aG(\varphi(k)), \quad (3.40)$$

де  $\varphi_1, \varphi_2, \varphi$  – довільні послідовності вихідних сигналів;  $G(\cdot)$  – відображення, що реалізує система (для нашого випадку  $G(\cdot) = NN(\cdot)$ ) на підставі виразів (3.4-3.11);  $a$  – довільна константа.

Згідно з методикою достатньо провести тестування системи за будь-яким із каналів двома сигналами  $u_1, u_2$ , що сформовані у відповідності до виразу

$$u_2(k) = cu_1(k), \quad c = const. \quad (3.41)$$

Достатньою умовою лінійності системи буде:

$$\left[ r(k) = \frac{y_2(k) - D}{y_1(k) - D} \right] = c, \quad (3.42)$$

де  $r(k)$  – значення поточної реакції системи;  $y_1, y_2$  – відповідні значення виходів системи при впливах  $u_1, u_2$ ;  $D$  – значення реакції системи в усталеному режимі (при нульовому вихідному сигналі).

На підставі наведеної методики було проведено тестування багатовимірних інтелектуальних моделей типу (3.5-3.11) за каналами:

- 1) «продуктивність на вході»-«продуктивність на виході»;
- 2) «продуктивність на виході»-«якість концентрату».

Результати тестування для моделі типу NNOE наведено на рис. 3.18. За першим каналом добре помітно (рис. 3.18А-В), що реакція системи на 20% зменшення продуктивності на вході по руді призведе до зменшення вихідної продуктивності на 4-16% (в залежності від властивостей вихідної шихти). Для 50% зміни вихідної продуктивності відповідна реакція становить 38-44% (на виході 3-ї

стадії). У свою чергу підвищення якості концентрату на 1% (рис. 3.18С-D, другий канал) можливе за умов падіння продуктивності на виході приблизно на 12-14%. Аналогічне тестування для інших моделей (NNARX, NNARXMAX) дає схожі результати.

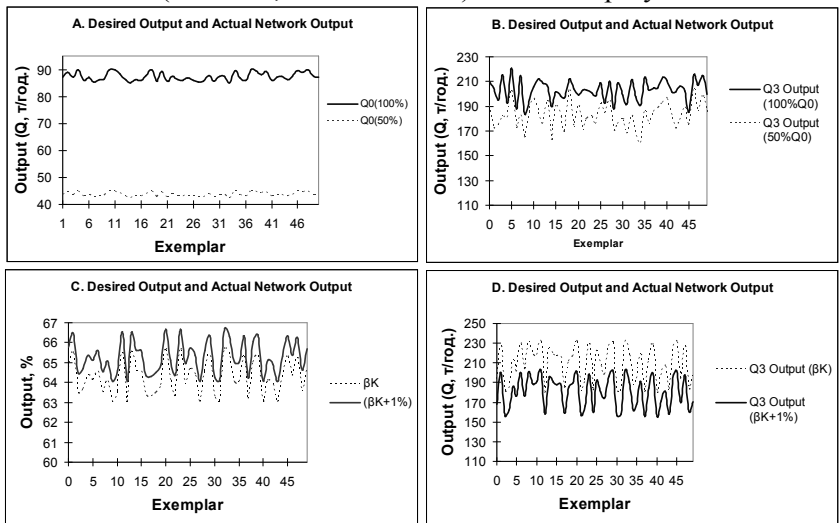


Рис. 3.18. Демонстрація нелінійних властивостей багатовимірних авторегресійних моделей:

А – уставка за продуктивністю по руді відносно режимного значення параметру  $Q_0$  (100% та 50%), т/год.;

В – відповідна зміна (реакція) продуктивності секції після 3-ї стадії, т/год.;

С – уставка за якістю кінцевого концентрату (збільшення масової частки заліза загального на 1%), %;

Д – відповідна зміна (реакція на збільшення якості) загальної продуктивності секції після 3-ї стадії, т/год.

Отже, на підставі результатів досліджень із застосуванням вищенаведеної методики (3.39-3.42) було зроблено узагальнення, що отримані інтелектуальні моделі в цілому вірно відображають нелінійну динаміку в умовах ТП збагачення. Це підтверджує суттєво нелінійний характер процесів збагачення, що збігається з даними періодичних випробувань рудо-іспитових лабораторій (РІЛ) при ГЗК та результатами робіт багатьох попередників [20, 25-29, 37 та ін.].

### 3.6. Перспективи застосування інтелектуальних моделей ідентифікації для ТП збагачення

Дослідження та моделювання процесу інтелектуальної ідентифікації із застосуванням авторегресійних моделей типу (3.5-3.11) довели їх адекватність, що обумовлює можливості практичного застосування подібних підходів в галузі збагачення. На думку автора, таке застосування потенційно можливо здійснити за такими двома напрямками.

1. Створення статичних моделей у складі систем підтримки прийняття рішень (СППР) для прямого та зворотного прогнозування показників роботи секцій РЗФ (рис. 3.19).

2. Створення динамічних моделей для ідентифікації та керування технологічною лінією (секцією) РЗФ у режимі реального часу (рис.3.20).

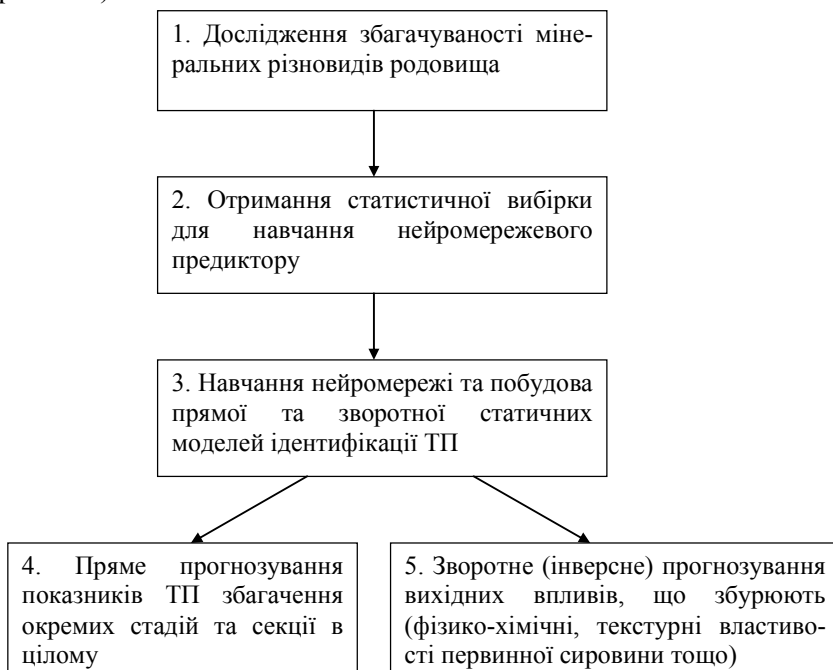


Рис. 3.19. Блок-схема побудови та застосування статичної інтелектуальної моделі

Прямі статичні моделі можна застосовувати для виявлення якісних тенденцій можливих змін у ході ТП у випадку коливань властивостей вихідної сировини та прогнозування основних показників збагачення за стадіями (продуктивність секції в цілому та за окремими стадіями, масова частка вмісту заліза загального та магнітного у проміжних продуктах стадій та кінцевому концентраті, втрати заліза у хвостах сумарних та за окремими стадіями, вихід та вилучення заліза у кінцевому концентраті та промпродуктах окремих стадій тощо).

Зворотні (інверсні) моделі допоможуть фахівцям (технологам, диспетчерам) прогнозувати значення вихідних впливів, що збурюють (вміст корисного у первинній руді, співвідношення мінеральних різновидів у шихті, її фізико-хімічні та морфологічні властивості тощо).

Первинною інформацією для створення статичних моделей, їх навчання (параметризації) можуть бути: дослідження збагачуваності мінеральних родовищ або безпосередній збір даних у ході ТП. З точки зору точності прогнозування означених моделей збір даних протягом ТП менш точний тому, що частину даних необхідно суміщати в часі із геологічною інформацією (наприклад, майже всі дані за складом та властивостями мінеральних різновидів у шихті). Більш точні моделі можливо сформувати за даними досліджування збагачуваності родовищ [130-131] при умові наявності необхідного обсягу статистичної вибірки (3.12).

Динамічні ідентифікаційні моделі можуть бути застосовані для створення інтелектуальних систем автоматизованого керування ТП збагачення, заснованих на нейроуправлінні [93, 154-159, 162-163].

На відміну від статичних моделей (рис. 3.19) статистична вибірка для навчання динамічних нейромережових структур типу (рис. 3.20) створюється та постійно поповнюється практично на основі даних, зібраних у ході ТП (блоки 1-2). Виключенням може бути лише процес первинного створення БД, де також можуть бути задіяні дані досліджень збагачуваності родовища.

Блок №3 здійснює процедуру оперативного аналізу технологічної інформації. Більшість такої інформації поступає із датчиків (наприклад, грансклад, продуктивність, якість тощо). Але є частина даних, які практично складно оперативно вимірювати із технічних,

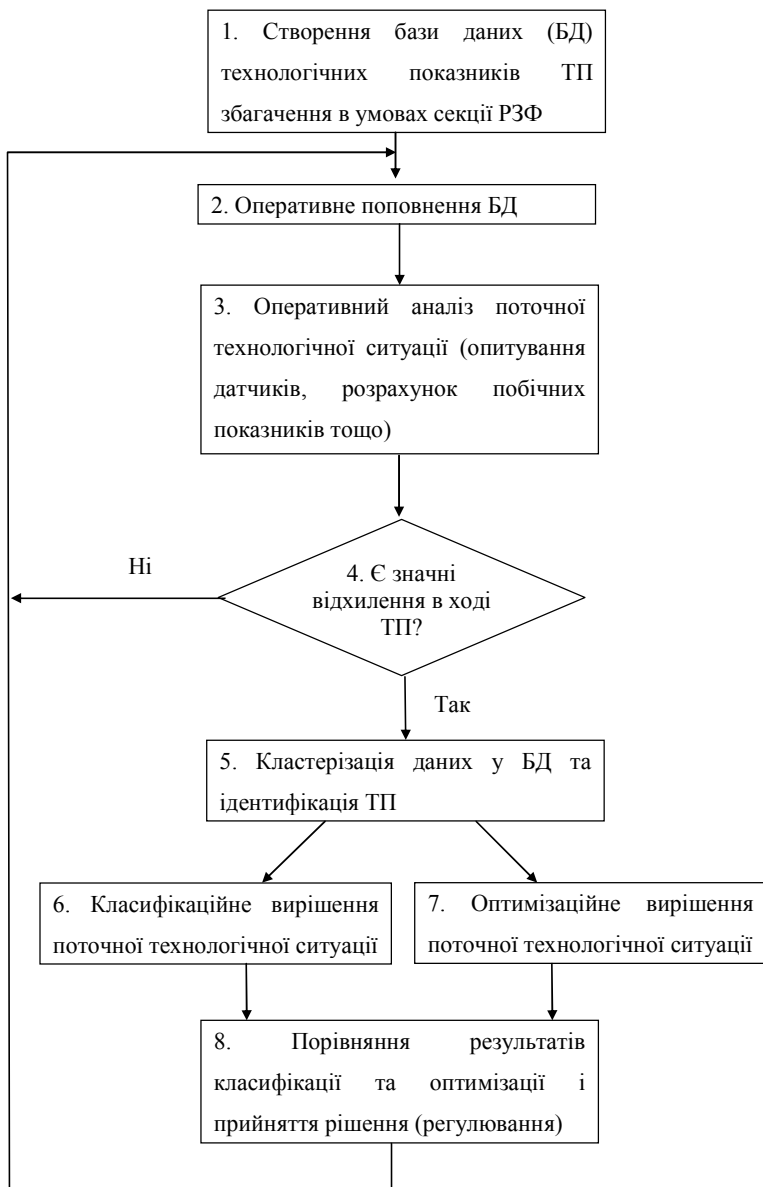


Рис. 3.20. Блок-схема динамічної інтелектуальної моделі

технологічних або економічних міркувань (наприклад, властивості первинної сировини у шихті). Тому такі показники можливо обчислювати непрямыми методами або прогнозувати із застосуванням інверсної динаміки.

У блоці №4 виконується перевірка необхідності активного втручання у хід ТП (за принципом “особливих” ситуацій або станів [117-118]). Критерієм цього є наявність порівняльно великих відхилень від планових показників роботи секції збагачення (перш за все за продуктивністю, якістю та втратами). Якщо такі відхилення в межах певної норми (означеної точності), то алгоритм зациклюється на блоці №2. В іншому випадку (наявності значних відхилень) здійснюються процедури активного втручання у хід ТП (регулювання) за допомогою блоків 5-8.

Для здійснення навчання нейромережевої структури в процесі ідентифікації (блок №5) попередньо здійснюється процедура класифікації БД, де із загального обсягу даних відбираються тільки найбільш близькі кластери до поточної технологічної ситуації. Обсяг та вимоги до такої вибірки визначаються виразами (2.16), (3.12). Далі здійснюється процедура інтелектуальної ідентифікації поточної ситуації ТП із застосуванням моделей (3.5-3.11).

У подальшому аналізуються два шляхи роботи алгоритму (рис. 3.18). У блоці №6 здійснюється пошук кращого вирішення за методом класифікації (класифікаційного керування). Тобто із кластеру обирається таке значення вектору стану (траєкторії), яке забезпечує максимальну близькість до поточних значень параметрів ТП. У такому випадку відповідно будуть відомі (на підставі історії з БД) всі вихідні показники подальшого розвитку ТП. Такий підхід обґрунтований в роботах [61, 164, 176].

Паралельно процедурі класифікації здійснюється процедура пошуку оптимального рішення у блоці №7 на підставі застосування алгоритмів багатofакторної оптимізації [4, 114, 175, 177-178].

У блоці №8 спочатку здійснюється порівняння потенційних результатів можливого керування із застосуванням класифікаційного (блок №6) або оптимального (блок №7) підходів. На підставі порівняння здійснюється процес автоматизованого прийняття рішення, що полягає у можливості здійснення регулювання параметрів ТП на підставі класифікаційного або оптимального керування (обрати



краще). Необхідно зазначити, що у даному випадку процес прийняття рішення може бути здійснений у автоматизованому режимі (тобто з участю людини-оператора) або в автоматичному. В подальшому на підставі прийнятого рішення здійснюється безпосередньо регулювання параметрів ТП та алгоритм поновлюється, починаючи з блоку №2.

Отже, загалом результати проведених досліджень дозволяють стверджувати, що у межах цього розділу було встановлене та успішно вирішене завдання здійснення багатовимірної інтелектуальної ідентифікації (структурної та параметричної) для ТП збагачення магнетитових кварцитів в умовах РЗФ ГЗК на підставі застосування нейромережевої технології. Найбільш важливі результати дослідження за розділом зведені до наступного.

### **3.7. Висновки до третього розділу**

1. З використанням методу математичної індукції на підставі відомих одновимірних дискретних моделей отримано вдосконалений опис для випадку багатовимірних та багатозв'язних систем (на прикладі ТП збагачення залізної руди), який може бути представлений у розгорнутій формі математичного рівняння або у множинній та транспонованій векторно-матричній формі, що дозволяє формалізувати опис складних нелінійних технологічних об'єктів з метою їх подальшої ідентифікації.

2. 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 можна застосувати для ідентифікації складних багатозв'язних систем (зокрема, збагачення магнетитових кварцитів).

3. З метою уніфікації наукових підходів синтезу ІСК адаптовано існуючу методологію інтелектуальної нейромережевої ідентифікації для умов ТП збагачення, де висунуто вимоги щодо проведення пасивного експерименту для формування статистичної вибірки, обґрунтовано вибір модельних структур, обрано потенційно можливі методи навчання (параметризації), визначена процедура верифікації, шляхом комп'ютерного моделювання встановлено основні аналітичні параметри модельних структур:

- необхідна глибина регресії за методом коефіцієнтів Ліпшица у 2-4 сигнали на вході та виході;

- кількість нейронів прихованого шару у 50% від обсягу сигналів на виході.

4. На підставі застосування методів комп'ютерного моделювання здійснене дослідження властивостей багатовимірних моделей типу NNARX, NNARXMAX, NNOE з різними базисами реалізації в умовах ідентифікації ТП збагачення, що дозволило встановити наступне:

- застосування базису РБФ забезпечує найбільшу швидкість збігу параметризації (30-200 ітерацій) при порівняно найгірших показниках адекватності ( $MSE=0,8-1,9$  абс;  $NMSE = 1,9-2,13$  абс);

- використання базису НПП забезпечує середні показники швидкості збігу (170-570 ітерацій) та адекватності ( $MSE=0,78-1,2$  абс;  $NMSE=1,45-1,96$  абс);

- найкращу адекватність ( $MSE=0,72-1,1$  абс;  $NMSE=1,2-1,8$  абс) забезпечують моделі у базисі ПЗНМ, при цьому збіжність моделей найгірша (260-840 ітерацій);

- багатовимірні авторегресійні моделі типу NNARX, NNARX-MAX дозволяють робити адекватні прогнози у середньому на один крок, NNOE – на 3-4 кроки.

5. Зроблено тестове дослідження отриманих багатовимірних моделей на нелінійність із застосуванням принципів суперпозиції та гомогенності систем, яке підтвердило їх суттєво нелінійний характер, а також обґрунтований інтервал дискретизації в умовах технологічної лінії (секції) збагачення, що становить 30 хвилин на один відлік з урахуванням властивостей інерційності процесу та на підставі застосування методу постійних часу окремих локальних ТП збагачення.

6. Основним теоретичним результатом зазначених досліджень є вдосконалення математичної моделі ТП секції збагачення магнетитових кварцитів у дискретному вигляді, яка відрізняється тим, що цільову функцію сформовано на підставі нейромережевої багатовимірної ідентифікації, що надає властивості узагальнення (накопичення досвіду) та робастності (стійкості до зміни характеристик ТП у визначених межах).

7. Практичні результати дослідження інтелектуальних моделей ідентифікації, що у підсумку були систематизовані у вигляді уніфікованої методики, дозволили визначити сфери їх потенційного застосування для збагачувальної галузі на підставі статичних прогнозуючих моделей та динамічних структур для автоматизації керування секціями РЗФ.

## **4. РОЗРОБКА ТА ПРОГРАМНО-ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ АВТОМАТИЗОВАНОГО КЕРУВАННЯ КОМПЛЕКСОМ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ РЗФ**

### **4.1. Розробка нейромережних структур для реалізації інтелектуального керування процесом збагачення в умовах багатовимірності**

Попередні дослідження показали можливість застосування нейрокерування для локальних ТП у найпростішому випадку реалізації одноканальних систем. Як було показано вище, параметризація (навчання) таких систем може проводитись на підставі застосування добре відомих та апробованих на практиці еталонних моделей. На відміну від цього, у випадку більш системного розглядання ТП збагачення як складної багатозв'язної системи, виникає проблема побудови відповідної багатоканальної математичної моделі.

Ретроспективний аналіз робіт попередників свідчить про практичну відсутність добре обґрунтованих детермінованих моделей для ТП збагачення магнетитових кварцитів для загального випадку багатоканальності. Тому переважна більшість досліджень була спрямована на розробку адаптивних систем, застосування методів ідентифікації із застосуванням регресійних моделей, МГУА тощо [9, 52-55, 59, 93, 179-180 та ін.].

Перевагами застосування підходів нейрокерування для подібних об'єктів типу МІМО (Multiple Input Multiple Output – множина входів та множина виходів) є те, що наявність математичної моделі об'єкту не є обов'язковою попередньою умовою. При цьому реалізація багатоканальних систем інтелектуального керування нелінійними об'єктами може достатньо успішно здійснюватися на підставі звичайних схем інверсної динаміки із спеціалізованим і навіть узагальненим навчанням на даних пасивного або імітаційного експерименту [14].

Із урахуванням вищезазначеного для реалізації більш складних – багатоканальних систем інтелектуального керування ТП збагачення були зроблені такі припущення.

1. Існує можливість отримання шляхом активного, пасивного чи імітаційного експерименту певного набору статистичних показників

роботи системи у форматі: «векторний вхід»- «векторний вихід» ( $u \rightarrow y$ ).

2. Припустимо, що також відомі оптимальні значення всіх можливих уставок (тобто значення вектора  $u^*$ ) протягом усього інтервалу моделювання  $t=[0 \dots T_m]$ , за яких в системі досягаються необхідні значення вектору виходу  $y^*$ .

3. Якщо зазначені оптимальні значення уставок змінюються у часі (навіть на кожному кроці роботи системи), то вважається, що відомі всі траєкторії зміни таких параметрів у вигляді певних нелінійних функцій типу  $y^*=f[u^*(t)]$  або  $u^*=f^1[y^*(t)]$ .

