МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ДЕРЖАВНИЙ ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД
«НАЦІОНАЛЬНИЙ ГІРНИЧИЙ УНІВЕРСИТЕТ»

В.І. Корнієнко

АВТОМАТИЗАЦІЯ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ РУД

Монографія

Дніпропетровськ
НГУ
2013

УДК 681.515: 519.7: 62-52
ББК 33.4
К 67

Рекомендовано до друку вченою радою Державного ВНЗ «НГУ»
(протокол № 6 від 02.07.2013).

Рецензенти:

В.М. Ткаченко, д-р техн. наук, професор (Інститут прикладної математики і механіки НАН України, м. Донецьк, завідувач відділу теорії керуючих систем);

А.М. Сільвестров, д-р техн. наук, професор (Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут», професор кафедри теоретичної електротехніки).

Корнієнко В.І.

К 67 Автоматизація оптимального керування процесами дроблення і здрібнювання руд: монографія / В.І. Корнієнко. – Д.: Національний гірничий університет, 2013. – 193 с.

ISBN 978-966-350-439-1

Запропоновано вирішення проблеми підвищення якості керування процесами дроблення і здрібнювання руди в умовах зміни їх параметрів, динамічних режимів роботи і збурюючого середовища шляхом синтезу і реалізації оптимального керування в ході функціонування системи на основі інтелектуальної ідентифікації та прогнозування стану керованих процесів з контролем основних збурень.

Розглянуто розв'язання задач синтезу оптимального керування за двома принципами: мінімуму узагальненої роботи і синергетичним з інтелектуальним прогнозуванням стану процесів, а також запропонований метод ідентифікації режимів роботи нелінійних процесів рудопідготовки за часовими реалізаціями.

Для фахівців у галузі теорії та систем керування, аспірантів і студентів старших курсів технічних вузів.

УДК 681.515: 519.7: 62-52
ББК 33.4

© В.І. Корнієнко, 2013
ISBN 978-966-350-439-1
© Державний ВНЗ «НГУ», 2013

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ 6
ВСТУП 8
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ 10
1.1. Технології дроблення і здрібнювання 10
1.2. Аналіз існуючих систем автоматичного керування та засобів контролю процесами дроблення і здрібнювання 12
1.2.1. Процеси дроблення і здрібнювання як об’єкти керування 12
1.2.2. Системи керування процесами дроблення і здрібнювання 17
1.2.3. Засоби контролю процесів дроблення і здрібнювання 21
1.3. Аналіз методів створення систем керування складними об’єктами керування 26
1.3.1. Методи оцінювання, прогнозування та ідентифікації 27
1.3.2. Методи синтезу керування та адаптації 30
1.3.3. Методи систем штучного інтелекту 34
1.4. Висновки та постановка задачі 37
РОЗДІЛ 2. ОБГРУНТУВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ПРИНЦИПІВ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ 39
2.1. Проблеми синтезу та реалізації оптимального керування нелінійними процесами дроблення і здрібнювання 39
2.2. Синтез оптимального керування за принципом мінімуму узагальненої роботи 43
2.2.1. Синтез оптимального керування за функціоналом узагальненої роботи (ФУР) на етапі проектування автоматизованої системи керування (АСК) 43
2.2.2. Синтез оптимального керування за ФУР в процесі функціонування АСК 45
2.3. Синергетичний підхід до синтезу оптимального керування 48
2.3.1. Синергетичний синтез оптимального керування на етапі проектування АСК 48
2.3.2. Синергетичний синтез оптимального керування в процесі функціонування АСК 50
2.4. Дослідження точності реалізації оптимального керування 52
2.4.1. Оцінка поточного стану об’єкта керування 53
2.4.2. Прогнозування вільного руху об’єкта керування 53
2.4.3. Обчислення градієнта функцій 56
2.4.4. Формування і реалізація керування 60
Висновки до розділу 62
РОЗДІЛ 3. КОНТРОЛЬ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ КРУПНОГО ДРОБЛЕННЯ ТА САМОЗДРІБНЮВАННЯ РУД 63
3.1. Дискретизація та відновлення сигналів 63
3.1.1. Дискретизація сигналів з обмеженим спектром 65