Принципи визначення оптимальних значень уставок  $u^*$  та траєкторій їх змін  $f(t)$ ,  $f^1(t)$  можуть бути реалізовані на підставі застосування поєднання інтелектуальних методів та технологій прогнозування, оптимізації та класифікації. Конкретні алгоритми реалізації такого підходу будуть розглянуті в наступних розділах. Теоретичні підстави для застосування таких технологій наведено в роботах [60-65, 164, 181, 188-189].

З урахуванням зроблених вище припущень завдання побудови багатоканальної (МІМО) інтелектуальної системи керування ТП збагачення можна звести до проблеми спостереження. Тобто багатоканальна система повинна протягом усього часу моделювання ( $T_m$ ) підтримувати оптимальні значення уставок та/або відслідковувати й витримувати зміну відповідних траєкторій дрейфу  $u^*$ .

У роботах [20, 24] було визначено перелік потенційних каналів керування для ТП збагачення магнетитових кварцитів. На підставі цього для подальшого моделювання інтелектуального постадійного керування процесом було обрано такі канали (табл. 4.1).

Отже, для кожної з трьох стадій ТП збагачення необхідно промодельовати роботу трьох каналів для регулювання співвідношення «руда-вода» шляхом зміни витрат води в локальних процесах подрібнення, класифікації та магнітної сепарації. У якості вихідних параметрів та уставок беруться постадійні значення вмісту корисного компонента (заліза загального та/або магнітного) у промпродукті або концентраті та значення вихідної продуктивності секції за промпродуктом (концентратом). Решту контрольованих параметрів ТП (наприклад, вхідна продуктивність по руді  $Q_0$ , втрати корисного у хвостах  $\beta_{XB}$  та інші чинники) будемо вважати такими, що підтриму-

ються режимно у визначених межах згідно з існуючою технологічною картою. Такий підхід в процесі моделювання буде відповідати поширеним критеріям типу (2.1-2.2).

Таблиця 4.1

Перелік каналів керування для моделювання за стадіями

№ стадії	Впливи керування	Вихідні сигнали (показник)	Уставки
			Головні збурення
I	$u_1^I \rightarrow B_{M1}$ – витрати води при подрібненні, т/год.; $u_2^I \rightarrow B_{K1}$ – витрати води при класифікації, т/год.; $u_3^I \rightarrow B_{C1}$ – витрати води при сепарації, т/год.	$y_1^I \rightarrow \beta_{m1}$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^I \rightarrow Q_1$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^I \rightarrow \beta_{m1}^*$ ; $y_{r2}^I \rightarrow Q_1^*$ .
			Співвідношення різновидів у первинній шихті: $\bar{V} = \{\xi_i\}$
II	$u_1^{II} \rightarrow B_{M2}$ – витрати води при подрібненні; $u_2^{II} \rightarrow B_{K2}$ – витрати води при класифікації (гідроциклон); $u_3^{II} \rightarrow B_{C2}$ – витрати води при сепарації.	$y_1^{II} \rightarrow \beta_{m2}$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^{II} \rightarrow Q_2$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^{II} \rightarrow \beta_{m1}^*$ ; $y_{r2}^{II} \rightarrow Q_2^*$ .
			$\bar{V} = \{\xi_i\}$
III	$u_1^{III} \rightarrow B_{M3}$ – витрати води при подрібненні; $u_2^{III} \rightarrow B_{K3}$ – витрати води при класифікації (гідроциклон); $u_3^{III} \rightarrow B_{C3}$ – витрати води при сепарації.	$y_1^{III} \rightarrow \beta_K$ – вміст корисного в промпродукті, %; $y_2^{III} \rightarrow Q_K$ – продуктивність стадії за промпродуктом, т/год.	$y_{r1}^{III} \rightarrow \beta_K^*$ ; $y_{r2}^{III} \rightarrow Q_K^*$ .
			$\bar{V} = \{\xi_i\}$

**4.1.1. Реалізація та дослідження властивостей інтелектуальних багатоканальних ІСК.** Дослідження [155-156, 162-163] довели можливості та доцільність застосування одноканальних регуляторів в умовах локальних ТП збагачення магнетитових кварцитів (подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо). При цьому найбільш вдалою була схема із одночасним застосуванням нейроконтролера та нейроемулятора на підставі спеціалізованого навчання. Подальший аналіз показав, що аналогічні підходи можливо застосувати у випадку реалізації багатоканальних регуляторів.

Для реалізації багатоканальної інтелектуальної моделі нейрокерування ТП застосуємо модифікований аналог схеми з емулятором і контролером на основі методу спеціалізованого навчання в оперативному (On-Line) режимі [155-156, 162-163]. Саме цей підхід, як було доведено, показав кращі результати для одноканальних систем з еталонною моделлю. Тому для реалізації багатоканальної моделі нейрокерування представимо кожен етап збагачення окремою схемою, що реалізує 3 канали керування. Після параметризації (навчання) кожної такої схеми та їх послідовного об'єднання отримуємо таку структуру багатоканальної ІСК ТП збагачення (рис. 4.1).

Кожний канал містить окремо нейроемулятор та нейроконтролер, які параметризуються (навчаються) відповідно на підставі прямої та зворотної (інверсної) моделі об'єкту керування (стадії переділу).

У роботі було проведено комп'ютерне моделювання роботи вищенаведеної багатоканальної інтелектуальної системи керування. Основні результати моделювання наведено на рис. 4.2-4.3. Дослідження здійснювалося за методикою, яка наведена авторами [14]. При цьому було здійснено три серії обчислювальних експериментів:

- 1) робота в звичайному (номінальному) режимі;
- 2) робота в умовах наявності випадкових збурень в каналах;
- 3) робота в умовах зміни параметрів контролерів за наявності обмежень типу «насичення» при застосуванні узагальненого та спеціалізованих способів параметризації (навчання).

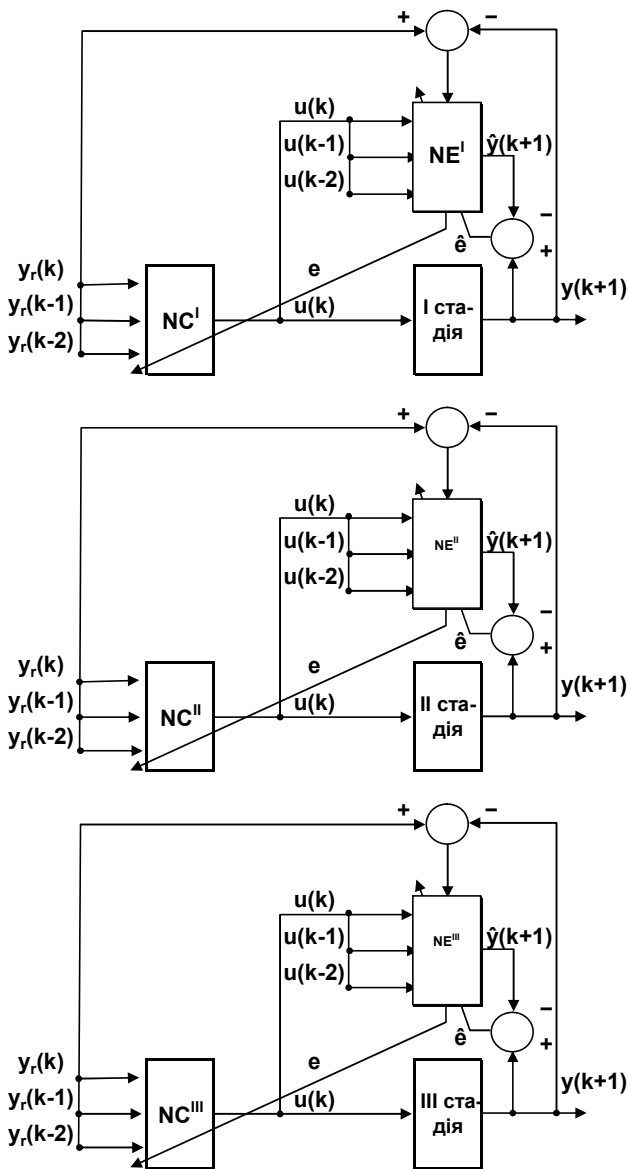


Рис. 4.1. Структурна схема багатоканальної ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів



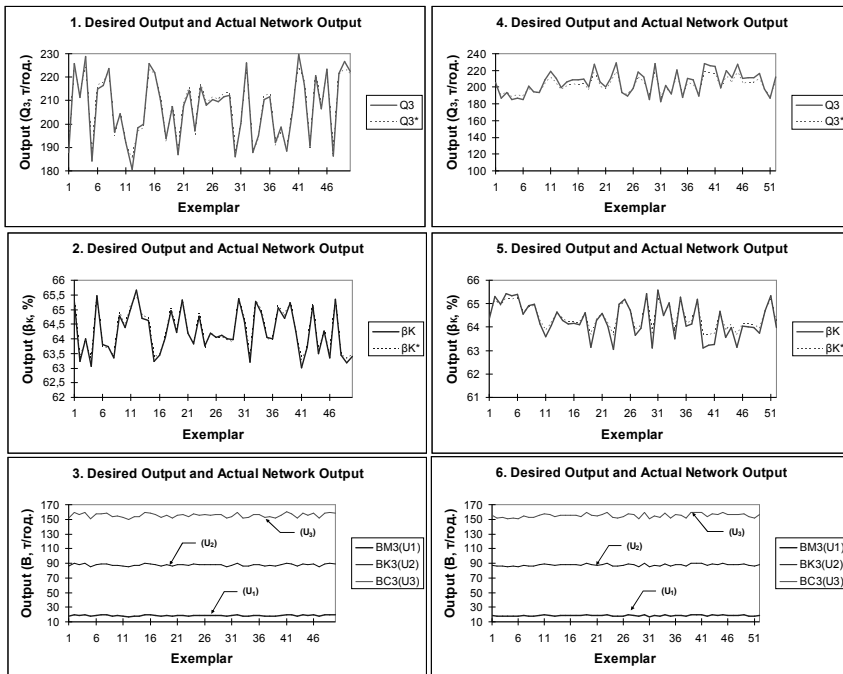


Рис. 4.2. Результати тестування роботи багатоканальної ІСК при різних режимах її роботи (для 3-ї стадії ПівдГЗК):

1–3) робота в звичайному (номінальному) режимі;

4–6) робота в умовах наявності 10% випадкових збурень в каналах.

За результатами комп'ютерного моделювання трьох каналів керування в номінальному режимі та за наявності збурень на рівні 10% система продемонструвала достатньо якісну роботу (рис. 4.2). 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.

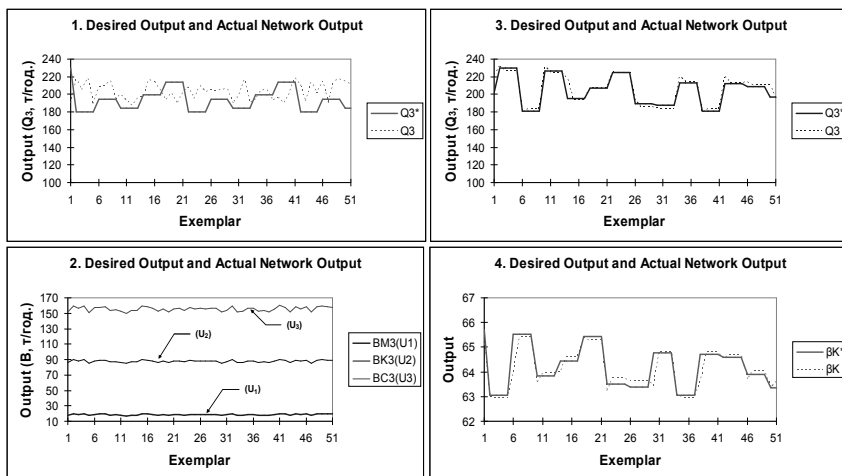


Рис. 4.3. Результати моделювання роботи ІСК в умовах зміни параметрів контролерів (для показників 3–ї стадії ПівдГЗК):

- 1–2) узагальнене (OFF-LINE) навчання;
- 3–4) оперативне (ON-LINE або спеціалізоване) навчання.

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 «зривався» на рівні 80%. При цьому, як помітно з рис. 4.3, при застосуванні узагальноної (OFF-LINE) процедури параметризації інтелектуальних контролерів якість роботи системи в цілому є незадовільною (уставки погано відпрацьовуються). Разом з цим, застосування оперативного (ON-LINE) навчання дозволяє досягти задовільних результатів керування з наявністю невеликого перерегулювання на рівні 4%.

Слід також зазначити, що подібні результати комп'ютерного моделювання інших стадій збагачення (зокрема, першої та другої), проведені автором, дають схожі або навіть дещо кращі результати.

**4.1.2. Розробка комбінованої багатоканальної інтелектуальної системи на основі класифікації та інвентно-прогнозуючого керування в умовах ТП збагачення.** Результати тестування інтелектуальних систем довели можливості їх застосування в умовах ТП збагачення. Разом із цим, для забезпечення їх функціонування необхідно визначення оптимальних (квазіоптимальних) значень уставок або/та тенденцій зміни їх траєкторій. Як вже зазначалося вище та у попередніх розділах, визначення необхідних значень уставок доцільно здійснювати шляхом поєднання таких достатньо відомих підходів (стратегій).

1. Класифікаційного керування, що ґрунтується на підставі постійного накопичення бази даних (БД) історії зміни технологічних показників, їх групування (кластеризації) та визначення значення уставки за мірою близькості (схожості) до поточних значень векторів: входу, виходу та внутрішніх показників [42, 62-63, 164, 181 та ін.].

2. Оптимальне керування, що вимагає побудову загального функціоналу мети для системи та застосування методів глобальної оптимізації [8, 22, 37, 114-115, 182-184 та ін.].

Проаналізуємо потенційні переваги та недоліки обох підходів й обґрунтуємо необхідність та можливість їх раціонального поєднання в ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів.

Головними перевагами класифікаційного підходу є їх потенційно висока швидкодія за рахунок використання відомих методів кластеризації та розпізнавання образів (наприклад, нейромережевої класифікації). Недоліком є невисока точність (обране рішення обов'язково буде оптимальним і, навіть, квазіоптимальним). Також застосування підходу не завжди гарантує результат. Останнє може бути за таких випадків:

- на початку роботи системи, коли база даних показників технологічних ситуацій досить мала;
- у разі, коли необхідна (схожа) комбінація параметрів (кластер) ще не зустрічався в процесі експлуатації ІСК;
- при зміні технологічної схеми, режимної карти, наявності значних збурень властивостей первинної сировини (руди, шихти, кількості і співвідношення мінеральних різновидів тощо).

Оптимізаційні підходи у випадку багатовимірної функції мети з одного боку також характеризуються недоліками, що обумовлені:

- складністю отримання достатньо адекватної математичної моделі ТП, що характерно для більшості інерційних процесів (зокрема, збагачення);
- поганою обумовленістю оптимізаційного завдання (наявності значної кількості локальних екстремумів), що виникає у разі застосування відомих методів ідентифікації багатовимірних систем (зокрема, регресивних моделей, рівняння Вінера-Хопфа, МГУА та самоорганізації, штучних нейронмереж тощо) та значно обмежує застосування відомих методів багатовимірної оптимізації;
- повільною швидкістю збіжності обчислювального процесу при оптимізації у більшості випадків.

З іншого боку, у випадку можливості побудови математичної моделі та вдалого вибору алгоритму (методу) пошуку екстремуму, це дає можливість точного вирішення завдання керування, що дозволяє визначати дійсно оптимальні (квазіоптимальні) уставки з певними обмеженнями.

Ураховуючи відомі переваги та недоліки вищезазначених підходів для реалізації багатоканальної ІСК ТП збагачення залізної руди, пропонується підхід, що заснований на поєднанні класифікаційного та оптимізаційного алгоритмів.

Застосувавши системний підхід, запропонований в [6], багатостадійний процес збагачення магнетитових кварцитів (залізної руди) можна представляти у вигляді трьохрівневої ієрархічної системи. Адаптована структура багатоканальної ієрархічної ІСК ТП РЗФ на основі системного поєднання підходів нейрокерування, класифікації та оптимізації представлена на рис. 4.4. Зазначена схема демонструє підпорядкованість окремих підсистем та основні системні зв'язки у складі багатоканальної ІСК.

На рис.4.4 прийнято такі умовні позначення:  $i \in \mathfrak{S}$  ( $i=1, \dots, N_s$ );  $N_s \in \mathfrak{S}$  – кількість стадій ТП збагачення;  $OK_{ij} \in \mathfrak{R}$  –  $j$ -й об'єкт (канал) керування  $i$ -ї стадії для локальних ТП (наприклад, подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо),  $j \in \mathfrak{S}$ ,  $j=1, \dots, k_i$ ;  $k_i \in \mathfrak{S}$  – 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  $OK_{ij}$ ;  $Y_{ij}^3 \in \mathfrak{R}$  – вектор завдань вихідних характеристик (уставок)  $OK_{ij}$ ;  $ТП^*_i$  – комплекс всіх локальних ТП  $i$ -ї стадії;  $V^*_i \in \mathfrak{R}$  – вектор головних впливів збурення  $ТП^*_i$ ;  $Y^*_i \in \mathfrak{R}$  – вектор вихідних характеристик  $ТП^*_i$ ;  $X^*_i$  – вектор інформаційних параметрів про поточний стан комплексу  $ТП^*_i$ ;  $Y^{*3}_i \in \mathfrak{R}$  – вектор завдань (уставок) для вихідних характеристик  $ТП^*_i$ ;  $HE^*_i$  – нейроемулятор (прогнозуюча математична модель або предиктор) для комплексу ТП  $i$ -ї стадії.

У структурі відокремлюються три головних рівня керування: 1) локальними режимним 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 ( $OK_{11}$ ) – співвідношення «руда-вода»; другий канал ( $OK_{12}$ ) – продуктивність млина на виході (при розвантаженні);  $V_{11} = \{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) вхідного продукту}\}$ ;  $V_{12} = \{\text{фізико-хімічні та петрографічні властивості руди}\}$ ;  $Y_{11}$ ,  $Y_{12} = \{\text{гранулометричний склад (усереднена крупність) промпродукта, продуктивність за промпродуктом, вихід готового класу}\}$ ;  $U_{11} = \{\text{витрати води до млина}\}$ ;  $U_{12} = \{\text{вхідна продуктивність по руді}\}$ ;  $X_{11} = \{\text{вміст твердого у середині млина}\}$ ;  $X_{12} = \{\text{усі режимні показники роботи млина}\}$ . 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:  $V^*_i = V_{11} \cup V_{12}$  ( $\cup$  – операція логічного поєднання зазначених векторів);  $Y^*_i = \{\text{якість промпродукту за вмістом корисного компоненту, продуктивність на виході стадії}\}$ ;  $X^*_i = X_{11} \cup X_{12}$ .

Ідея підходу полягає у застосуванні комбінованого алгоритму із поєднанням підходів класифікаційного та оптимального керування з метою забезпечення прискорення процесу прийняття рішення в багатоканальній ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів. Головні особливості реалізації такої ієрархічної системи полягають в наступному.

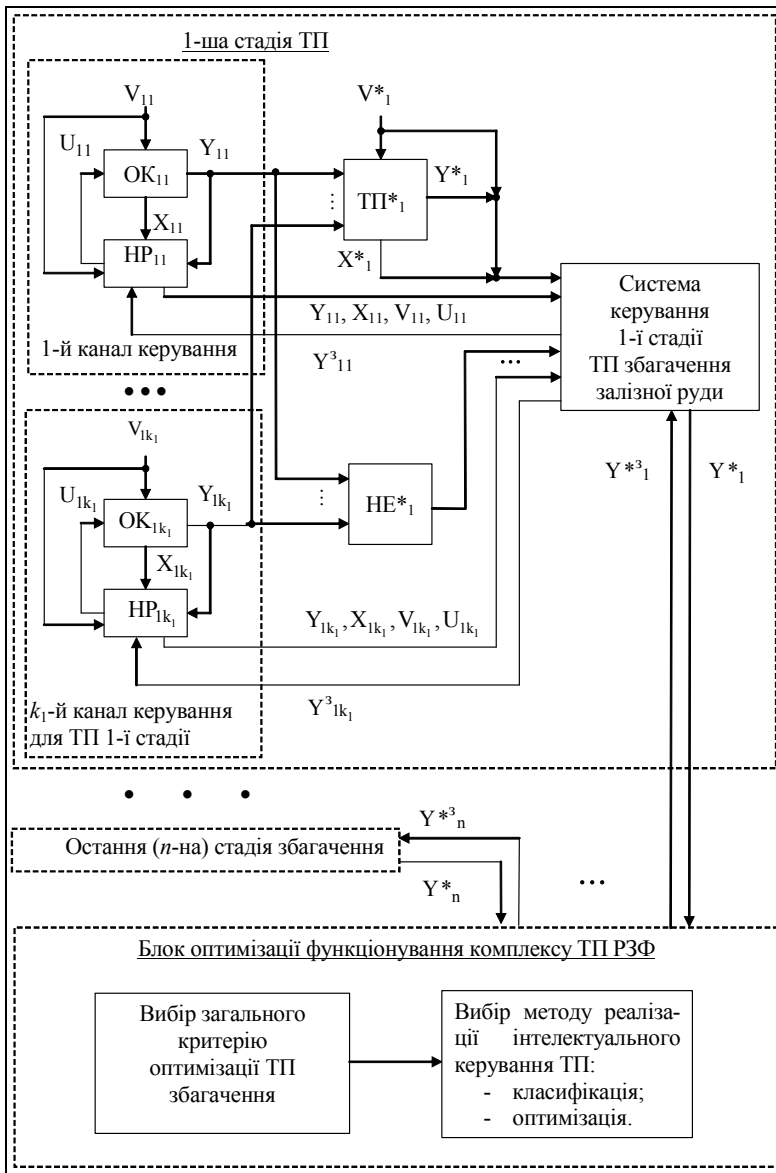


Рис. 4.4. Схема комбінованої багатоканальної ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів (класифікаційно-оптимальне керування)

Верхнім рівнем системи на кожній стадії збагачення в блоці оптимізації функціонування комплексу ТП РЗФ постійно в кінці наступного кроку дискретного часу здійснюється інтелектуальний аналіз поточного стану об'єкту керування. На підставі узгодженого аналізу показників усіх стадій збагачення здійснюється визначення уставок (завдань) для систем керування відповідних стадій (середнього рівня). При цьому, на відміну від існуючих підходів, процес прийняття рішень (визначення необхідних уставок) в системі (рис. 4.3) може відбуватися шляхом інтелектуальної класифікації (класифікаційне керування) або глобальної оптимізації (оптимальне керування) на підставі блок-схеми динамічної інтелектуальної моделі (рис. 3.20). Алгоритми реалізації відповідних процедур буде наведено в наступних розділах.

На середньому рівні здійснюється керування комплексом ТП для окремих стадій. Для цього рівень отримує значення оптимальних уставок з верхнього рівня та визначає завдання (доводить ці уставки) для регуляторів всіх локальних ТП та їх відповідних каналів керування кожної стадії збагачення. Із іншого боку системи середнього рівня збирають первинну інформацію з підсистем нижнього рівня про стан кожного каналу (керуючі дії, вихід, збурення), здійснюють її первинну обробку, прогнозування значень вхідних та вихідних показників стадії із застосуванням нейроемуляторів (НЕ\*);. Визначені дані передаються також на верхній рівень для прийняття рішень та визначення оптимальних уставок з метою узгодженого керування всіма стадіями та комплексом ТП збагачення в цілому.

Нижній рівень системи керує окремими локальними ТП кожної стадії. Для цього рівень містить низку (визначену кількість) каналів керування, причому для окремих локальних ТП можуть існувати декілька каналів. Кожен такий канал має власний інверсний нейрорегулятор, який працює за схемою аналогічною (рис. 4.1). Завданням роботи такого регулятора є підтримування необхідного значення уставки, що визначено на верхньому рівні системи та отримано із відповідної підсистеми керування конкретною стадією (тобто середній рівень). У свою чергу підсистема нижнього рівня передає спочатку в систему середнього рівня і далі на верхній рівень інформацію про стан кожного каналу (показники керуючих впливів, значення вихідних та інформаційних сигналів, збурення).

Застосування наведеного підходу (схеми) повинно забезпечувати надійне визначення оптимальних значень поточних параметрів ТП (у вигляді відповідних завдань або уставок), достатньо швидке досягнення необхідних уставок локальними системами, стабільну роботу в умовах наявності збурень в головних каналах керування, а також за умов наявності нелінійних обмежень. Так, застосування сучасних методів глобальної оптимізації (наприклад, на основі еволюційних алгоритмів) забезпечує визначення екстремуму в режимі реального часу серед  $10^6$ – $10^7$  локальних екстремумів у пошуковому просторі розмірністю порядку  $10^3$  –  $10^4$  [5].

Вищенаведені дослідження (рис. 4.2–4.3) довели, що застосування нейромережових багатоканальних схем інтелектуального керування на підставі використання інверсійних моделей та нейроемуляторів у якості регуляторів окремих каналів (стадій) ТП збагачення демонструє їх достатньо якісну динаміку (прийнятний час відпрацювання уставки), можливість компенсації збурень на рівні до 10% та задовільну роботу в умовах нелінійних обмежень (зміни параметрів контролерів) за принципом насичення [14].

#### **4.2. Узагальнені алгоритми роботи багатоканальної ІСК**

На підставі отриманих у попередніх розділах моделей статичної та динамічної ідентифікації (рис. 3.2-3.5), структурних схем багатоканальних ІСК в умовах ТП збагачення магнетитових кварцитів (рис. 4.3-4.4) необхідно побудувати узагальнений алгоритм для їх реалізації та роботи в режимі реального часу. Базовими ідеями, які слід покласти у основу такого алгоритму, є:

- системне поєднання підходів оптимізаційного та класифікаційного керування;
- реалізація оптимізаційного підходу із застосуванням генетичних алгоритмів для глобальної оптимізації;
- реалізація підходу класифікаційного керування із застосуванням процедур нейромережової кластеризації та класифікації;
- застосування принципів “особливих” ситуацій або станів [117-118] для підвищення ефективності роботи алгоритму.

З урахуванням зазначених вимог для вирішення встановленого завдання з реалізації ІСК технологічною лінією (секцією) ТП збагачення магнетитових кварцитів (за схемою рис. 4.4) пропонується відповідний алгоритм, блок-схему якого наведено на рис. 4.5.



На початку роботи алгоритму (блок №1) здійснюється ініціалізація початкових значень всіх режимних параметрів та уставок ТП згідно з (2.8). Такі дані можуть задаватися автоматично на підставі існуючих режимних (технологічних) карт або вводитися оператором-технологом РЗФ.

Системний час роботи ІСК  $T_{\text{сист.}}=0$ . Вводиться кінцевий час роботи системи ( $T_k$ ) та період дискретизації ( $\Delta T$ ).

Далі здійснюється налаштування підсистем середнього рівня (керування стадією збагачення) у блоці №2. При цьому згідно зі схемою (рис. 4.4) виконується настроювання всіх каналів керування, нейроемуляторів та контролерів для кожної окремої стадії ТП. Відповідні методики здійснення таких процедур та перелік чинників, що при цьому контролюється, розглянуто у попередніх розділах 2-3.

Блок №3 здійснює інтелектуальну (нейромережеву) ідентифікацію ТП збагачення за всіма стадіями згідно з методиками, що наведено в розділі 3. У результаті цього створюється 2 нейромережеві авторегресійні багатозв'язні моделі: пряма та інверсна (3.5)-(3.11). Із застосуванням зазначених моделей у ході роботи алгоритму здійснюється короткострокове прогнозування (пряме та зворотне) показників ТП.

Наступний блок №4 здійснює налаштування нейрорегуляторів для локальних ТП (наприклад, подрібнення, класифікації, магнітної сепарації тощо). Налаштування здійснюється шляхом параметризації (навчання) нейромережевих контролерів таким чином, щоб вони були здатні підтримувати необхідні значення уставок  $Y_i^{*3}$  та компенсувати існуючі збурення  $V_{ij}$  (відповідно до схеми, яку наведено вище на рис. 4.4).

У блоці №5 здійснюється процедура затримки системного часу на обраний (див.блок №1) інтервал періоду дискретизації  $\Delta T$ . Після цього здійснюється перевірка (блок №6): чи не перевищено граничний час роботи системи ( $T_{\text{сист.}} < T_k$ ). Якщо ні, керування передається наступному блоку №7. У протилежному випадку здійснюється виведення підсумкових статистичних результатів роботи системи (блок №12) й алгоритм зупиняється.

Блок №7 виконує опитування усіх доступних датчиків ТП. Значення решти показників згідно з (2.8) здійснюється шляхом прогнозування із застосуванням технології нейроемуляторів у блоці №2.

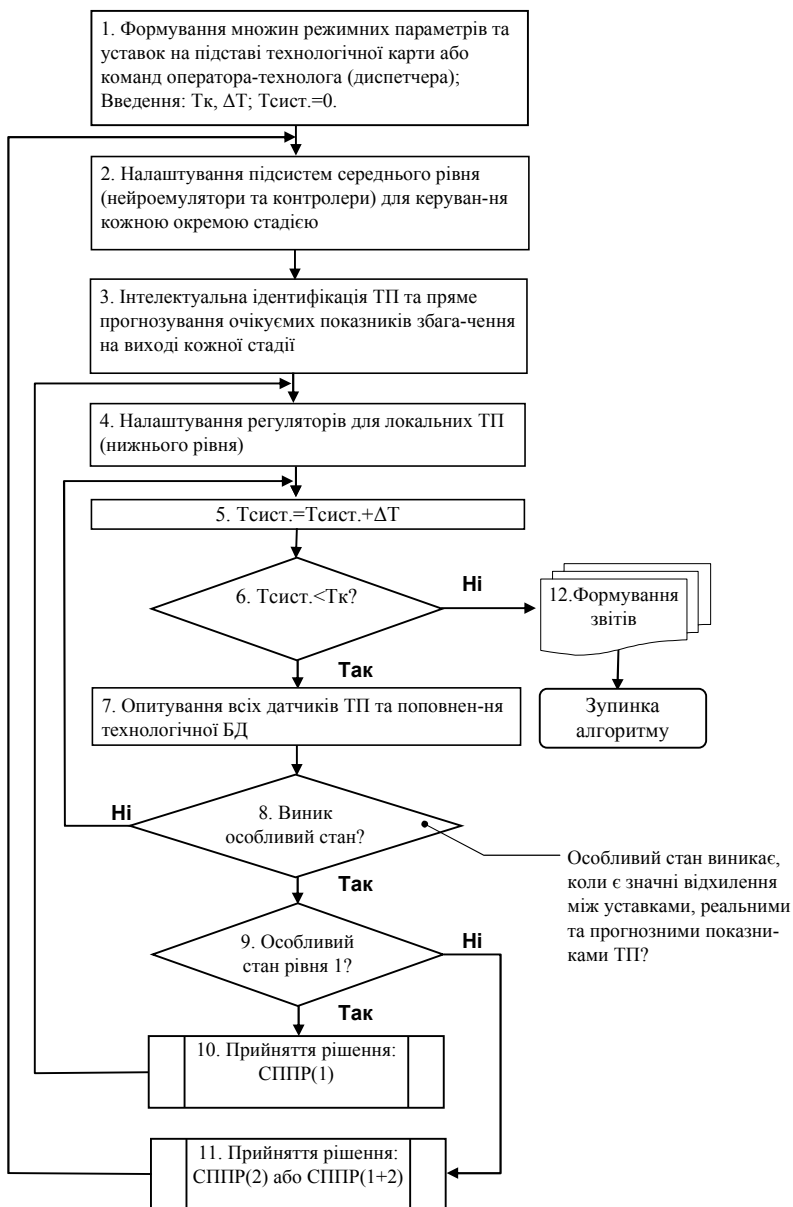


Рис. 4.5. Блок-схема алгоритму роботи ІСК

Виконується аналіз наявності особливого стану (блок №8). Під “особливим станом” будемо мати на увазі ситуацію коли необхідно здійснити втручання в хід ТП (тобто здійснити автоматичне чи автоматизоване регулювання). Таке може статися у випадках появи значних відхилень між значеннями реальних чи прогнозованих показників та необхідних уставок. Найбільш важливими причинами виникнення таких ситуацій є збурюючі фактори, пов’язані зі змінами властивостей первинної сировини (наприклад, співвідношення мінеральних різновидів у шихті, властивості збагачуваності, грансклад тощо). Тому основним подальшим завданням роботи алгоритму є аналіз, переналаштування (самоорганізація) ІСК з метою компенсації зазначених збурень.

Здійснюється аналіз (блок №9) на предмет виникнення особливої ситуації у контурах локальних ТП нижнього рівня (рівень 1). Якщо так, то викликається процедура системи підтримки прийняття рішень (СППР, блок №10, рис. 4.6) з параметром – рівень 1, після чого виконується заиклення на блок №4. У протилежному випадку виконується схожа процедура у наступному операторі.

Якщо особлива ситуація виникла у підсистемах середнього рівня (рівень 2 – керування стадією збагачення) або одночасно на нижньому та середньому рівнях – виконується виклик процедури СППР з відповідними параметрами (блок 11).

Отже, для реалізації автоматизованого керування ТП секції в умовах РЗФ запропоновано узагальнений алгоритм роботи ІСК на основі застосування підходів нейрокерування та методів спеціалізованого навчання за принципом особливих станів, що дозволяє підвищити якість функціонування системи в умовах нестационарності [179].

Повний узагальнений алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень для ІСК ТП збагачення магнетитових кварцитів наведено на рис. 4.6. Цей алгоритм містить такі етапи.

Блоки 2 та 4 аналізують і здійснюють регулювання першого (локальні ТП) чи другого (окремі стадії) рівнів ІСК.

У разі необхідності переналаштування локальних контурів у блоці №3 здійснюється процедура повторної параметризації відповідних нейроконтролерів та емуляторів для кожного окремого ТП (наприклад, подрібнення, класифікація, магнітна сепарація тощо).

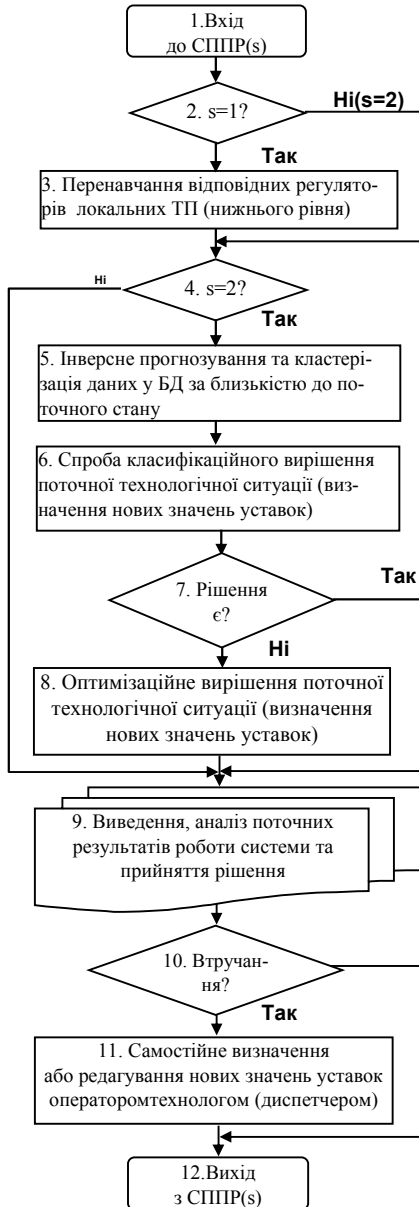


Рис. 4.6. Алгоритм роботи системи підтримки прийняття рішень

Таке перенавчання здійснюється за методом модифікованого спеціалізованого навчання в режимі реального часу (On-Line), але, на відміну від класичного підходу, переналаштування відповідних схем (типу рис. 4.3, 4.4 тощо [155-156]) здійснюється не на кожному кроці, а при наявності особливого стану.

У разі необхідності переналаштування підсистем середнього рівня (АСК окремих стадій збагачення) або двох рівнів одночасно керування передається блоку №5 СППР. Тут за методом зворотного (інверсного) прогнозування на основі технології багатофакторних короткострокових нейроемулаторів (предикторів, див.(3.5)-(3.11)) здійснюється визначення актуальних значень збурюючих впливів з переліку(2.8). Це необхідно для послідуючого визначення нових значень уставок з метою оптимізації ТП у наступних блоках 6-8.

Спочатку для вирішення такого завдання робиться спроба застосувати технологію класифікаційного керування (блок №6). Для цього застосовуються процедури кластеризації, а потім класифікації схожих ситуацій (повна статистика міститься та постійно накопичується у технологічній БД) за ознаками близькості до поточного стану. Обидві процедури здійснюються із застосуванням технологій штучних нейронних мереж. Якщо задовільне класифікаційне вирішення не існує (аналізується оператором у блоці №7), то така ситуація вважається навчальною (вона просто фіксується у технологічній БД), керування передається блоку №8 поточного алгоритму.

У блоці №8 здійснюється багатофакторна глобальна оптимізація поточної математичної моделі ТП, яка представлена у вигляді складної нейронної мережі та параметризована (такі технології розглянуто у попередньому розділі 3). В якості базових методів для такої оптимізації було обрано еволюційні підходи на основі застосування генетичних алгоритмів [185-190].

Способи апаратно-програмної реалізації процедур оптимізації та класифікації буде розглянуто більш докладно в подальшому.

Решта блоків №9-11 служать для прийняття рішення щодо подальшого ведення ТП. Причому передбачена можливість як автоматичного прийняття рішення засобами ІСК, так і автоматизованого за участю людини-оператора (технолога, диспетчера РЗФ тощо). Останнє може здійснюватися шляхом уведення, редагування або

прямого вибору необхідних значень режимних показників та уставок.

Таким чином, на підставі поєднання принципів інтелектуальної класифікації та оптимально-прогнозуючого керування із застосуванням нейромережевих предикторів та генетичних алгоритмів оптимізації розроблено структуру системи підтримки прийняття рішень (СППР) для диспетчерів та технологів РЗФ, яка дозволяє у режимі реального часу автоматизовано контролювати хід ТП, визначати та пропонувати відповідні впливи керування.

### 4.3. Загальні принципи та структурна схема реалізації ІСК

Теоретичні дослідження та комп'ютерне моделювання [13, 92, 154, 154-159, 162-163] довели потенціальні можливості застосування інтелектуальних підходів щодо ідентифікації, керування та оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів. Згідно з рішеннями, розглянутими у попередніх розділах, пропонується така схема реалізації ІСК (рис. 4.7).

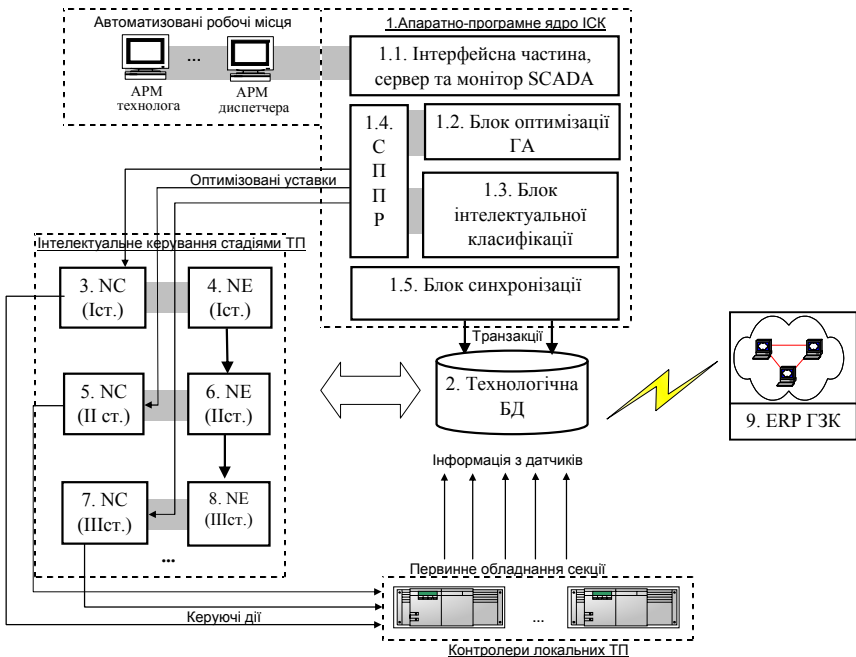


Рис. 4.7. Загальна структурна схема реалізації прототипу ІСК секцією збагачення

Основою системи є апаратно-програмне ядро ІСК (блок №1), що складається з п'яти підсистем.

1.1. Інтерфейсна частина, сервер та монітор SCADA. Реалізується на підставі спеціалізованого програмного забезпечення типу: Контур, Monitor Pro, Scantic, Trace Mode [48, 122-126, 134-141]. Ця підсистема виконує функції візуалізації (моніторингу) ходу ТП, введення та контролювання уставок технологічних параметрів, формування звітів. На апаратному рівні такі підсистеми реалізуються на підставі застосування архітектури «клієнт-сервер». В якості серверів робочих станцій застосовується переважно комп'ютерне обладнання у промисловому виконанні із підвищеним рівнем надійності (стандарти: IP50, IP65-67[140]). Клієнтські станції реалізуються у вигляді автоматизованих робочих місць (АРМ) спеціалістів (наприклад, технолога, диспетчера РЗФ). Для інформаційного обміну необхідно застосовувати промислові мережі типу ModBus, ProfBus, CAN [141].