3.1.2. Дискретизація сигналів з необмеженим спектром 66
3.1.3. Відновлення сигналів 68
3.1.4. Методика вибору параметрів дискретизації та відновлення сигналів 71
3.2. Контроль крупності і міцності руди за спектральними характеристиками споживаної активної потужності 72
3.2.1. Демодуляція сигналів 74
3.2.2. Оцінка ефективності контролю за спектральними характеристиками 76
3.3. Оптичний контроль гранулометричного складу кускової руди 82
3.3.1. Формування та попередня обробка зображення 82
3.3.2. Сегментація зображення 85
3.3.3. Фільтрація бінарних зображень 89
3.3.4. Опис параметрів об’єктів зображення 90
3.3.5. Оцінка ефективності оптичного контролю 92
3.4. Нейронне вейвлет прогнозування складних сигналів 94
3.4.1. Прогнозуючий нейронний вейвлет фільтр (НВ АФА) 95
3.4.2. Навчання та адаптація НВ АФА 98
3.4.3. Оцінка ефективності прогнозування сигналів 99
Висновки до розділу 101
РОЗДІЛ 4. ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЛІНІЙНИХ ПРОЦЕСІВ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ У КЛАСІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ПРОГНОЗУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ 103
4.1. Нейронна вейвлет ідентифікація за допомогою АФА 103
4.2. Метод ідентифікації нелінійних процесів за часовими реалізаціями 106
4.2.1. Характеристики нелінійних хаотичних процесів 106
4.2.2. Визначення характеристик стану нелінійних процесів 107
4.3. Композиційний метод структурно-параметричної ідентифікації 111
4.3.1. Задача структурно-параметричної ідентифікації 111
4.3.2. Структурна оптимізація 112
4.3.3. Критерії оптимізації та обмеження 114
4.3.4. Структура і базисні функції моделі 115
4.4. Методика ідентифікації процесів дроблення і здрібнювання 118
4.4.1. Визначення стану об’єкта керування 118
4.4.2. Структурно-параметрична ідентифікація 119
4.5. Дослідження ефективності методів ідентифікації 120
4.5.1. Оцінка ефективності ідентифікації за часовими реалізаціями 120
4.5.2. Оцінка ефективності структурно-параметричної ідентифікації процесів дроблення і здрібнювання 124
Висновки до розділу 128
РОЗДІЛ 5. РОЗРОБКА АДАПТИВНИХ СИСТЕМ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ 129
5.1. Адаптивне регулювання з інтелектуальним прогнозуванням 129

5.1.1. САР із самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю 130
5.1.2. Адаптивна САР з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю 133
5.1.3. Оцінка якості адаптивного регулювання 134
5.2. Адаптивне керування за мінімумом узагальненої роботи 137
5.2.1. Адаптивна система оптимального керування (АСОК) 137
5.2.2. АСОК процесом крупнокускового дроблення (ККД) 142
5.2.3. Оцінка ефективності адаптивного оптимального керування процесом ККД 147
5.3. Ієрархічне адаптивне керування за синергетичним принципом 149
5.3.1. Ієрархічна АСОК 149
5.3.2. Ієрархічна АСОК процесом мокрого самоздрібнювання (МСЗ) 151
5.3.3. Оцінка ефективності ієрархічного адаптивного оптимального керування процесом МСЗ 157
Висновки до розділу 161
РОЗДІЛ 6. ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ 162
6.1. Реалізація адаптивних систем оптимального керування процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд 162
6.1.1. Система керування процесом ККД 162
6.1.2. Система керування процесом МСЗ 164
6.2. Реалізація способів контролю 166
6.2.1. Пристрій контролю крупності та міцності вхідної руди 166
6.2.2. Пристрій контролю гранулометричного складу руди в потоці 175
Висновки до розділу 179
ВИСНОВКИ 180
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ 183

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АКАР – аналітичне конструювання агрегованих регуляторів

АКОР – аналітичне конструювання оптимальних регуляторів

АСК – автоматизована система керування

АСК ТП – автоматизована система керування технологічним процесом

АСОК – адаптивна система оптимального керування

АФА – адаптивний фільтр-апроксиматор

АЧХ – амплітудно-частотна характеристика

БМ – барабанний млин

БНМ – багатошарова нейронна мережа

ВЕХР – відображення Ено в хаотичному режимі

ГА – генетичний алгоритм

ГЗК – гірничо-збагачувальний комбінат

ДВП – дискретне вейвлет перетворення

ДПФ – дискретне перетворення Фур’є

ЕА – еволюційний алгоритм

ЗДВП – зворотне дискретне вейвлет перетворення

ІПФ – імпульсна перехідна функція

КД – конусна дробарка

КІХ – кінцева імпульсна характеристика

ККД – крупнокускове дроблення

ЛГ – лапласиан гауссіана

МГУА – метод групового урахування аргументів

ММС – млин мокрого самоздрібнювання

МСЗ – мокре самоздрібнювання

НВ АФА – нейронний вейвлет адаптивний фільтр-апроксиматор

НІХ – нескінченна імпульсна характеристика

НМ – нейронна мережа

ОК – об’єкт керування

ПВП – прямий випадковий пошук

ПІД – пропорційно-інтегрально-диференціальний

ПІТ – аперіодична ланка першого порядку із запізнюванням

ПІТ2 – послідовно з’єднані аперіодична ланка першого порядку із запізнюванням з безінерційною квадратичною ланкою

РБФ – радіальна базисна функція

САК – система автоматичного керування

САР – система автоматичного регулювання

СК – спіральний класифікатор

СНС – сигнал з необмеженим спектром

СОС – сигнал з обмеженим спектром

СТЗ – система технічного зору

СФ – смуговий фільтр

ФНЧ – фільтр нижніх частот

ФРТ – функція розсіювання точок

ФУР – функціонал узагальненої роботи

ЧХ – частотна характеристика

Anfis – адаптивна нейронна система нечіткого висновку

ВСТУП

Основними завданнями розвитку гірничо-металургійного комплексу є створення нових наукоємних технологій і поліпшення управління гірничо-металургійним комплексом. При цьому, пріоритетом наукових досліджень, зокрема, є розроблення алгоритмів і створення систем автоматичного керування технологічними процесами та роботою устаткування.

Внаслідок недостатньої автоматизації і комп'ютеризації продуктивність праці на вітчизняних гірничорудних підприємствах істотно відстає від світового рівня. До 50% основних витрат у собівартості гірничо-збагачувального комбінату і 70-85% витрат на електроенергію формують технологічні процеси рудопідготовки (дроблення і здрібнювання). Освоєння технології самоздрібнювання руд, особливістю якої є лише стадія крупного дроблення, дозволили знизити капітальні витрати на будівництво, але при цьому збільшилися питомі витрати електроенергії. Таким чином, актуальним є зниження витрат на ці процеси шляхом створення ефективних систем автоматизованого керування ними.

З позицій керування ці процеси є складними динамічними об’єктами з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними, що мають значні транспортні запізнювання, різні режими роботи і чутливі до якості руди.

Для керування процесами дроблення і здрібнювання руд поширення одержали системи, що використовують або динамічні моделі керованих процесів з адаптацією параметрів, або статичну оптимізацію, які в умовах варіації збурень (якості руди) і змінних режимів роботи устаткування не можуть забезпечити ефективне керування цими нелінійними процесами. Таким чином, існує невідповідність між складністю технологічних процесів та принципами і методами керування ними.

Для оперативного контролю якості руди найбільш перспективними є методи контролю крупності і міцності руди за спектральними складовими активної потужності, споживаної приводними двигунами технологічного устаткування, а також методи контролю гранулометричного складу руди в потоці за її оптичним зображенням.

Розмаїтість технологічних схем дроблення і здрібнювання та їх складність викликає необхідність використання універсальних за цілями і ефективних за результатами принципів керування, що реалізовується шляхом синтезу оптимального керування за допомогою методів аналітичного конструювання регуляторів. Однак, при їх практичному застосуванні виникають труднощі принципового характеру.