1.2. Блок оптимізації із застосуванням генетичних алгоритмів (ГА) призначений для визначення уставок для показників стадій та локальних ТП збагачення із застосуванням еволюційних методів та генетичних алгоритмів. Реалізується програмно на підставі застосування спеціальних алгоритмів або у вигляді окремого модуля (бібліотеки) поширених спеціалізованих пакетів типу MATLAB, GeneHunter, FlexTool, Evolver, Auto2Fit [18, 47, 81, 106, 113, 185-190].

1.3. Блок інтелектуальної класифікації має схожі функції з попереднім блоком, але працює на підставі застосування підходів класифікаційного керування. Реалізується програмно на підставі застосування процедур нейромережевої кластеризації та класифікації. Можливо також застосування інших спеціалізованих програмних пакетів аналогічного призначення [164, 176, 181].

1.4. Система підтримки прийняття рішень (СППР) фактично поєднує два попередні блоки оптимізації та класифікації (1.2-1.3). Блок реалізується програмно.

1.5. Блок синхронізації призначений для забезпечення безперервного опитування датчиків усіх локальних ТП з непохідною дискретністю, поповнення технологічної бази даних (БД) актуальними значеннями показників згідно з переліком (2.8), забезпечення постійної взаємодії та інформаційного обміну з іншими підсистемами ІСК

(нейроемуляторами та контролерами). Реалізується програмно засобами SCADA.

2. Технологічна база даних (БД) призначена для накопичення статистики зміни показників у ході роботи ТП. В якості систем керування такою БД доцільно застосовувати СУБД промислового типу: Industrial SQL, ORACLE, MS SQL, Informix [140-141].

3-8. Блоки, що реалізують автоматизоване інтелектуальне керування окремими стадіями ТП збагачення в умовах секції як технологічної лінії РЗФ. Згідно зі структурною схемою (4.4) такі підсистеми реалізуються із застосуванням нейромережових контролерів (NC) та емуляторів (NE). Причому згідно з (рис. 4.4) кожна окрема стадія має окремий контролер та емулятор. Згідно з принципами роботи ІСК, що наведено у попередніх розділах, нейроконтролери призначені для забезпечення підтримки необхідних уставок, значення яких визначається СППР (блок 1.4). У свою чергу нейроемулятори (предиктори) забезпечують здійснення процедур прямого та зворотного (інверсного) прогнозування на підставі поточних значень показників з технологічної БД. Таким чином забезпечується робота ІСК як на рівні окремих стадій, так і на рівні окремих локальних ТП.

9. Шлюз до корпоративної інформаційної системи підприємства (ERP ГЗК). Блок забезпечує можливість обміну інформацією між ІСК та апаратно-програмними системами більш високого рівня (ERP, MES, АСУП тощо). Принципи, технології та апаратне забезпечення для реалізації таких структур достатньо добре відомі [2, 153, 191-195, 208 та ін.].

Розглянемо та проаналізуємо можливі шляхи практичної реалізації ІСК на підставі структурної схеми (рис. 4.7).

Відомі два основних способи реалізації штучних нейронних (нейромережових) структур: програмний та апаратний. Кожен із зазначених способів має чітко визначені переваги та недоліки, які обов'язково необхідно урахувати при проектуванні та практичній реалізації нейромережових систем та пристроїв [14].

#### **4.4. Програмна реалізація ІСК**

Програмна реалізація нейромережових структур є найбільш простою та поширеною. Для цього, як правило, застосовують спеціалізоване програмне забезпечення – нейроемулятори (або нейроси-



мулятори) [196-197]. Головними перевагами застосування нейромуляторів для вирішення більшості задач є такі:

- відсутність необхідності застосування спеціалізованої апаратури (спецпроцесорів);
- не потрібно засвоювати особливості програмування на спецпроцесорах та способи їх сполучення з базовим комп'ютером;
- універсальні ЕОМ не накладають ніяких обмежень на структуру мереж і способи їхнього навчання, тоді як спецпроцесори найчастіше мають обмежений набір вбудованих у них функцій активації й досягають пікової продуктивності лише на визначеному колі завдань.

#### **4.4.1. Аналіз існуючих нейромуляторів.**

Зараз у світі розроблено досить велику кількість достатньо потужних нейромуляторів [197]. Головні відмінності між ними полягають у кількості нейронних архітектур та методів навчання, які підтримуються, обмежень щодо наповнення мережі, наявності програмного інтерфейсу із поширеними мовами або середовищами програмування (типу Visual C++, Delphi, C++ Builder тощо) для організації обміну даними та можливості інтеграції у власні програмні проекти. При цьому найбільш поширеними і водночас потужними є такі програмні продукти [198-200]:

- NeuralWorks Pro II/Plus (Aspen Technology, Inc.);
- Neuro Solution (NeuroDimension, Inc.);
- MATLAB Neural Network Toolbox (MathWorks, Inc.);
- STATISTICA Neural Networks (Statsoft, Inc.);
- Brain-Maker Pro (California Scientific Software, Inc.).

З метою аналізу зазначених нейросимуляторів та вибору найбільш придатного для застосування у процесі програмної реалізації нейроструктур ІСК ТП збагачення (рис. 4.7) було використано методику авторів [200]. Для одержання близької до об'єктивної оцінки нейропакетів було обране завдання прогнозування багатомірного часового ряду з показниками ТП збагачення, що вирішувалося з використанням цих нейропакетів. Як нейронна парадигма обрана багаточарова нейронна мережа, критерії й алгоритми навчання нейронної мережі по можливості варіювалися. В результаті тестування з'ясувалося, що всі нейропакети показали практично однакові резуль-

тати за часом навчання багатoshарової нейронної мережі за допомогою алгоритму зворотного розповсюдження.

Тому на перший план було висунуто критерії, пов'язані із простотою використання нейропакетів, наочністю представлення інформації і можливостями використання типових нейронних структур, критеріїв оптимізації й алгоритмів навчання нейронних мереж. На відміну від роботи [200], було оцінено та ураховано вартість ліцензій ПЗ усіх пакетів.

Крім універсальності нейропакет повинен бути простим у використанні, мати інтуїтивно зрозумілий інтерфейс і забезпечувати наочність подання інформації. На підставі цих вимог у роботі сформульовані такі критерії порівняння:

- простота створення й навчання нейронної мережі, інтуїтивно зрозумілий інтерфейс;
- простота підготовки навчальної вибірки;
- наочність і повнота подання інформації в процесі створення й навчання нейронних мереж;
- число стандартних нейронних парадигм, критеріїв й алгоритмів навчання нейронних мереж;
- можливість створення оригінальних нейронних структур;
- можливість використання оригінальних критеріїв оптимізації та алгоритмів навчання нейромереж;
- можливість програмних розширень нейропакета;
- вартість ліцензій.

Оцінка нейропакетів за зазначеними критеріями проводилася за десятибальною шкалою. У кінцевих результатах тестування вищезазначених нейропакетів також було ураховано дослідження авторів [197-199]. На підставі порівняння було отримано такі результати.

Універсальний нейропакет NeuroSolutions призначений для моделювання широкого кола штучних нейронних мереж. Основне достоїнство зазначеного нейропакета складається в його гнучкості: крім традиційних нейромережових парадигм (типу повнозв'язних багатoshарових нейронних мереж або карт Кохонена, що самоорганізуються) нейропакет містить у собі потужний редактор візуального проектування нейронної мережі, що дозволяє створювати практично будь-які власні нейронні структури й алгоритми їхнього навчання. Особливо слід зазначити, що даний нейропакет дозволяє користува-

чеві вводити власні критерії навчання нейронної мережі, не обмежуючи його тільки широко розповсюдженими, але далеко не самим оптимальним критерієм мінімуму середньоквадратичної помилки. Нейропакет NeuroSolutions постачаний потужними й добре продуманими засобами візуалізації: відображати й візуально контролювати можна багато чого, починаючи від структури нейронної мережі й закінчуючи процесом і результатом навчання. Наявність потужних засобів візуалізації виводить нейропакет на рівень САD-систем, тобто NeuroSolutions можна вважати системою проектування й моделювання нейронних мереж.

Пакет NeuroSolutions призначений для роботи в операційних системах Windows'9x/NT/2000/XP/2003/Vista. Крім грамотно організованих засобів взаємодії з операційною системою (підтримується OLE2) нейропакет постачаний також генератором вихідного коду й засобами, що дозволяють використовувати зовнішні модулі при проектуванні й навчанні нейронної мережі. Пакет підтримує програми, написані мовою C++ для найбільш відомих компіляторів (Microsoft Visual C++ й Borland C++), а також програми у вигляді виконуваного коду (у вигляді DLL). Отже, пакет NeuroSolutions являє собою гнучку відкриту систему, яку можна доповнювати й модифікувати при необхідності. У середині пакета є вбудована макромова, що дозволяє робити практично будь-яке мислиме налаштування пакета під завдання. Крім адекватних засобів візуалізації даний нейропакет оснащений потужними якісними засобами.

Нейронна мережа проектується як набір нейронів, з'єднаних між собою. Функція активації нейрона може бути обрана з п'яти стандартних (кусочно-лінійна, функція знака й три типи сигмоїдальних) функцій, а також задана в довільному вигляді користувачем.

Зв'язки між нейронами задаються довільно на етапі проектування нейронної мережі, при цьому вони можуть бути досить просто змінені в процесі роботи з нейронною мережею. Нейропакет підтримує всі відомі типи зв'язків: прямі, перехресні й зворотні. Нейропакет NeuroSolutions має також досить потужні засоби для організації навчальних вибірок. Убудовані конвертори даних підтримують графічні зображення у форматі BMP, звичайні текстові файли із числовими або символічними даними, а також функції безперервного ар-

гументу (наприклад, часу), задані в аналітичному виді або у вигляді вибірки значень.

Нейропакет дозволяє використовувати широке коло критеріїв навчання - дискретних і безперервних (наприклад, при використанні інтегруючих нейронів). Крім цього, можна вводити власні критерії. При навчанні можна використовувати як убудований алгоритм типу back-propagation або дельта-правила, так і свій власний. Грамотно побудована система візуалізації процесу навчання дозволяє проводити аналіз зміни вагових коефіцієнтів безпосередньо в процесі навчання й вносити відповідні корективи. За допомогою нейропакета можна вводити шумову характеристику не тільки при тестуванні нейронної мережі, але й при її навчанні.

Для прискорення роботи нейропакет NeuroSolutions містить генератор стандартних архітектур (Neural Wizard). За допомогою цього генератора можна швидко задати архітектуру нейронної мережі, підібрати навчальну вибірку, критерії й методи навчання. Підтримуються найбільш відомі нейромережеві парадигми: багат шарові мережі, RBF, карти Кохонена, мережі, що самоорганізуються й ін.

Вартість базових ліцензій пакету NeuroSolutions за даними [199] для всіх операційних систем залежить від їх рівня. Перший рівень (Educator) 195\$ - освоєння MLP нейромереж. Другий рівень (Users) 495 \$ - розпізнавання статичних образів. Третій рівень (Consultants) 995\$ - розпізнавання динамічних образів і проорокування. Четвертий рівень (Professional) 1495\$ - генерація Visual Basic коду для застосування у своєму програмному забезпеченні. П'ятий рівень (Developers) 1995\$ - включає вихідні бібліотеки на C++. Додаткова програма (195 - 1495\$ залежно від рівня) генерує DLL бібліотеки нейромереж, створених в NeuroSolution.

Підсумкова оцінка даного пакета та решти симуляторів здійснювалася за десятибальною шкалою. Кінцеві результати, що отримано із урахуванням даних [196], представлені в табл. 4.2.

На відміну від NeuroSolutions у пакеті NeuralWorks Professional П/Plus головна увага зосереджена на застосуванні стандартних нейронних парадигм й алгоритмів навчання, саме у цьому даний пакет перевершує всі інші. Для цього у ньому реалізовані 28 стандартних нейронних парадигм (майже всі, що найбільше поширені та відомі на сьогодні), застосованих при рішенні прикладних завдань.

Таблица 4.2

## Інтегрована оцінка нейропакетів

Критерії для порівняння	Нейропакети				
	Neuro-Solution	Neural Works	MATLAB NNT	Statistica Neural Networks	Brain-Maker Pro
1. Простота використання	9	9	8	10	6
2. Простота формування навчальної вибірки	9	9	7	8	7
3. Наочність подання інформації	10	9	7	6	4
4. Реалізовані стандартні нейронні парадигми й алгоритми навчання	8	10	5	8	6
5. Можливість створення власних нейронних структур	10	8	5	5	5
6. Можливість використання власних критеріїв навчання	8	7	9	0	0
7. Можливість використання власних алгоритмів навчання	10	7	6	0	4
8. Обмін інформацією між нейропакетом та операційною системою	10	8	5	8	5
9. Відкритість нейропакету	10	10	3	2	0
10. Генератор вихідного коду	10	10	10	10	0
11. Наявність макромови	10	0	10	0	0
12. Вартість	8	6	7	9	10
<b>Сумарна оцінка</b>	<b>112</b>	<b>93</b>	<b>82</b>	<b>66</b>	<b>47</b>

Нейропакет містить також велику кількість алгоритмів навчання нейронних мереж, включаючи розроблювальні користувачем з використанням засобів симулятора. Модуль UDND (User Define Neural Dynamics), що поставляється додатково, дозволяє користувачеві створювати свої власні нейронні структури й працювати з ними засобами нейропакета.

Також як й NeuroSolutions, NeuralWorks Professional має добре організовану систему візуалізації даних (графічне відображення функціонування нейромереж) і засоби діагностики. Реалізована процедура автокорегування вагових коефіцієнтів у процесі навчання, зміна помилки навчання, а також кореляцію ваг нейронної мережі при

навчанні. При цьому забезпечується автоматична оптимізація захищеного шару нейронів. Останнє є унікальною можливістю, яка надається тільки пакетом NeuralWorks Professional і є досить корисною при аналізі поведінки нейронної мережі, при навчанні й подальшій роботі.

Також як й NeuroSolutions, NeuralWorks Professional являє собою відкриту систему, у яку можна інтегрувати зовнішні програмні модулі, написані користувачами. Пакет має вбудований генератор коду, що підтримує компілятор Microsoft Visual C++.

Ціна ліцензії NeuralWorks Professional від 1995 до 4995 \$ залежно від платформи (Dos, Windows, NT, Sun, RS6000, SGI). Професійний варіант (9995 - 14995 \$), виконаний у вигляді спеціалізованого середовища розробки, дозволяє генерувати вихідний C++ код і використовувати програмування на C++, тобто розробляти будь-які нові нейромережі, а так само включає додаткові пакети для застосувань у реальному часі в сукупності з нечіткою логікою й генетичними алгоритмами.

MATLAB + Neural Network Toolbox (NNT). Дозволяє раціонально поєднувати можливості потужного математичного пакету та одночасну роботу з нейронними мережами (НМ). Набір типів нейромереж стандартний. У середовищі NNT є можливість гнучкого конструювання стандартних НМ, включаючи імовірнісні й регресійні нейромережі. Достатньо великий набір стандартних алгоритмів навчання та можливість написання власних засобами внутрішньої мови MatLab.

Головні недоліки: командно-строковий інтерфейс як основний спосіб роботи в середовищі, необхідність досконалого володіння внутрішньою мовою програмування для роботи з більш складними типами нейронних мереж, значна ресурсомісткість.

При покупці стандартних ліцензій вартість складає: за один пакет Neural Network Toolbox - до 2000\$, і за сам MATLAB під 3500\$.

Нейропакет STATISTICA Neural Networks має ідентичні можливості за інтерфейсом, набором архітектур стандартних мереж та алгоритмами навчання з пакетом NeuroSolution. До недоліків пакету слід віднести відсутність можливості створювати рекурентні нейромережі (дуже актуально для систем керування), а також відсутність вбудованих макромови та генераторів тексту програмного коду, що

описує роботу навченої НМ із застосуванням стандартних мов програмування.

Приблизна вартість однієї ліцензії для STATISTICA Neural Networks складає: 475\$ (мінімальна); 995\$ (стандарт); 2665\$ (повна версія).

Нейропакет BrainMaker Pro (фірма California Scientific Software) є досить простим при моделюванні багатошарових нейронних мереж, тих, яких навчають за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки. Основним достоїнством нейропакету BrainMaker Pro можна вважати велику кількість параметрів настроювання алгоритму навчання нейронних мереж, у тому числі можливість навчання з обмеженнями на вагові коефіцієнти. В іншому він має невисокий рівень, що добре видно з аналізу таблиці 4.1. Особливо це стосується наочності представлення інформації та дружності інтерфейсу.

Ціна ліцензії від 195\$ для звичайної версії до 795\$ для професійної (для Windows-платформи). Окремо збірник вихідних текстів основних 20 нейронних мереж мовою C++ 1500\$.

На підставі оцінок нейропакетів можна зробити висновок, що найбільш потужними, універсальними й простими у використанні є нейропакети NeuroSolutions й у меншому ступені NeuralWorks Professional. Тому саме ці нейроемулятори можна рекомендувати для використання й для якісного аналізу поведінки нейронних мереж у системах інтелектуального керування. На підставі цього більшість досліджень і розробок щодо теми роботи автором було проведено із застосуванням програмного середовища нейроемулятора Neuro Solution.

#### **4.4.2. Реалізація прототипу ІСК із застосуванням нейросимуляторів.**

Для програмної реалізації прототипу ІСК було застосовано такі засоби та технології:

- 1) середовище Neuro Solutions для створення усіх нейромережових структур (емуляторів, контролерів та класифікаторів) у вигляді бібліотек, що динамічно підключаються (DLL) із застосуванням технології API;
- 2) динамічна бібліотека Galib32.dll з пакету GeneHunter, що застосовується в процесі генетичної оптимізації на підставі використання технології API;

- 3) MS SQL Server у якості промислової БД;
- 4) MS Excel для організації імпорту до БД первинної технологічної інформації;
- 5) API SCADA-паketу «Контур OPC сервер II» для організації програмного інтерфейсу із засобами низової автоматики (PLC, датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої, тощо), візуалізації та контролювання ТП;
- 6) інтегроване програмне середовище Borland C++ Builder для реалізації інтерфейсу користувача, контролювання інформаційного обміну між усіма підсистемами, реалізації СППР та решти програмних модулів ІСК (згідно зі схемою рис. 4.7).

У цілому ІСК реалізовано із застосуванням поширеної архітектури типу «клієнт-сервер». Схема побудови містить 3 рівня:

- 1) сервер БД;
- 2) сервер додатків;
- 3) прикладний (клієнтський).

Узагальнена функціональна схема програмної реалізації ІСК наведена на рис. 4.8. При цьому два перших рівні (БД та додатків) фізично розташовуються на промисловому сервері системи. Клієнтські робочі станції (диспетчера та технолога) використовують (запускають) відповідне програмне забезпечення безпосередньо з серверу додатків. Інформаційний обмін здійснюється із мережі локального рівня (Industrial Gigabit Ethernet).

Для контролювання низового рівня системи (датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої) застосовується мережа промислового рівня. Вона поєднує промисловий сервер із низкою контролерів (PLC), які, у свою чергу, керують устаткуванням локальних ТП. Аналогічним способом здійснюється інтеграція промисловими підсистемами середнього рівня (MES).

Взаємодія з підсистемами верхнього рівня керування виробництвом (ERP) виконується із застосуванням корпоративної інформаційної мережі підприємства. При цьому в якості шлюзу можна застосовувати промисловий сервер ІСК або зовнішній маршрутизатор (router).