Оптимальне керування вимагає відповідної апріорної (адекватних прогнозуючих моделей) й апостеріорної (поточних вимірів і результатів обробки) інформації. Це потребує застосування маловитратних і ефективних засобів оцінювання й ідентифікації, для чого найбільш перспективним є використання інтелектуальних підходів (методів систем штучного інтелекту), зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, що здатні до навчання і є універсальними й ефективними апроксиматорами. Крім того,

нестаціонарність і стохастичність керованих процесів потребує створення адаптивних систем керування, які ефективні в умовах варіації збурень і неконтрольованих змін властивостей (режимів роботи) об’єктів.

Отже, обгрунтування принципів та розробка методів і засобів створення автоматизованих систем оптимального керування процесами дроблення та здрібнювання руд, які підвищують ефективність керування першими стадіями дроблення та самоздрібнювання в умовах варіації режимів роботи устаткування і збуреного середовища, є актуальною.

Метою роботи є розв’язання актуальної наукової проблеми підвищення ефективності автоматизованого керування процесами крупного дроблення і самоздрібнювання руд в умовах зміни їх параметрів і динамічних режимів роботи та збуреного середовища шляхом синтезу і реалізації оптимального керування в процесі функціонування автоматизованих систем керування на основі ідентифікації та прогнозування стану керованих процесів з контролем основних збурень.

Об'єктом дослідження є технологічні процеси дроблення та здрібнювання руд на гірничо-збагачувальних комбінатах.

Предметом дослідження є принципи і методи створення автоматизованих систем оптимального керування процесами крупного дроблення і самоздрібнювання руд та засоби їх реалізації.

В основу досліджень покладені методи аналітичного конструювання оптимальних та агрегованих регуляторів для обгрунтування принципів та розробки алгоритмів оптимального керування; методи систем штучного інтелекту (нейронні мережі, нечітка логіка, еволюційне моделювання) для розробки прогнозуючих моделей керованих процесів; методи частотних та час-частотних (вейвлет) перетворень сигналів для розробки способів контролю крупності і міцності руди та її гранулометричного складу, а також для розробки прогнозуючого фільтра-апроксиматора; методи нелінійної динаміки для визначення характеристик керованих процесів; структурні та параметричні методи оптимізації для отримання оптимальних рішень та моделей; методи імітаційного моделювання для визначення ефективності запропонованих способів, методик та алгоритмів; статистичні методи для обробки модельних та експериментальних даних.

РОЗДІЛ 1
АНАЛІЗ СИСТЕМ КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ

1.1. Технології дроблення і здрібнювання

Технологія переробки руди на сучасному гірничозбагачувальному комбінаті (ГЗК) включає [1]:

- видобуток гірської маси й доставку її на збагачувальну фабрику;
- крупне, середнє й мілке дроблення;
- здрібнювання гірської маси до розкриття мінералів;
- поділ здрібненого продукту на концентрат і хвости за допомогою магнітної сепарації, флотації, гравітації тощо;
- відвантаження концентратів і складування хвостів.

Магнетитові кварцити переробляються на збагачувальних фабриках України: Інгулецькому, Новокриворізькому, Полтавському, Північному, Південному і Центральному ГЗК.

Рудопідготовка призначена для підготовки руди до наступних переділів збагачення. Вона містить у собі процеси дроблення, здрібнювання, класифікації, транспортування тощо.

При кульовім і стрижневім здрібнюванні використовується технологія багатостадійного дроблення.

На початку 70-х років XX століття почалося освоєння технології самоздрібнювання (рис. 1.1) магнетитових кварцитів на Інгулецькому і Північному ГЗК, а також на Лебединському ГЗК (Росія).

Особливістю цієї технології є наявність лише однієї стадії дроблення – крупного дроблення (див. рис. 1.1.*а*). Це дозволило знизити капітальні витрати на будівництво підприємств на 20%, але при цьому на 20% збільшилася питома витрата електроенергії.