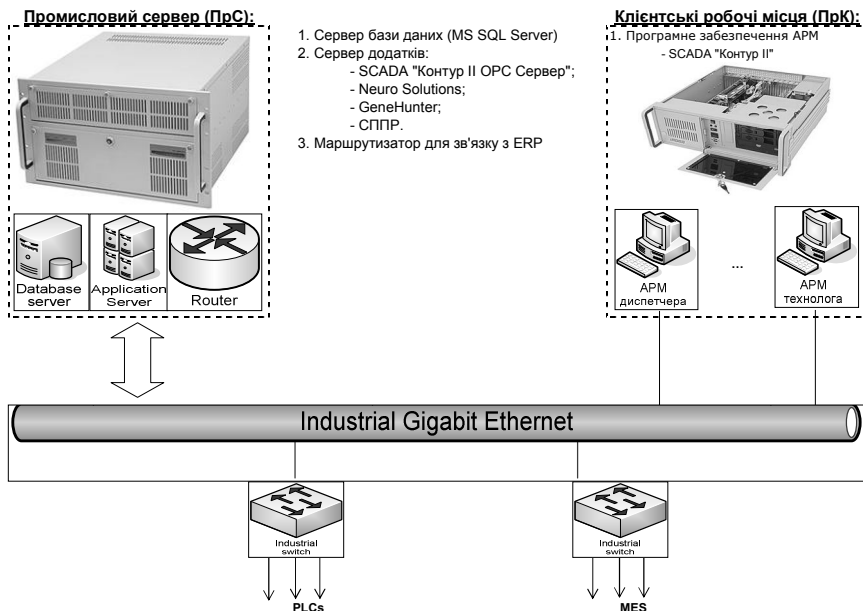
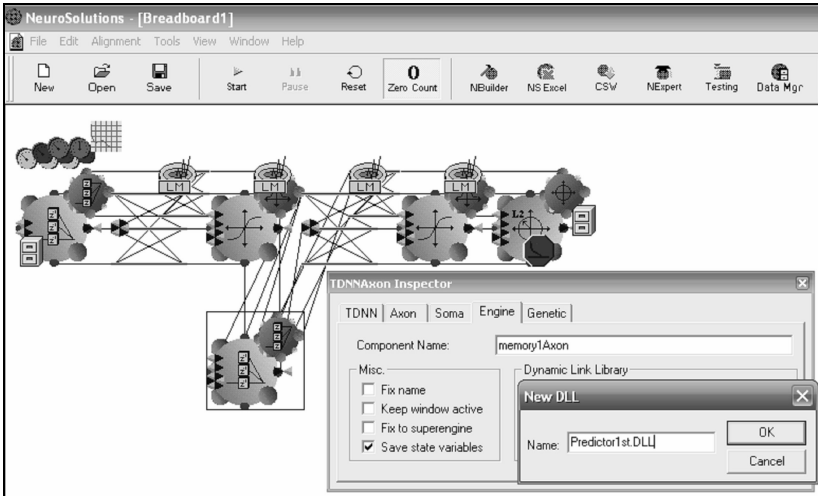


Рис. 4.8. Функціональна схема програмного способу реалізації ІСК

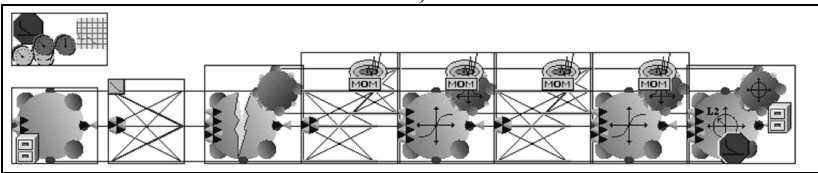
Програмне ядро розташоване на промисловому сервері. Інтелектуальна складова системи містить набір типових неймережевих структур, що зібрані у вигляді окремих динамічних бібліотек (рис. 4.9).

Такі бібліотеки вільно підключаються до програмного проекту ІСК шляхом застосування відповідних функцій API. Аналогічним способом підключаються алгоритми генетичної оптимізації з динамічної бібліотеки Galib32.dll пакету GeneHunter.

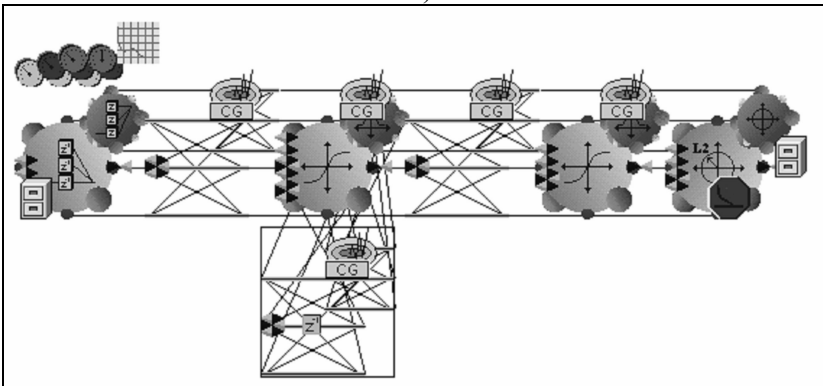
Решта програмних додатків у складі ІСК (включаючи інтерфейс, взаємодію з БД, роботу з функціями візуалізації та контролю ТП API SCADA «Контур II», синхронізацію тощо) може бути виконана з використанням інтегрованих середовищ розробки програмного забезпечення типу Borland C++ Bulder, Microsoft Visual Studio.Net тощо.



A)



B)



C)

Рис. 4.9. Набір типових нейромережових структур Neuro Solutions, що призначені для створення динамічних бібліотек (DLL) ICK:

А) мережа на основі багатошарового персептронну із затримками сигналів на вході та виході, метод параметризації (навчання) – LM (алгоритм Левенберга);

В) мережа із застосуванням радіально-базисних функцій (РБФ) з методом параметризації на основі одного з різновидів алгоритму backpropagation (momentum);

С) повністю рекурентна мережа із затримками сигналів та методом параметризації на підставі застосування методу сполучених градієнтів (CG).

#### **4.5. Апаратна реалізація ІСК**

Відомі розробки засобів автоматики та автоматизації, заснованих на використанні спеціалізованих нейронних кристалів або паралельних апаратних приладів [14]. Елементною базою таких систем є відповідно: транскомп'ютери, цифрові сигнальні процесори (DSP), ПЛІС і нейрочипи. Причому використання, як тих, так й інших, дозволяє сьогодні реалізовувати нейронні обчислювальні системи та прилади, що функціонують у реальному масштабі часу. Їх виробництво ведеться в багатьох країнах світу, причому більшість із них на сьогодні орієнтовано на закрите використання (тобто створювалися для конкретних спеціалізованих керуючих систем).

Згідно з багатьма аналітичними дослідженнями, зокрема [201], найбільшого розповсюдження зараз отримала технологія створення та застосування нейрочипів або нейропроцесорів. У першу чергу це обумовлено їх технологічністю, незначною вартістю (від 40\$ за одиницю), простотою та зручністю використання на апаратно-програмній базі звичайних комп'ютерів. Тому саме цей підхід, на думку автора, є найбільш раціональним у випадку апаратної реалізації відповідних структур ІСК.

**4.5.1. Огляд, класифікація та основні характеристики поширених нейрочипів.** Основні характеристики комерційно доступних нейрочипів наведені в табл. 4.3 [201-203]. Узагальнена класифікація таких нейрочипів наведена на рис. 4.10.



Рис. 4.10. Узагальнена класифікація нейрочипів

Таблица 4.3

Основні характеристики поширених нейрочипів [201]

Найменування	Фірма виробник	Розрядність, біт	Максимальна кількість синапсів*	Максимальна кількість шарів**
(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
MA16	Siemens	48	-	-

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
NNP (Neural Networks Processor)	Accurate Automation	Nx16	-	-
CNAPS-1064	Adaptive Solutions	16	128 Кбайт	64
100 NAP Chip	HNC	32	512 Кбайт	4
Neuro Matrix NM6403, такт. частота 50 МГц.	Модуль, Россия	64 (векторний процесор), 32 RISC ядро	4096 шт.	24
Neuro Matrix NM6404, такт. частота 133 МГц.	Модуль, Россия	64 (векторний процесор), 32 RISC ядро	4096 шт.	48
CLNN 32 CLNN 64	Bellcore	32 64	496 1024	32 нейрона
NC 3001	NeuriGam	16	4096 шт.	32
ZISC 036 (Zero Instruction Set Computer)	IBM	64 розряди для вхідного вектора	-	36 нейронів
ETANN 80170NW	Intel	64 входи	Два банка ваг 64x80	64 нейрона на шар, 3 шари
MD-1220	Micro Devices	16	64 шт.	8
MT 19003 - Neural Instruction Set Processor	Micro Circuit Engineering (MCE)	16 для множення 35 для суматора	-	1
Neuro Fuzzu	National Semiconductor	-	-	-
NI 1000	Nestor	5-16 (одного нейрона)	-	1024 прототипних 256 мірних векторів

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
NLX420 (NLX 110, 230)	Adaptive Logic	16	1 Мбайт	16
OBL Chip	Oxford Computer	16	16 Мбайт	-
L-Neuro 1.0 L-Neuro 2.3	Philips	16 16	1536	16 нейронів 192 (12x16)
RSC (Speech Recognition Chip) - 164	Sensory Circuits	-	-	-
ORC 110xx (Object Recognizer Chip)	Synaptics	-	-	-
Pram-256 Chip	UCLi Ltd.	8 (одного нейрона)	-	256 нейронів
SAND	Datafactory	16	-	4
ACC		16	-	-
Геркулес	Росія	16	1 Мбайт	64
Neuro Classifier	Університет Твента, DESY	70 вх. нейронів	-	6 (внутр.) 1 вхід, 1 вихід
ANNA	AT&T	Число нейронів 16-256	4096 синапсів	-
N64000	Inova	16 розрядні множники (9шт.) та 32 розрядний суматор (1шт.)	4 Кбайта	32 Кбайта
WSC (Wafer Scale Integration)	Hitachi	-	64 зв'язка на нейрон	576 нейронів
SASLM2	Mitsubishi	2 (одного нейрона)	-	4096(64x64) нейронів

(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
TOTEM	Kent (Univer UK), di Trento (Italy)	16 (одного нейрона)	-	64 нейрона
Neuron 3120, Neurom 3150	Echelon (США)	8 біт (шина даних)	-	-

Примітки: \* - максимальне число синапсів визначає розмір внутрішньої пам'яті ваг; \*\* - максимальне число шарів визначається числом операцій множення з накопиченням, виконуваних за один такт для операндів довжиною 8 біт.

Таблиця 4.4

Зведені дані продуктивності окремих нейропроцесорів [201]

Найменування нейрочипа	Конфігурація	CPS	CPSPW	CPPS	CUPS
NLX420	32-16, 8 bit mode	10M	20K	640M	-
100 NAP	4 chips, 2M wts, 16 bit mantissa	250M	125	256G	64M
WSI (Hitachi)	576 neuron Hopfield	138M	3.7	10G	-
N64000 (Inova)	64-64-1, 8 bit mode	871M	128K	56G	220M
MA16	1 chip, 25MHz	400M	15M	103G	-
ZISC036	64 8 bit element input vector	-	-	-	-
MT19003	4-4-1, 32 MHz	32M	32M	6.8G	-
MD1220	8-8	9M	1M	142M	-
NI 1000	256 5 bit element input vector	40 000 vec in sec.	-	-	-
L-neuro-1	1-chip, 8 bit mode	26M	26K	1.6G	32M
NM6403	8 bit mode, 50MHz	1200M	150M	77G	-

Для оцінки продуктивності нейрокомп'ютерів у табл. 4.4 використовуються такі показники:

- CUPS (connections update per second) - число змінених значень ваг у секунду (оцінює швидкість навчання).
- CPS (connections per second) - число з'єднань (множень із накопиченням) у секунду (оцінює продуктивність).
- CPSPW = CPS/Nw, де Nw - число синапсів у нейроні.
- CPPS - число з'єднань примитивів у секунду,  $CPPS = CPS * Bw * Bs$ , де Bw, Bs - розрядність ваг і синапсів.
- ММАС - мільйонів множень із накопиченням у секунду.

**4.5.2. Оцінка можливостей застосування у складі ІСК нейросигнальних процесорів сімейства NeuroMatrix.** Аналіз характеристик (табл. 4.3-4.4) та огляд прикладів практичного застосування апаратних нейромережових систем у різних сферах [135, 204] свідчить, що процесори сімейства NeuroMatrix є зараз одним з найбільш перспективних та доступних рішень у зазначеному напрямі. Тому розглянемо більш докладно архітектуру і характеристики цих чипів та оцінімо можливості їх застосування у складі ІСК.

Зараз сімейство NeuroMatrix складається з двох сумісних за програмним ядром процесорів: NM6403 та NM6404. Послідовно розглянемо архітектуру та властивості.

Основою NeuroMatrix NM6403 є процесорне ядро NeuroMatrixCore (NMC), що являє собою синтезабільну модель високопродуктивного DSP процесора з архітектурою VLIM/SIMD (мова Verilog). Ядро складається із двох базових блоків: 32-бітного RISC процесора й 64-бітного векторного процесора, що забезпечує виконання векторних операцій над даними змінної розрядності. Є два ідентичних програмувальних інтерфейси для роботи із зовнішньою пам'яттю різного типу й два комунікаційних порти, апаратно сумісних з портами TMS320C4x, для можливості побудови багато-процесорних систем.

Підключення чипів типу NeuroMatrix відбувається із застосуванням інструментальних модулів типу MC4.31 (рис. 4.11). Інструментальний модуль MC4.31 призначений для роботи в складі ПЕОМ із системною шиною PCI для відпрацювання функціонального програмного забезпечення обчислювальних систем на базі процесо-



ра L1879BM1. Модуль містить один L1879BM1 із двома банками однократнової статичної пам'яті обсягом 2 Мбайти. Один банк пам'яті доступний для запису й читання як з боку процесора, так і з боку шини PCI.

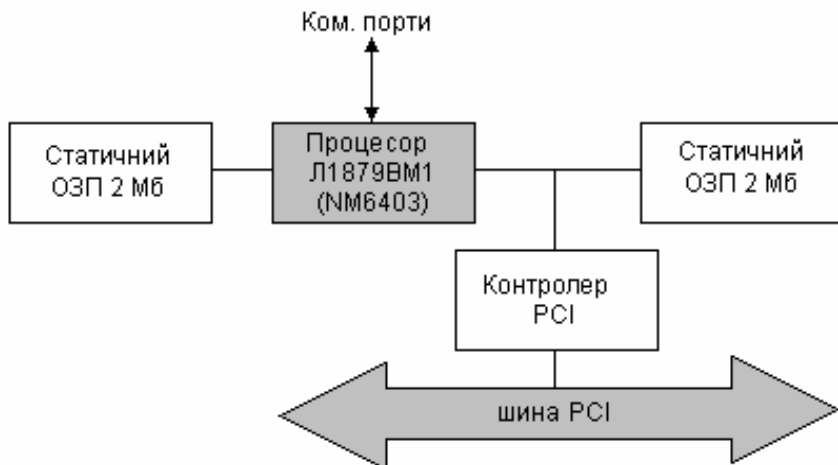


Рис. 4.11. Схема підключення процесора NeuroMatrix до комп'ютера з використанням інструментального модуля MC4.31

На зовнішні рознімання модуля виведені два комунікаційних порти процесора, які призначені для об'єднання декількох модулів або приєднання пристроїв вводу/виводу. Комунікаційні порти можуть бути використані в якості налагоджувального інтерфейсу для сполучення ПЕОМ із бортовими апаратурами на базі процесора L1879BM1.

Програмний драйвер модуля підтримує його роботу під керуванням операційних систем Windows 9x/NT/2000/XP/2003/Vista.

#### Основні характеристики:

- тактова частота - 50 МГц (20нс - час виконання будь-якої інструкції);
- технологія КМОП 0.5 мкм;
- корпус 256BGA;
- напруга живлення від 2.7 до 3.6 В;
- споживана потужність при 50MHz близько 1.3 Вт;
- умови експлуатації: -60...+85° С.

### RISC-ядро:

- 5-ти східчастий 32-розрядний конвеєр;
- 32- і 64-розрядні команди (звичайно виконується дві операції в одній команді);
- два адресних генератори, адресний простір - 16 GB;
- два 64-розрядних програмувальних інтерфейси з SRAM/DRAM-поділюваною пам'яттю;
- формат даних - 32-розрядні цілі;
- реєстри:
  - 8 32-розрядних реєстрів загального призначення;
  - 8 32-розрядних адресних реєстрів;
- спеціальні реєстри керування й стану;
- два високошвидкісних комунікаційних порти вводу/виводу,
- апаратна сумісність з портами TMS320C4x.

### VECTOR-сопроцесор:

- змінна 1-64-розрядна довжина векторних операндів і результатів;
- формат даних - цілі числа, упаковані в 64-розрядні блоки, у формі слів змінної довжини від 1 до 64 розрядів кожне;
- підтримка векторно-матричних і матрично-матричних операцій;
- два типи функцій насичення на кристалі;
- три внутрішніх 32x64-розрядних RAM-блоки.

### Продуктивність:

- скалярні операції:
  - 50 MIPS;
  - 200 MOPS для 32-розрядних даних;
- векторні операції:  
від 50 до 50.000+ ММАС (мільйонів множень із нагромадженням у секунду);
- I/O й інтерфейси з пам'яттю:
- пропускна здатність двох 64-розрядних інтерфейсів з пам'яттю - до 800 Мбайт/сек;
- I/O комунікаційні порти - до 20 Мбайт/сек кожний.

Математичне ядро нейрочіпу складає операційний пристрій (ОП) - регулярна матрична структура 64x64 комірки (рис. 4.12).

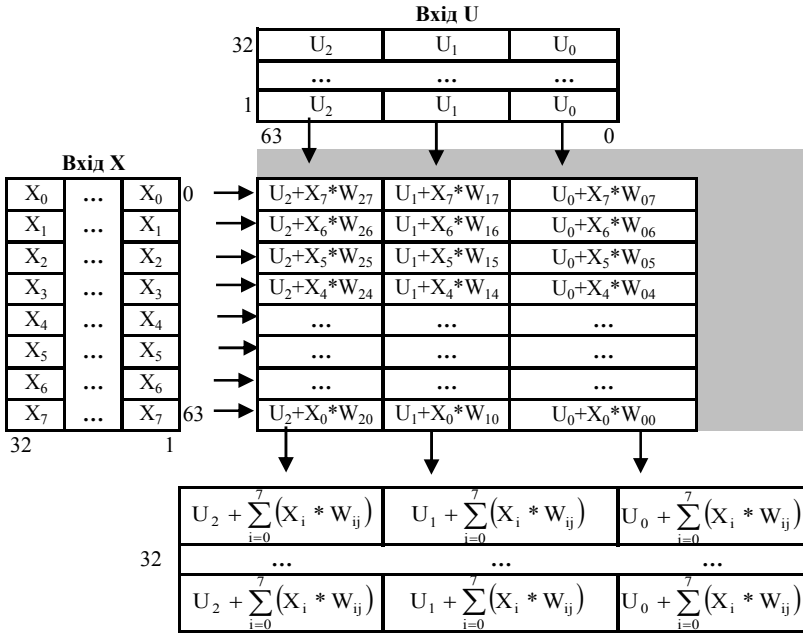


Рис. 4.12. Операційний пристрій спеціалізованого процесора типу NeuroMatrix (NM6403/6404)

Матриця може бути довільно розділена на стовпці й рядки. В утворений після розподілу макроосередок завантажуються вагові коефіцієнти  $W_{ij}$ . На вхід матриці подається вектор вхідних даних  $\bar{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ , кожному елементу якого відповідає рядок матриці. Ширина рядка (у бітах) - розрядність даного елемента вхідних даних. У макроосередках відбувається множення елемента вектора вхідних даних на ваговий коефіцієнт і додавання зі значенням верхнього осередку  $\bar{U} = (U_1, U_2, \dots, U_m)$  або значень входів  $U_i$ . Таким чином, для кожного стовпця обчислюється скалярний добуток типу  $Y_i = U_i + \sum_j W_{ij} X_j$ .

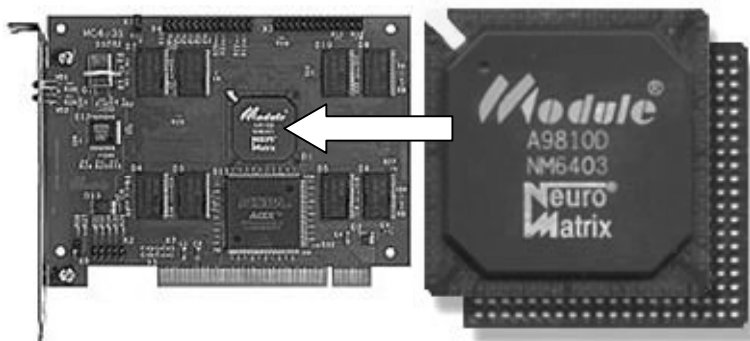


Рис. 4.13. Конструктивна реалізація NeuroMatrix 6403

Основними особливостями даного нейропроцесора є:

- можливість роботи із вхідними сигналами (синапсами) і вагами змінної розрядності (від 1 до 64 біт) у програмному режимі, що забезпечує унікальну здатність нейропроцесора збільшувати продуктивність зі зменшенням розрядності операндів;
- швидке підкачування нових ваг на фоні обчислень (24 операції множення з накопиченням за один такт при стандартній довжині операндів 8 біт);
- апаратна підтримка емуляції нейромереж великої розмірності;
- реалізація функції активації у вигляді граничної функції або функції обмеження;
- наявність двох широких шин (по 64 розряду) для роботи із зовнішньою пам'яттю будь-якого типу: до 4Мб SRAM і до 16 Гб DRAM;
- наявність двох байтових комунікаційних портів вводу/виводу, апаратно сумісних з комунікаційними портами TMS320C4x для реалізації паралельних розподілених обчислювальних систем великої продуктивності.
- можливість працювати з даними змінної розрядності за різними алгоритмами, що реалізуються за допомогою програм, які зберігаються у зовнішньому ОЗП.

#### Технічні характеристики:

- число вентилів на кристалі - 100 тис.;
- розмір кристала - 10 мм \* 10.5 мм при технології 0.7 мкм;
- споживана потужність - не більше 3 Вт;
- пікова продуктивність для байтних операндів - 720 MCPS (мільйонів з'єднань або множень із нагромадженням у сек.) при тактовій частоті 30 МГц; при бінарних операціях - 8640 MCPS.

Подальшим розвитком сімейства чипів NeuroMatrix є більш потужний процесор типу NM6404.

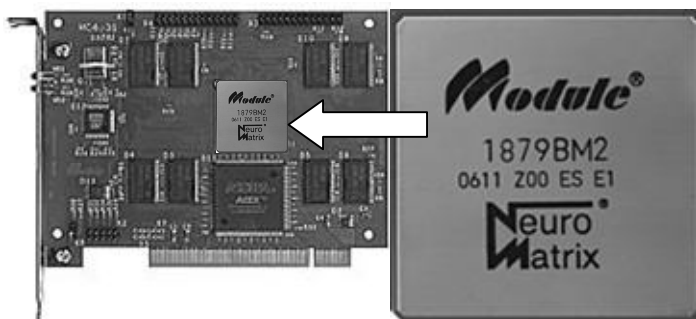


Рис. 4.14. Конструктивна реалізація NeuroMatrixR NM6404

NeuroMatrix NM6404 [135, 204] являє собою високопродуктивний DSP-орієнтований RISC мікропроцесор. У його склад входять два основних блоки: 32-розрядне RISC-ядро й 64-розрядне VECTOR-співпроцесор для підтримки операцій над векторами з елементами змінної розрядності. NM6404 за системою команд повністю сумісний з попередньою версією NM6403. Є два ідентичних програмувальних інтерфейси для роботи із зовнішньою пам'яттю різного типу й два комунікаційних порти, апаратно сумісних з портами TMS320C4x, для можливості побудови багатопроцесорних систем.

#### Особливості:

- тактова частота - 133 МГц (8нс - час виконання будь-якої інструкції);

- технологія КМОП 0.25 мкм;
- корпус PQFP256;
- напруга живлення від 2.5 В, 3.3 В, 5 У;
- споживана потужність - близько 1.0 Вт;
- умови експлуатації: -40...+80° С.

#### RISC-ядро:

- 5-ти східчастий 32-розрядний конвеєр;
- 32- і 64-битий команди (звичайно виконується дві операції в одній команді);
- 2 Мбіт внутрішнє ОЗП;
- доступ до внутрішньої пам'яті сусідів;
- два адресних генератори, адресний простір - 16 GB;
- два 64-розрядних програмувальних інтерфейси з SDRAM/SRAM/DRAM/Flash ROM поділюваною пам'яттю;
- 4 одночасних доступи до внутрішньої пам'яті; ширококомповний режим доступу до зовнішньої пам'яті;
- 64 Boot ROM; формат даних - 32-розрядні цілі; 4 канали DMA;
- два комунікаційних порти вводу/виводу, апаратно сумісних з портами TMS320C4x;
- JTAG-сумісний налагоджувальний інтерфейс;
- система керування споживаною потужністю.

#### VECTOR-співпроцесор:

- від 1 до 64-розрядна довжина векторних операндів і результатів;
- формат даних - цілі числа, упаковані в 64-розрядні блоки, у формі слів змінної довжини від 1 до 64 розрядів кожне;
- підтримка векторно-матричних і матрично-матричних операцій; 16 тактів на перезавантаження матриці коефіцієнтів;
- сповування робочої й тіньової матриці; два типи функцій насичення на кристалі.

#### Продуктивність:

1) за скалярними операціями:

- 133 MIPS;

- 399 MOPS для 32-розрядних даних;
- 2) за векторними операціями:
- від 133 до 38.000+ ММАС (мільйонів множень із накопиченням у секунду);
  - I/O й інтерфейси з пам'яттю:
  - пропускна здатність двох 64-розрядних інтерфейсів з пам'яттю - 2128 Мбайт/сек;
  - I/O комунікаційні порти - до 20 Мбайт/сек кожний.

Отже, нейропроцесори NM6403/6404 сімейства NeuroMatrix завдяки своїй універсальності успішно застосовуються як базовий елемент для плат нейроприскорювачів PC, для створення нейрокомп'ютерних паралельних обчислювальних систем великої продуктивності, а також для апаратної підтримки операцій над матрицями великої розмірності та у завданнях цифрової обробки сигналів [135, 204]. Аналіз зазначених розробок та оцінка продуктивності нейрочипів NeuroMatrix дозволяють стверджувати, що процесори типу NM6403/6404 доцільно взяти за основу при створенні апаратного прототипу ІСК.

**4.5.3. Прототип ІСК із застосуванням нейросигнальних процесорів сімейства NeuroMatrix.** На підставі структурної схеми рис. 4.7 для реалізації ІСК секцією збагачення необхідно реалізувати поєднання не менш семи нейронних мереж. При цьому кожна з 3-х стадій має окремий нейронний контролер та емулятор. Також додатково реалізується ще одна нейронна мережа для здійснення процедури інтелектуальної класифікації у складі системи підтримки прийняття рішень. Отже, схема реалізації буде мати 7 модулів нейрочипів типу NM6403/6404 (Л11879ВМ1). Принцип реалізації зазначеного підходу показаний на рис. 4.15.

За основу при реалізації взято сервер промислового типу (специфікацію наведено у додатку А). Усі сім нейрочипи підключено через шину PCI із застосуванням інтерфейсних модулів типу MC 4.31. Базове програмне забезпечення ІСК та промислова база даних розташовані на чотирьох жорстких дисках, які для підвищення надійності поєднані між собою на підставі застосування RAID-технології. Крім того, такий сервер виконано у відповідності до стандарту IP55,

що забезпечує безперерйну роботу у жорстких промислових умовах.

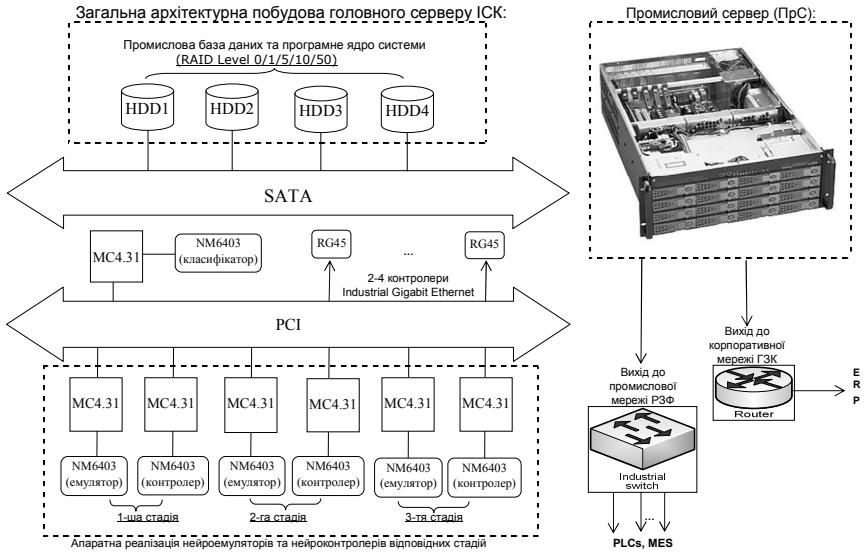


Рис. 4.15. Архітектура та функціональна схема ІСК з апаратною реалізацією ядра на підставі застосування нейрочипів

Для організації інформаційного обміну сервер підключено до промислової мережі РЗФ із застосуванням технології Industrial Gigabit Ethernet через інтегровані мереживі адаптери та зовнішній комутатор (Industrial switch). Решта робочих місць системи (АРМ диспетчера, технолога тощо), що утворюють внутрішнє MES-середовище, також під'єднується через комутатор (або стек комутаторів). Аналогічним способом організовано підключення мережі на рівні промислових контролерів (PLCs), які безпосередньо взаємодіють з низовим устаткуванням (датчики, первинні перетворювачі, виконавчі пристрої тощо).

Вихід до корпоративної інформаційної мережі підприємства для взаємодії з підсистемами верхнього рівня (зокрема, ERP) здійснюється через зовнішній маршрутизатор (Router).

Решта підсистем ІСК у відповідності до структурної схеми (рис. 4.7) реалізується програмно аналогічно рішенням, запропонованим у пп.4.2.2.



#### 4.6. Економічне обґрунтування застосування ІСК

Економічне обґрунтування застосування системи інтелектуального керування в умовах технологічної лінії (секції) РЗФ можливо здійснити на підставі урахування низки стабілізуючих факторів (зниження амплітуди коливань математичного сподівання та дисперсії якісних та кількісних показників ТП). Для цього використовувалися залежності собівартості переділу в умовах різних ГЗК Кривбасу (рис. 4.16), отримані в роботі [205].

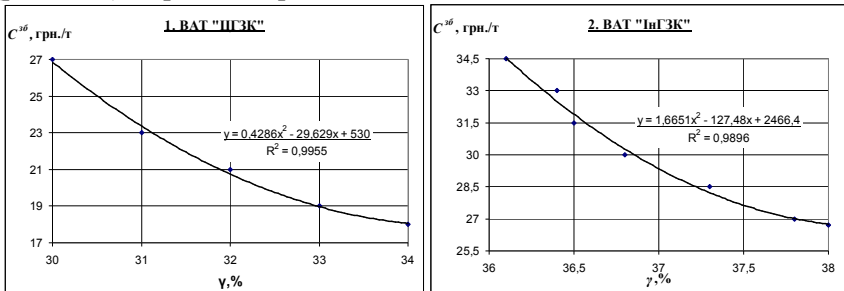


Рис. 4.16. Тренд залежності питомих витрат з переробки та збагачення ( $C^{ob}$ , грн./т) від виходу концентрату ( $\gamma$ , %) [205]:

- 1 – Центральний ГЗК;
- 2 – Інгулецький ГЗК.

Аналіз залежностей рис. 4.16 свідчить, що збільшення виходу концентрату на 1% призводить до зменшення питомих витрат на переділ збагачення у середньому на 2-4 грн./т. Наведені дані достатньо добре апроксимуються поліноміальним трендом другого порядку (коефіцієнт детермінації  $R^2$  перевищує 0,99). З іншого боку результати моделювання та промислових випробувань роботи ІСК при відстеженні показників виходу концентрату дозволяють стверджувати про достатню результативність застосування запропонованого підходу (рис. 4.17).

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

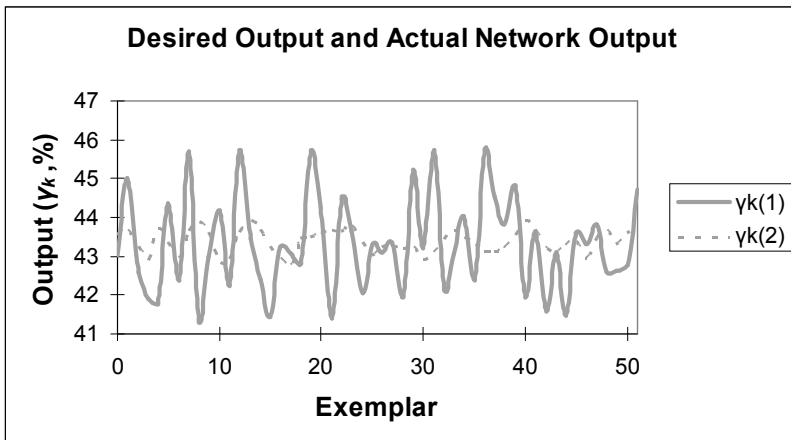


Рис. 4.17. Зміни показника виходу концентрату (ЦГЗК):

1 – без застосування ІСК;

2 – при застосуванні ІСК.

Отже, з урахуванням трендових залежностей (рис. 4.16) та рекомендацій методики [1] оцінка річного економічного ефекту за рахунок збільшення виходу результуючого концентрату на прикладі РЗФ Центрального ГЗК буде складати:

$$E_p = \Delta\gamma \cdot \Delta C^{36} \cdot Q_p + \Delta\gamma \cdot \Pi^k \cdot Q_p = \Delta\gamma \cdot Q_p (\Delta C^{36} + \Pi^k) \quad (4.1)$$

де  $E_p$  – оцінка значення загального річного економічного ефекту, що очікується, грн;

$\Delta\gamma$  – приріст значення виходу результуючого концентрату за рахунок стабілізації технологічних показників, % (на підставі вищезазначених міркувань приймаємо  $\Delta\gamma = 0,3\%$ );

$\Delta C^{36}$  – зменшення питомої собівартості переділу збагачення за рахунок збільшення виходу концентрату на 1%, грн./т (для розрахунку приймаємо  $\Delta C^{36} = 2$  грн./т);

$\Pi^k$  – ринкова ціна 1т концентрату встановленої якості, вологості, домішок тощо, грн./т (від 70\$/т в цінах першого півріччя 2008р.);

$Q_p$  – усереднена річна продуктивність типової секції РЗФ з переробки руди, т/рік (з урахуванням проектної місячної продуктивності, ремонтних та інших вимушених простоїв, для цього приймаємо  $Q_p = 1,2$  млн.т/рік).

При цьому перша складова формули (4.1) ураховує зменшення собівартості переділу збагачення, а друга – збільшення доходу за рахунок реалізації додаткового концентрату. З урахуванням цього розрахунок інтегрованого значення річного економічного ефекту для одної типової секції РЗФ в умовах Центрального ГЗК дає

$$E_p = 0,003 \times 1200000 (2+340) = 1\ 231\ 200 \text{ грн.} \approx 1,23 \text{ млн. грн.}$$

Для розрахунку решти показників економічної ефективності та терміну окупності при створенні ІСК застосуємо відомі методики [206-207].

Коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень ( $e_{кв}$ ) на впровадження ІСК розраховується за формулою:

$$e_{кв} = E_p / (K_е + E_е), \quad (4.2)$$

де  $K_е$  – капітальні витрати на створення ІСК;

$E_е$  – експлуатаційні витрати на впровадження, експлуатацію та обслуговування системи.

Розрахунки показують, що гранична величина капітальних витрат на створення ІСК, призначеної для одночасного контролю однієї технологічної лінії (секції) РЗФ, становить 600 тис. грн.

Експлуатаційні витрати на рік (12 місяців) з розрахунку 1,5% на місяць складуть:

$$E_е = 0,015 K_е \times 12 = 108 \text{ тис. грн.}$$

Тоді на підставі залежності (4.2) коефіцієнт економічної ефективності капітальних вкладень дорівнює

$$e_{кв} = 1\ 231\ 200 / (600\ 000 + 108\ 000) = 1,74.$$

Термін повної окупності системи

$$T = 1/e_{кв} = 1/1,74 \approx 0,6 \text{ р.} = 7,2 \text{ міс.} \quad (4.3)$$

Схожі результати дають аналогічні розрахунки для РЗФ інших ГЗК Кривбасу.

Питання економічної ефективності застосування подібних систем для автоматизації локальних процесів збагачення, а також керування на верхніх рівнях ієрархії організаційної структури ГЗК розглянуто в інших роботах автора [12, 48, 208-209].

#### **4.7. Перспективи та напрями подальших досліджень**

Протягом моделювання та промислових випробувань методів інтелектуальної ідентифікації, нейрокерування, класифікаційного керування та еволюційної оптимізації було доведено доцільність їх застосування для автоматизації ТП секції збагачення в умовах не-

стаціонарності, нелінійності, багатозв'язності та значного часового запізнення.

Результати досліджень та розробок, що здійснено у роботі, дозволяють сформулювати такі потенційно перспективні напрями розвитку інтелектуальних систем у гірничій галузі [210-212].

- Обґрунтування, створення та адаптація інтелектуальних методів ідентифікації та керування в умовах інших ТП та підрозділів ГЗК (дробильне, агломераційне та окомкувальне виробництво).
- Реалізація інтелектуального керування на інших рівнях МЕК1131 (MES, ERP) для РЗФ, інших підрозділів комбінату та ГЗК у цілому.
- Створення гібридних (інтегрованих) ІСК ТП збагачення (наприклад, продукційних нейронечітких тощо).
- Визначення оптимального інтервалу дискретизації при реалізації нейронечітких структур ідентифікації та автоматизованого керування в умовах процесів збагачувальної технології.
- Вдосконалення методів еволюційної оптимізації параметрів нейрокібернетичних моделей ТП збагачення магнетитових кварцитів та процедур автоматичної класифікації з метою підвищення їх ефективності.
- Вдосконалення алгоритмів параметризації інтелектуальних структур з метою підвищення їх продуктивності та обчислювальної робастності.

#### **4.8. Висновки до четвертого розділу**

1. Для реалізації середнього рівня керування секцією РЗФ шляхом інтеграції декількох одноканальних схем нейрокерування із застосуванням спеціалізованого навчання запропоновано структурну схему реалізації багатоканальної ІСК, що дозволяє контролювати окремі стадії переділу (комплекс ТП збагачення) залізної руди.

2. Дослідження динаміки багатоканальних систем інтелектуального керування за якістю перехідних процесів шляхом комп'ютерного моделювання у номінальних режимах роботи, за наявністю 10% збурень та в умовах нелінійних обмежень на зміну параметрів контролерів за принципом насичення (типу 20%-80%), довели можливість їх застосування в умовах багатостадійного ТП збагачення.

3. На підставі застосування запропонованих у попередніх розділах принципів ідентифікації, автоматизованого інтелектуального керування та алгоритмів оптимізації ТП збагачення магнетитових кварцитів розроблена загальна структурна схема прототипу ІСК технологічною лінією (секцією) РЗФ, що призначена для практичної реалізації та випробувань у промислових умовах.

4. У результаті аналізу потенційних технологій створення сучасних інтелектуальних систем було з'ясовано, що практичну реалізацію нейромережових структур у складі ТП доцільно здійснити шляхом застосування програмної імітації (нейроемуляції) або з використанням апаратних рішень на основі поширених нейрочипів.

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

6. Апаратна реалізація ІСК засобами нейропроцесорів типу NeuroMatrix NM6403/6404 відповідно продемонструвала більш високу продуктивність параметризації, обчислень та спостереження (підтримання) уставок. Однак, така технологія є більш складною та трудомісткою в процесі відтворення, а також дозволяє реалізувати обмежений набір нейромережових структур та алгоритмів навчання.

7. Розрахунок економічної ефективності впровадження ІСК в умовах секції РЗФ з річним обсягом продуктивності переробки 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.

## ПІДСУМОК

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 в цьому напрямі на сьогодні практично відсутні промислові зразки САК комплексом ТП секції збагачення, 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 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 локальних процесів збагачення залізної руди, симпліціального  $q$ -аналізу типової структури РЗФ було зроблено узагальнення та розроблено модель на основі підходу «чорної скриньки», обґрунтовано застосування сучасних підходів з нейрокібернетики для реалізації інтелектуального керування секцією РЗФ, висунуто вимоги та критерії щодо роботи ІСК, запропоновано структурну схему реалізації інтелектуальної моделі в нейромережевому базисі, зроблено оцінку граничних обсягів навчаючої вибірки та вимоги щодо її формування. Зазначене дозволило сформулювати концепцію інтелектуального керування технологічною лінією (секцією) магнітного збагачення залізної руди, де за значенням максимальної розмірності  $q$ -зв'язних симплексів ураховано наявність трьох рівнів ієрархії (нижній – керування параметрами локальних ТП, середній – багатоканальне на рівні окремих стадій, верхній – комплексом ТП секції), що дозволяє більш системно врахувати низку зворотних зв'язків та додаткових факторів впли-

ву, обумовлених неповнотою та нечіткістю інформації про фізико-хімічні та мінералогічні властивості первинної сировини.

4. На підставі відомих одновимірних нейромережових 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.

5. Дослідження багатовимірних нелінійних моделей інтелектуальної ідентифікації у різних базисах шляхом комп'ютерного моделювання 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; середня відносна похибка апроксимації MAE не перевищує 1%.

6. Адаптовано існуючу методологію інтелектуальної нейромережової ідентифікації в умовах ТП збагачення для подальшого застосування у складі ІСК, де обґрунтовано вибір модельних структур, обрано потенційно можливі методи навчання (параметризації), визначена процедура верифікації, шляхом імітаційного моделювання встановлено основні аналітичні параметри модельних структур:

- необхідна глибина регресії за методом коефіцієнтів Ліпшица у 2-4 сигнали на вході та виході;

- кількість нейронів прикованого шару у 50% від обсягу сигналів на виході.

7. На підставі застосування комп'ютерного моделювання здійснене дослідження багатовимірних властивостей моделей типу NNARX, NNARXMAX, NNOE з різними базисами реалізації в умовах ідентифікації ТП збагачення, що дозволило встановити наступне:

- застосування базису РБФ забезпечує найбільшу швидкість збігу параметризації (30-200 ітерацій) при відносно найгірших показниках адекватності (MSE=0,8-1,9 абс; NMSE = 1,9-2,13 абс);

- використання базису НПП забезпечую середні показники збігу (170-570 ітерацій) та адекватності (MSE=0,78-1,2 абс; NMSE=1,45-1,96 абс);

- найкращу адекватність ( $MSE=0,72-1,1$  абс;  $NMSE=1,2-1,8$  абс) забезпечують моделі у базисі ПЗНМ, при цьому збіжність моделей найгірша (260-840 ітерацій);

- багатовимірні авторегресійні моделі типу NNARX, NNARXMAX дозволяють робити адекватні прогнози у середньому на один крок, NNOE – на 3-4 кроки.



## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Пивень В.А., Шиповский Г.В., Дядечкин Н.И. Экономическая эффективность повышения качества горно-металлургического сырья // Горный журнал.– 2003.–№9.– С.57–58.
2. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Хоменко С.А., Купін А.І. Управління роботою гірничозбагачувального комбінату при використанні інформаційних технологій 21-го сторіччя // Академический вестник Криворожского территориального отделения Международной Академии компьютерных наук и систем, 2001.– №7–8.– С.43–49.
3. Близнюков В.Г., Півень В.О., Плотников О.В. Тенденції розвитку залізородної мінерально-сировинної бази і шляхи підвищення якості концентрату на гірничодобувних підприємствах України // Сборник научных трудов 3-го международного симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Кривой Рог, 2002.– С.63–67.
4. Методи робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления / Под.ред. Н.Д.Егупова.– М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э.Баумана, 2002.– 744 с.
5. Махотило К.В. Разработка методик эволюционного синтеза нейросетевых компонентов систем управления: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.06.– Харьков, 1998.– 179 с.
6. Зубов Д.А. Развитие методов и засобів адаптивного автоматизованого керування комплексом технологічних процесів вуглезбагачувальної фабрики: Дис.... докт. техн. наук: 05.13.07.– Кривий Ріг, 2005.– 534с.
7. Моркун В.С. Ультразвуковой контроль характеристик измельченных материалов и адаптивное управление процессами измельчения-классификации руд на его базе: Дис. д-ра техн. наук: 05.13.07. – Кривой Рог, 1998. – 309 с.
8. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Луценко И.А. Адаптивные системы оптимального управления технологическими процессами. – Кривой Рог: Минерал, 2005. – 261 с.
9. Хорольский В.П. Адаптивная система многоуровневого управления технологическим процессом переработки руд: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Ленинград, 1989. – 39 с.

10. Руденко О.Г., Бессонов А.А. Адаптивное управление многомерными нелинейными объектами на основе радиально-базисных сетей // Кибернетика и системный анализ.– №2.– 2005.– С. 9–18.
11. Руденко О.Г., Бессонов А.А. Адаптивное управление нелинейными объектами с помощью нейронной сети СМАС // Проблемы управления и информатики.– №5.– 2004.– С. 14–28.
12. Купин А.И. Интегрированная система управления процессами первой стадии обогащения железной руды с минимальными потерями в хвостах: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.07.– Кривой Рог, 2001.– 142с.
13. Купін А.І. Обґрунтування використання технологій штучного інтелекту для управління технологічним процесом збагачення магнетитових кварцитів // Вісник КТУ.–Вип.1.–Кривий Ріг: КТУ.–2003.– С.51–55.
14. Нейроуправление и его приложения / Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсуф; Пер. с англ.– М.:ИПРЖР, 2000.–272 с.
15. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления.– М.:Высш.шк., 2002.– 183с.
16. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления / Общ.ред. А.И.Галушкина. – М.:ИПРЖР, 2002.– 480с.
17. Усков А.А., Кузьмин А.В. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика.– М.: Горячая Линия-Телеком, 2004.– 143с.
18. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика.– М.: Телеком, 2002.– 382 с.
19. Марюта О.М., Бойцун Н.Є. Статистичні методи і моделі в економіці.– Дніпропетровськ: Пороги, 2002.– 384с.
20. Марюта А.Н. Автоматическая оптимизация процесса обогащения руд на магнитообогащительных фабриках.– М.: Недра, 1975.– 231с.
21. Воронов В.А. Об одном подходе к управлению раскрытием минералов в процессе измельчения // Обогащение руд.–2001.–№2.–С.43–46.
22. Марюта А.Н. Обоснование принципов построения оптимальных комбинированных САУ на магнитообогащительных фабриках / Вісник Криворізького технічного університету. – Кривий Ріг: КТУ. – Вип. 6. 2005. – С. 152–155.
23. Марюта А.Н., Кочура Е.В. Экономико - математические методы оптимального управления предприятиями. – Днепропетровск: Наука и образование, 2002. – 144с.

24. Марюта А.Н., Качан Ю.Г., Бунько В.А. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик.– М.: Недра, 1983.–277с.
25. Марюта А.Н. Автоматизация процессов измельчения и классификации.– М.: Недра, 1984.– 210 с.
26. Андреев Е.Е., Тихонов О.Н. Динамика технологических процессов на обогатительных фабриках.– Л.: Изд. ЛГИ, 1987.–91с.
27. Тихонов О.Н. Автоматизация производственных процессов на обогатительных фабриках.– М.: Недра, 1985.–272с.
28. Козин В.З. Опробование и контроль технологических процессов обогащения.– М.: Недра, 1985.– 294с.
29. Барский Л.А., Козин В.З. Системный анализ в обогащении полезных ископаемых. – М.: Недра, 1978. – 486 с.
30. Астафьев Ю.П., Полищук Г.К. Автоматизированные системы управления горнорудными предприятиями.– К.: Вища школа, 1984. – 216с.
31. Батицкий В.А., Куроедов В.И., Рыжков А.А. Автоматизация производственных процессов и АСУ ТП в горной промышленности.– М.: Недра, 1991.– 303с.
32. Троп А.Е., Козин В.З., Прокофьев Е.В. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик: Учебник для вузов. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: Недра, 1986. – 303 с.
33. Кошарский Б. Д., Ситковский А. Я. Красномовец А. В. и др. Автоматизация управления обогатительными фабриками // Москва: Недра, 1987.– 528 с.
34. Автоматизация обогатительных фабрик / Г.А. Хан, В.П. Картушин, Л.В. Сорокер, Д.А. Скрипчак / Под ред. Л.П. Рузинова – М.: Недра, 1974. – 280с.
35. Гончаров Ю. Г., Давидкович А.С., Гейзенблазен Б.Е. Автоматизированный контроль и регулирование технологических процессов на железорудных фабриках.– М.: Недра, 1988.– 227 с.
36. Лебедин В.Ф., Процунто В.С., Ревуцкий Ю.В. Проектирование систем управления обогатительными производствами.– М.: Недра, 1973.– 296 с.
37. Нестеров Г.С. Технологическая оптимизация обогатительных фабрик.– М.: Недра, 1976.– 121 с.

38. Шупов Л.П. Моделирование и расчет на ЭВМ схем обогащения .– М.: Недра, 1980. –288 с.
39. Жосан А.А, Бабец Е.К., Хорольский В.П. Синтез адаптивного цифрового регулятора с квазискользящим режимом для нестационарных объектов обогатительной технологии//Изв. вузов. Горный журнал. – 1990. – № 10. – С. 119–124.
40. Пучков Л.А., Федунец Н.И., Потресов Д.К. Автоматизированные системы управления в горнодобывающей промышленности.– М.: Недра, 1987.– 285 с.
41. Кочура Е.В. Развитие научных основ автоматизации процессов магнитного обогащения руд с целью энергосбережения: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Днепропетровск, 1996. – 39 с.
42. Хорольский В.П. Адаптивная система многоуровневого управления технологическим процессом переработки руд: Автореф. дис. ... докт. техн. наук: 05.13.07. – Ленинград, 1989. – 39 с.
43. Барский М.Д. Оптимизация процессов разделения зернистых материалов. – М.:Недра, 1978. – 165 с.
44. Кочура Є.В., Косарєв В.М. Моделювання макроекономічної динаміки: Навч. посіб. / Дніпропетровський ун-т економіки та права. – Д. : Вид-во ДУЕП, 2003. – 235с.
45. Процуто В.С. Автоматизированные системы управления технологическими процессами обогатительных фабрик. – М.: Недра, 1987. – 253 с.
46. Білецький В.С., Смирнов В.О. Технологія збагачення корисних копалин. – Донецьк: Східний видавничий дім, 2003. – 272 с.
47. Кричевский М.Л. Интеллектуальные методы в менеджменте.– СПб.: Питер, 2005.– 304 с.
48. Назаренко В.М., Гвоздик В.С., Назаренко М.В., Савицкий А.И., Купин А.И. АСУТП и информационные системы на горнообогатительных комбинатах: проблемы создания и интеграции (на примере АСУТП 12-й секции РОФ-2 ЮГОКА) // Академический вестник Криворожского территориального отделения Международной Академии компьютерных наук и систем, 1999.– №1.– С.18–23.
49. Горнев В.Ф. Проблемы и технология комплексной автоматизации // Автоматизация проектирования.– Отделен. информатики, выч. техники и автоматизации Российской академии наук .–№1.–1999г.

50. Моделирование и управление горнорудными предприятиями / С.Л.Каграманян, А.С.Давидкович, В.А.Мальшев и др.– М.:Недра, 1989.–360с.
51. Глушков В.М. Введение в АСУ.– К.: Техніка, 1974.– 310с.
52. Ивахненко А.Г., Зайченко Ю.П., Димитров В.Д. Принятие решений на основе самоорганизации // М.: Советское радио, 1976.– 280с.
53. Ивахненко А.Г. Самообучающаяся система распознавания автоматического управления.– К.: Техніка, 1979.– 392 с.
54. Ивахненко А.Г., Мюллер И.А. Самоорганизация прогнозирующих моделей .– К.: Техника, 1984.– 350 с.
55. Ивахненко А.Г., Лапа В.Г. Предсказание случайных процессов. – К.: Наукова думка, 1971. – 416 с.
56. Кондратець В.О., Сербул О.М. Стендові випробування системи комп'ютерної ідентифікації та регулювання розрідження пульпи в млинах першої стадії подрібнення // Академічний вестник Криворізького територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем, 2007.– №19.– С.43–49.
57. Шмалій С.В. Система управління першої стадією в АСУ ТП залізничних обогатительних фабрик: Дис.... канд. техн. наук: 05.13.07.– Киев, 1989.– 174 с.
58. Шупов Л.П. Прикладні математическі методи в обогаченні залізних іскопаємих .– М.: Недра, 1972.– 168 с.
59. Назаренко М.В. Исследования корректности построения математических моделей процесса переработки сырья горно-обогатительным комбинатом // Разработка рудных месторождений: Респ. Міжвідомчий наук. -техн. збірник Мін. Освіти і науки України. – Кривий Ріг, 2005.– №88.– С.132–135.
60. Хорольский В.П. Использование экспертных знаний при обнаружении аномальных режимов работы технологических аппаратов обогатительной фабрики//Изв. вузов. Горный журн. – 1992. – № 11. – С. 95–99.
61. Бабец Е.К. Хорольская Т.В., Хорольский В.П. Стратегия управления качеством продукции Криворожских горно-обогатительных комбинатов в условиях их реструктуризации // Сб. научн. трудов 2-го между. симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Ялта, 1999.– С.281–285.

62. Хорольский В.П. Интеллектуальная система управления обогатительной фабрикой окисленных руд // Изв.вузов горный журнал.– 1992.– №10.– С.37–41.
63. Бабец Е.К., Горлов Н.И., Жуков С.А. Ситуационное управление технологическими процессами добычи и переработки руд (производственный менеджмент). – Д. : Наука и образование, 2001. – 286с.
64. Сироджа И.Б., Петренко Т.Ю. Метод разноуровневых алгоритмических квантов знаний для принятия производственных решений при недостатке или нечеткости данных. – Киев, Наукова думка, 2000. – 247 с.
65. Сироджа И.Б. Квантовые модели и методы искусственного интеллекта для принятия решений и управления. – Киев, Наукова думка, 2002. – 490 с.
66. Воронов В.А. Многоуровневая оптимизация процессов обогащения. М.: Недра. 1991. – 154с.
67. Моркун В.С., Цокуренько О.О., Барський С.М. Адаптивне керування на підставі проєкційних методів у задачах синтезу на просторі неформалізованих даних//Вісник Криворізького технічного університету. Вип. 3. – Кривий Ріг: – 2003. – С. 3– 6.
68. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Барський С.Н., Поркуян О.В. Принципи адаптивного управління на базі неформалізованих даних//Разраб. рудн. месторожд. Вып. 84. – Кривой Рог: КТУ. – 2003.– С. 10–18.
69. Моркун В.С., Цокуренько А.А., Моркун Н.В., Барський С.Н. Алгоритмы адаптивного управления объектами с экстремальными характеристиками//Разраб. рудн. месторожд. Вып. 86. – Кривой Рог: КТУ. – 2004.– С. 3–7.
70. Моркун Н.В., Сотникова Т.Г., Цокуренько А.А. Динамическая коррекция параметров ПИД-регулятора на базе алгоритмов нечеткой логики//Вісник Криворізького технічного університету. Вип. 10. – Кривий Ріг: КТУ. –2005. – С. 184–187.
71. Зарубин М.Ю. Исследование управления обогатительным оборудованием нейрорегуляторами // Нейроинформатика и ее приложения: Материалы XI Всероссийского семинара / Под ред. А.Н. Горбаня, Е.М. Миркеса.– Красноярск: Изд-во ИВМ СО РАН, 2003.– С.73–74.
72. Еременко Ю.И. Нейросетевая идентификация процесса классификации железорудного концентрата в системе автоматизации работы гид-

роциклону // "Мехатроника, Автоматизация, Управление".– №10.– 2004.– С.86–93.

73. Кулаенко О. А., Пермяков В. И. Нейронные сети и нечеткая логика в управлении измельчительным оборудованием // Тезисы доповідей XXIII Міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика–2006).– Вінниця: Вид-во ВНТУ «Універсум-Вінниця», 2006 .– С.392–393.

74. Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. Нейронные сети в системах автоматизации. — К.: Техніка, 1999. — 364 с.

75. Многоканальные итерационные системы управления / Б. И. Кузнецов, А. А. Худяев, И. Н. Богаенко, Г. Г. Грабовский и др. — К.: НПК "КИА", 1998. — 244 с.

76. Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. и др. Интегрированные организационно-технические АСУ промышленными предприятиями. — К.: НПК "КИА", 2002. — 147 с.

77. Архангельский В. И., Богаенко И. Н., Грабовский Г. Г., Рюмшин Н. А. Человеко-машинные системы автоматизации. — К.: НПК "КИА", 2000. — 308 с.

78. Scheiner, B. J., Stanley, D. A., Karr, C. L. (Eds.) Emerging computer techniques in the minerals industry.– Littleton, CO: Society for Mining, Metallurgy, and Exploration, Inc., 1993.–144 p.

79. Karr, C. L., Stanley, D. A., McWhorter, B. Optimization of hydrocyclone operation using a geno-fuzzy algorithm. Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering, 2000.– N186.– P.517–530.

80. Karr, C. L., Stanley, D. A. A neural network model of grinding. Advances in Filtration and Separation Technology, 1998.– N12.– P.479–488.

81. Karr, C. L., Weck, B. Genetic programming for a hydrocyclone separator system identification problem // Fluid Particle Separation Journal.– 1998.– N11.– P.125–138.

82. Karr, C. L., Weck, B., Nishita, K. A comparison of fuzzy and neural network modeling for separation equipment // Fluid Particle Separation Journal.– 1997.– N10(3).– P.81–95.

83. Karr, C. L., Weck, B. Computer modelling of mineral processing equipment using fuzzy mathematics // Minerals Engineering.– 1996.– N9(2), P.183–194.

84. Karr, C. L., Meredith, D. L., Stanley, D. A. Control of liquid level via learning classifier system // Proceedings of The Applications of Artificial Intelligence VII Conference.– 1989.– N1095.– P.78 85.
85. Reuter, M.A. Dalmijn, W.L. and Schaik, A.V. (2002): Smart product systems.– Recycling International.– 2002.– N9.– P. 34–36.
86. Reuter, M.A. Eric, R.H. and Hejja, A.A. Modelling of liquidus temperature and electrical conductivities of synthetic ferromanganese slags by the use of neural nets // Proceedings of Sensors and Modelling in the Materials Processing: Techniques and Applications: The Minerals, Metals and Materials Society.– Orlando, USA.– 1997.– P. 35–53.
87. Reuter M.A. Hybrid Neural Net Modelling in Metallurgy // Proceedings Metallurgical Processes for the Early Twenty-First Century.– Vol 1.– Ed. H.Y.: Sohn.– San Diego.– 1994.– P. 907–927.
88. Wills B.A. Automatic control in mineral processing // Mining Mag. – 1987. – № 3. – P. 316–317,319–320.
89. Whiten W.J. Process control for mineral processing plants // Autom. Mining, Miner. and Metal Process.: Selec. Pap. 5th IFAC Symp., Tokyo, 24-29, Aug., 1986. – Oxford, 1987. – P. 145–153.
90. Abel M. Record Recommissioning of A Six-High Reversing Stand and Recoiling Line // Metals&Mining International News, N2 (aug.)– 2003.– P.4–5.
91. Пальчевський Б.О. Дослідження технологічних систем (моделювання, проектування, оптимізація).– Львів: Світ, 2001.– 232 с.
92. Гвоздик В.С., Купин А.И. Реализация согласованного управления мельницами измельчения на основе применения нечеткого контроллера // Разраб. рудн. месторожден. – Вып.88.– Кривой Рог: КТУ.–2005.– С.148–152.
93. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем.–К.: Видавн.дім “Слово”, 2004.– 352с.
94. Бенькович Е.С., Колесов Ю.Б., Сениченков Ю.Б. Практическое моделирование динамических систем.– СПб.:БХВ-Петербург, 2002.– 464с.
95. Минаев Ю.Н., Филимонова О.Ю., Бенамеур Л. Методы и алгоритмы решения задач идентификации и прогнозирования в условиях неопределенности в нейросетевом логическом базисе.– М.: Горячая линия-Телеком, 2003.– 205с.
96. Петров Ю.П. Новые главы теории управления и компьютерных вычислений.– СПб.: БХВ-Петербург, 2004.– 192с.



97. Девятков В.В. Системы искусственного интеллекта.– М.: Изд-во ТУ им. Н.Э. Баумана, 2001.– 352с.
98. Люпер Д.Ф. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем.– М.: Изд-во Вильямс, 2003.– 864с.
99. Щокін В.П., Чернякова С.М., Щокіна О.В., Барановська М.Л. "Методологія синтезу інтелектуальних гібридних систем автоматичного управління технологічними процесами" // Академічний вестник Криворізького територіального відділення Міжнародної Академії комп'ютерних наук і систем, 2006.– №18.– С.46–50.
100. Щокін В.П. Метод аналітичного конструювання закону адаптації нейронечітких структур в інтелектуальних гібридних системах автоматичного управління // Вісник КТУ.– Вип.12.–Кривий Ріг: КТУ.–2006.– С.131–135.
101. Ерофеев А.А., Поляков А.О. Интеллектуальные системы управления.– СПб.: СПбГТУ, 1999.– 263с.
102. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB6.– М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002.– 496с.
103. Комашинский В.И., Смирнов Д.А. Нейронные сети и их применение в системах управления и связи.– М.: Телеком, 2002.– 94с.
104. Нейроинформатика / Агеев А.Д., Балухто А.Н., Бычков А.В. и др. – М.:ИПРЖР, 2002.– 448с.
105. Norgaard M., Ravn, O., Poulsen, N.K. and Hansen L.K. Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems. Springer: London, 2000.– 287p.
106. Рудковская Д., Пилинский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы.– М.: Горячая линия-Телеком, 2006.– 452 с.
107. Werbos P.J. Backpropagation and neurocontrol: A review and prospectus // Proc. Of International Joint Conf. On Neural Networks.– Vol.1.– Washington, DC.– 1989.– P.209–216.
108. Дубровін В.І., Субботін С.О. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж: Навч. посіб. / Запорізький національний технічний ун-т. – Запоріжжя : ЗНТУ, 2003. – 136 с.
109. Митюшкин Ю. И., Мокин Б. И., Ротштейн А. П. Soft Computing: идентификация закономерностей нечеткими базами знаний. Монография.– Вінниця: Вид-во ВНТУ «Універсум-Вінниця», 2002.– 145 с.

110. Haykin S. Neural Networks. A comprehensive foundation. – New York, NY: Macmillan, 1994. –696 p.
111. Narendra K.S., Parthasarathy K. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks // IEEE Transactions on Neural Networks. – 1990. – Vol. 1. –No. 1. – P. 4–27.
112. Руденко О.Г., Бодяньський Є.В. Штучні нейронні мережі.– Харків: ООО «Компанія СМІТ», 2006.– 404 с.
113. Zhang B., Muhlenbein H. Evolving optimal neural networks using genetic algorithms with Occam's razor // Complex systems. – 1993. – N7(3). – P. 199–220.
114. Черноруцкий И.Г. Методы оптимизации в теории управления.– СПб.: Питер, 2004.– 256 с.
115. Мирошник И.В. Теория автоматического управления. Нелинейные и оптимальные системы.– СПб.: Питер, 2006.– 272 с.
116. Слоан Д.А. Управление горными предприятиями / Пер. с англ.– М.: Недра, 1987.– 253с.
117. Денисов А.А., Колесников Д.Н. Теория больших систем управления.– Л.: Энергоиздат.Ленингр. отд-ние, 1982.– 287с.
118. Молчанов А.А. Моделирование и проектирование сложных систем.– К.: Выща школа, 1988.– 359с.
119. Касти Дж. Большие системы. Связность, сложность и катастрофы: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 216 с.
120. Многосвязные системы управления / М.В.Мееров, А.В.Ахметзянов, Я.М.Берщанский и др.; Под ред. М.В.Меерова. – М.: Наука, 1990. – 264 с.
121. Информационная технология. Комплекс стандартов и руководящих документов на автоматизированные системы. – М.: ИПК Изд-во стандартов, 1991.–105с.
122. Volker Rohbeck Промышленные сети // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1997.– №2 .– С.2–5.
123. R.W. Lewis, Programming industrial control systems using IEC 1131-3. Revised edition., The Institution of Electrical Engineers, London, United Kingdom, 1998.
124. P.D. Monari, F. Bonfatti, U. Sampieri, IEC 1131-3 Programming methodology. Software engineering methods for industrial automated systems.– CJ International, France, 1999.

125. Концепция Transparent Factory: Web-технология в автоматизации производства: Обзор по материалам «Шнейдер Электрик» // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1999.– №7 .– С.22–28.
126. Назаренко Ю.А. DCS и PLC: макро- и микромир технологий автоматизации непрерывных процессов // Инф. бюллетень Schneider Automation Club.– 1999.– №7 .– С.41–48.
127. Жданов Б.И. MES - информационная система уровня цеха и стандарт ISA S95 (MES + S95 = S-MES. Формула интеграции управления производством) // Корпоративные системы.– №3.–2003.
128. ANS/ISA-95.00.03, Enterprise-Control System Integration – Part 3: Models of Manufacturing Operations, Draft 7, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.
129. ANS/ISA-95.00.01-2000, Enterprise-Control System Integration – Part 1: Models and Terminology, Part 2: Object Model Attributes, Available from The Instrumentation, Systems and Automation Society (ISA), RTP North Carolina, USA.
130. Геолого-технологическая оценка сырьевой базы ЮГОКа. Разработка и выдача рекомендаций по составу рудной шихты, обеспечивающей получение концентратов, конкурентоспособных на мировом рынке: Отчет о НИР / ин-т Механобрчермет руководитель Г.Р.Радченко.– Кривой Рог, 2000.–60с.
131. Минералого-технологическое изучение руд текущей добычи Валькинского месторождения с целью установления оптимальных технологических режимов обогащения в измененных горно-геологических условиях: Отчет о НИР №0103U005274 / Криворож. техн. ун-т руководитель В.Д.Евтехов.– Кривой Рог, 2004.– 128с.
132. Кочура Е.В., Полинский А.М. Диагностика и оптимизация процессов механической классификации и магнитной сепарации руд. Обогащение руд. Информационный сборник. С. Петербург, 1997, № 5, С. 43–44.
133. Кочура Е.В., Полинский А.М., Лобова Н.А., Абедина Н.И. Автоматизированный комплекс для управления процессами рудоподготовки и магнитного обогащения в режима энергосбережения. Гірничя електро-механіка та автоматика. Н-техн. збірник, Дніпропетровськ.: 1998, 1(60), с. 102–105.

134. Купин А.И., Хомутенко Д.В. Вопросы интеграции распределенных АСУТП на основе промышленных сетей // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем.–№15–16.–2005.–С.95–103.
135. Костров Б.В., Ручкин В.Н. Микропроцессорные системы и микроконтроллеры.– М.: "ТехБук", 2007. – 320 с.
136. Программируемые контроллеры для систем управления: Ч.1. Архитектура и технология применения / Г.И.Загарий, Н.О.Ковзель, В.И.Поддубняк и др. – Харьков: Регион-информ, 2001. – 316 с.
137. Мишель Ж.. Программируемые контроллеры: архитектура и применение. – М.: Машиностроение, 1992 – 320с.
138. Петров И. В. Программируемые контроллеры. Практическое применение языков стандарта МЭК 61131-3. / Под ред. проф. В. П. Дьяконова. – М.: Солон-Пресс. 2004. – 254с.
139. Андреев Е.Б., Куцевич Н.А., Синенко О.В. SCADA-системы: взгляд изнутри. – М.: РТСофт, 2004 – 176с.
140. Анашкин А.С., Кадыров Э.Д., Хазаров В.Г. Техническое и программное обеспечение распределенных систем управления./ Под ред проф. В.Г. Хазарова – СПб.: П-2, 2004 – 368с.
141. Ослендер Д., Риджи Дж., Рингенберг Дж., Управляющие программы для механических систем: объектно-ориентированное проектирование систем реального времени. – М.: БИНОМ Лаборатория базовых знаний, 2004. – 413с.
142. Статические и динамические экспертные системы / Э.В.Попов, И.Б.Фоминых, Е.Б.Кисель, М.Д.Шапот. – М.: Финансы и статистика, 1996. – 320 с.
143. Зубов Д.А. Динамическая фреймовая экспертная система поддержки решений оператора углеобогатительной фабрики // Искусственный интеллект. – 2002. – №1. – С. 73–80.
144. Ульшин В.А., Зубов Д.А. Интеллектуальный анализ экспертной информации предметной области компьютерных технологий в среде CLIPS // Вісн. Херсонського держ. техн. ун-ту. – 2004. – №1(19). – С. 457–458.
145. Зубов Д.А. Использование CASE-технологий при проектировании продукционной экспертной системы // Вісн. Східноукр. нац. ун-ту ім.В.Даля. – 2002. – №1(47). – С. 257–260.

146. Искусственный интеллект: В 3 кн. Кн.1. Системы общения и экспертные системы: Справочник / Под ред. Э.В.Попова. – М.: Радио и связь, 1990. – 464 с.
147. Алиев Р.А., Абдикеев Н.М., Шахназаров М.М. Производственные системы с искусственным интеллектом. – М.: Радио и связь, 1990. – 264 с.
148. Поспелов Г.С. Искусственный интеллект – основа новой информационной технологии. – М.: Наука, 1988. – 280 с.
149. Бондарев В.Н., Аде Ф.Г. Искусственный интеллект: Учеб. пособие для вузов. – Севастополь: Изд-во СевНТУ, 2002. – 615 с.
150. Устинова Г.М. Информационные системы менеджмента: Основные аналитические технологии в поддержке принятия решений. –СПб.:Изд-во «ДиаСофтЮП», 2000.–368с.
151. Бусыгин Б.С., Климович Ю.А. Методы и средства создания корпоративных информационных систем горного предприятия // Сб. научн. трудов НГА Украины №9, Том 1.– Днепропетровск: РИК НГА Украины, 2000.– С.3–18.
152. Ямпольский Л.С., Лавров О.А. Штучний інтелект у плануванні та управлінні виробництвом. – К.: Вища шк., 1995. – 255 с.
153. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Купин А.И. Влияние информационных и компьютерных технологий на качество и себестоимость железорудного сырья на примере Ингулецкого и Южного ГОКов // Сб. научн. тр. 2-го междунар. симп. «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Ялта, 1999г.– С.110–117.
154. Купін А.І. Узагальнений алгоритм нейромережевої ідентифікації ТП збагачення залізної руди // Вісник КТУ.–Вип.13.–Кривий Ріг: КТУ.– 2006.– С.147–150.
155. Купін А.І. Дослідження одноканальної нейромережевої системи управління подрібненню магнетитових кварцитів в умовах збагачувальної фабрики ГЗК // Вісник ЖДТУ.– №4(39).–Житомир.– 2006.– С.212–215.
156. Купін А.І. Дослідження багатоканальних моделей нейромережевої ідентифікації в умовах технологічних процесів збагачення // Вісник КТУ.– №21.–2008.– С.139–143.
157. Купін А.І. Предикторний алгоритм інтелектуальної ідентифікації технологічного процесу збагачення залізної руди // Матеріали II Між-

нар. науково-практичної конференції „Сучасні наукові дослідження – 2006”. Том 17.–Технічні науки.– Дніпропетровськ: Наука і освіта, 2006.– С.50–53.

158. Купин А.И. Прогнозирование качественных показателей обогащения железной руды с использованием нейросетевого эмульгатора // Материалы II Международной конференции «Стратегия в промышленности и образовании».– Том 1.– ТУ Варна (Болгария).– 2006.– С.99–102.

159. Купин А.И. Нейросетевое прогнозирование показателей обогащения магнетитовых кварцитов // Вісник НТУ “ХПІ”.–№26.– Харків: НТУ “ХПІ”.– 2006.– С.23–31.

160. Бызов В.Ф., Азарян А.А. Проблемы контроля и управления качеством минерального сырья и пути их решения // Сборник научных трудов 3-го международного симпозиума «Оперативный контроль и управление качеством минерального сырья при добыче и переработке».– Кривой Рог, 2002.– С.9–13.

161. Моркун Н.В. Адаптивна система управління процесом магнітної сепарації залізних руд на базі засобів ультразвукового контролю: Автореф. дис. ... канд. техн. наук: 05.13.07. – Кривий Ріг, 2005. – 25 с.

162. Купин А.И. Исследование глубины регрессии при нейросетевой идентификации ТП обогащения магнетитовых кварцитов // Вісник СНУ ім.Даля.–Луганськ.– №11 (117).–2007.– С.101–108.

163. Купин А.И., Назаренко В.М. Исследование авторегрессионных моделей нейросетевой идентификации для процессов обогатительной технологии // Матеріали XIV міжнародної конференції з автоматичного управління (Автоматика-2007).–Ч.2.– Севастополь: СНУЯСтаП, 2007.– С.147–149.

164. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування. – Суми: Вид-во СумДУ, 2004.– 261с.

165. Гаркавий В.К., Ярова В.В. Математична статистика. – К.: ВД «Професіонал», 2004.– 384с.

166. Колде Я.К. Практикум по теории вероятностей и математической статистике.– М.: Высш.шк., 1991.– 157с.

167. Кунцевич В.М. Управление в условиях неопределенности: гарантированные результаты в задачах управления и идентификации.– Киев: Наукова думка, 2006.– 264с.

168. Методы классической и современной теории автоматического управления /под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 3: Синтез регуля-

торов систем автоматического управления. Изд-во МГТУ им. Баумана Н.Г., М.: 2004. –614 с.

169. Шейко В.М., Кушнарченко В.М. Організація та методика науково-дослідницької діяльності. – К.: Знання-Прес, 2002.– 295с.

170. Цехмістров Г.С. Основы научных исследований. – К.: ВД «Слово», 2004.– 204с.

171. Горский В.Г., Адлер Ю.П. Планирование промышленных экспериментов. – М.: Металлургия, 1974. – 263 с.

172. Джонсон Н., Лион Ф. Статистика и планирование эксперимента в науке и технике: Методы обработки данных. –М.: Мир, 1980. – 512с.

173. Колесов Ю.Б., Сениченков Ю.Б. Моделирование систем. Динамические и гибридные системы.– СПб.: БХВ-Петербург, 2006.– 224с.

174. Елтаренко Е.А., Симонов С.В. Методы решения многокритериальных задач.– М.: МИФИ, 1980.

175. Деордица Ю.С., Нефедов Ю.М. Исследование операций в планировании и управлении: Учеб. пособие. – К.: Выща шк., 1991. – 270 с.

176. Білас О.Є. Методи розпізнавання та класифікації станів систем управління засобами нейромережових технологій: Автореф. дис.... канд. техн. наук: 05.13.06.– Львів, 2004.– 16 с.

177. Растринин Л.А. Современные принципы управления сложными объектами. – М.: Сов.радио, 1980. – 120 с.

178. Химмельблау Д. Прикладное нелинейное программирование. – М.: Мир, 1975. – 534 с.

179. Нестационарные системы автоматического управления: анализ, синтез и оптимизация / под ред. Пупков К.А., Егупова Н.Д. – М.: МГТУ им. Баумана, 2007. – 632 с.

180. Методы классической и современной теории автоматического управления / под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 2: Статистическая динамика и идентификация систем автоматического управления. – М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. – 638 с.

181. Субботін С.О. Методи синтезу моделей багатовимірних нелінійних об'єктів керування на основі нейромережевого підходу: Автореф. дис.... канд. техн. наук: 05.13.03 / Харківський національний ун-т радіоелектроніки. – Х., 2005. – 19с.

182. Методы классической и современной теории автоматического управления /под ред. К.А. Пупкова, Н.Д. Егупова. Т. 4: Теория оптими-

зации систем автоматического управления. – М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2004. – 741 с.

183. Фельдбаум А.А. Основы теории оптимальных автоматических систем. – М.: Наука, 1966. – 624 с.

184. Севастьянов П.В., Туманов Н.В. Многокритериальная идентификация и оптимизация технологических процессов. – М.: Наука и техника, 1990.–224 с.

185. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы. – М.:ФИЗМАТЛИТ, 2006.– 320 с.

186. Goldberg D. E. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. – Addison-Wesley, 1989. – 412p.

187. Goldberg D.E., Smith R.E. Nonstationary function optimization using genetic algorithms with dominance and diploidy // Proc. of Second Int. Conf. On Genetic Algorithms and Their Applications.– Cambridge, MA: Lawrence Erlbaum. –1987. – P. 59–68.

188. Schaffer J. D., Whitley D., Eshelman L. J. Combination of Genetic Algorithms and Neural Networks: A Survey of the State of the Art // Proc. Int. Workshop on Combinations of Genetic Algorithms and Neural Networks (Eds. L. D. Whitley, J. D. Schaffer).– Baltimore, Maryland. – 1992.– P. 1–3.

189. Jones A. H. Genetic Tuning Of Non–Linear PID Controllers // Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Proceedings of the International Conference in Ales, France, 1995 (D. W. Pearson, N. C Steele, R. F. Albrecht, eds.). – Wien: Springer Verlag, 1995. – P. 412–415.

190. Ribeiro B., Dourado A., Costa E. Industrial Kiln Multivariable Control: MNN And RBFNN Approaches // Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms. Proceedings of the International Conference in Ales, France, 1995 (D. W. Pearson, N. C Steele, R. F. Albrecht, eds.). – Wien: Springer Verlag, 1995. –P. 408–411.

191. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Купин А.И. Применение ГИС–технологий для автоматизации диспетчерского управления технологическим транспортом в карьере //Сборник научных трудов Национальной горной академии Украины. – №9, т.1. – Днепропетровск, 2000. – С.191–195.

192. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купін А.І. Інтелектуальні системи прийняття рішень при плануванні гірничих робіт в розробках "Кривбасакадемінвест" //Сборник научных трудов



Национальной горной академии Украины. – Днепропетровск. – 2001. – №12, т.1. – С.190–194.

193. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купін А.І. Современные информационные технологии для управления работой рудником горно-обогатительного комбината // Разработка рудных месторождений: респ. міжвідомчій наук.-техн. збірник Мін. освіти України. – Кривий Ріг. –№77. –2002. – С.67–71.

194. Назаренко М.В., Назаренко В.М., Хоменко С.А., Купін А.І. Концептуальний підхід до побудови сучасної комплексної системи управління гірничим підприємством на основі ГІС-технологій //Сборник научных трудов Национального горного университета. – №14, т.2. – Днепропетровск, 2002. – С.13–22.

195. Назаренко В.М., Назаренко М.В., Смирнова Н.В., Купін А.І., Хоменко С.А. Шляхи збереження та розвитку потенціалу вітчизняних ІТ-технологій // Вісник КТУ. – Кривий Ріг. – 2005. – №9. – С.95–100.

196. Галушкин А.И. Нейрокомпьютеры. Кн.3: Учеб.пособие для вузов.–М.: ИПРЖР, 2000.–528 с.

197. Логовский А.С. Зарубежные нейропакеты: современное состояние и сравнительные характеристики.–Нейрокомпьютер.– 1998.– №1–2.

198. Казанцев П. А.1, Скрибцов П.В. «Нейроматематика» - открытый пакет для решения сложных прикладных математических задач с использованием нейросетевых алгоритмов // Сб.трудов 9-й научн.-техн. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применения» (DSPA-2007).– М.:ИПУ РАН. –2007. – С.522–527.

199. Некрасов В.А. Нейросимуляция // Компьютерра.–2002.–№20.

200. Николаев А.Б., Фоминых И.Б. Нейросетевые методы анализа и обработки данных. – М.: МАДИ (ГТУ), 2003. – 95с.

201. Шахнов В., Власов А., Кузнецов А. Элементная база параллельных вычислений // Открытые системы. – 2001. – №5–6.

202. Власов А.И.. Аппаратная реализация нейровычислительных управляющих систем //Приборы и системы управления. – 1999. – №2. – С.61–65.

203. Babenko L.K., Chefranov A.G., Fedorov P.A., Korobko A.Yu., Makarevich O.B. Operating System and Programming Technology for Neurocluster Based on NM 6403 Microprocessors // Искусственный интеллект.– №3.–2001.–Донецк: Гос.ун-т искусств-го интел-та.– С.147–151.

204. Черников В.М., Виксне П.Е., Шелухин А.М., Шевченко П.А., Панфилов А.П., Косоруков Д.Е., Черников А.В. Семейство процессоров обработки сигналов с векторно-матричной архитектурой NeuroMatrix // Компоненты и системы. – №8. – 2006. – С.78–88.
205. Варава Л.М. Методичні підходи до розробки підвищення конкурентоспроможності сировинної продукції // Вісник КТУ.– №21.– 2008.– С.237–241.
206. Экономика автоматизации: организация, методы, эффективность: Пер. с нем. / Под ред. Фр.Плешака. – М.: Экономика, 1989. – 320 с.
207. Эффективность автоматизации производства / Н.Г.Чумаченко, М.Д.Айзенштейн, Л.С.Винарик и др.– К.: Техника, 1991.– 163с.
208. Назаренко В.М., Купін А.І. Сучасний стан, проблеми та перспективи розвитку інтегрованих систем управління на підприємствах ГМК // Академический вестник Международной Академии компьютерных наук и систем.–№20.–2007.– С.61–66.
209. Назаренко В.М., Купин А.И. Технично-економические предпосылки экстремального управления обогащением с целью повышения качества железорудного концентрата // Сб. научн. трудов симпозиума „Качество минерального сырья” Кривой Рог: АГН Украины.-2002.- С.80-84.
210. Kupin A. Neural identification of technological process of iron ore beneficiation // Proceedings of 4th IEEE Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems Technology and Applications (IDAACS'2007).– Dortmund, Germany.–2007.– P.225–227.
211. Купін А.І. Симпліціальний аналіз інформаційних та управляючих потоків в умовах магнітозбагачувальної фабрики ГЗК // Сб. научн. трудов міжн. симпозиума „Качество минерального сырья”. – Кривой Рог: КТУ-Трионик. –2008. – С. 379–384.
212. Купін А.І. Структура комбінованої багатоканальної системи класифікації та інверсно-прогнозуючого управління в умовах ТП збагачення // Матеріали XXV Міжнародної конференції з управління (Автоматика-2008). – Одеса: ОНМА, 2008. – С.822–825.

Наукове видання

**Купін Андрій Іванович**

Інтелектуальна ідентифікація та керування  
в умовах процесів збагачувальної технології

Редактор В.Й. Бондаренко  
Коректор Л.Б. Басюк  
Комп'ютерний набір та верстка автора

Підп. до друку 01.12.2008. Формат 60x84/16.  
Папір офсетний. Умовн.друк.арк. 15,35. Обл.-вид.арк. 11,53  
Умовн.фарбовідб. 16,5. Наклад 300 прим.  
Замовлення №31.

Видавництво «Корнійчук», 04116, Київ-116, а/с 4  
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру суб'єктів  
видавничої справи №424 від 18.04.2001

**ЗАТ «Віпол»**  
**04151, Київ, вул. Волинська, 60**