Дроблена руда в I стадії (рис. 1.1.*б*) подрібнюється в барабанних млинах (БМ) обсягом від 22 до 140 м^3. Млини в I стадії здрібнювання, як правило, працюють у замкненому циклі зі спіральними класифікаторами (СК), а в II і III стадіях – у замкненому циклі з гідроциклонами діаметром від 250 мм до 710 мм. Питома продуктивність млинів I стадії по вхідній руді коливається від 3,15 до 6,5 т/м^3·год [1, 2] .

В II стадії здрібнювання питома продуктивність млинів по готовому класу змінюється від 0,64 до 1,1 т/м^3·год, а в III стадії здрібнювання від 0,21 до 0,913 т/м^3·год. Питома продуктивність по готовому класу залежить від речовинного складу перероблюваної сировини, складу кулькового завантаження, обсягу млина та потрібної крупності здрібнювання по готовому класу.

При ступені здрібнювання до 65 % змісту класу -0,074 мм із цих залізних руд можна одержати магнетито-гематитовий концентрат із вмістом заліза 65 % при витягу 70 %. Витрати електроенергії становлять близько 10 кВт·год/т при здрібнюванні до 65 % класу -0,074 мм і біля 20 кВт·год/т – при здрібнювання від 65 % до 99 % класу -0,074мм.

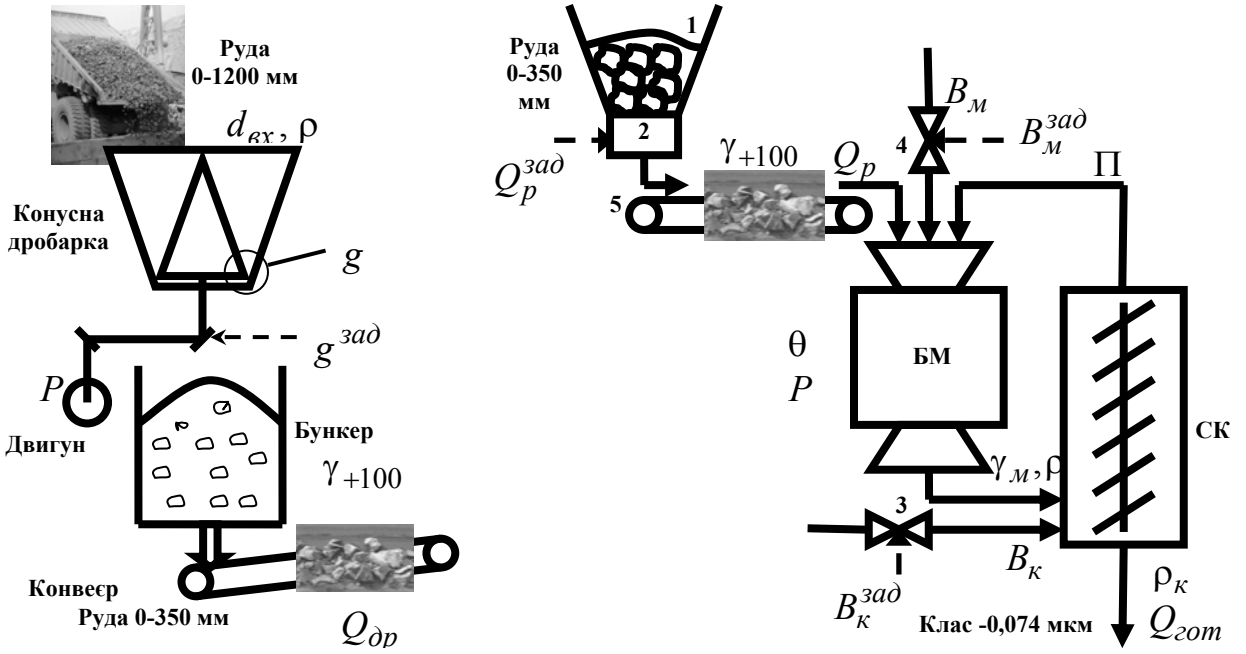


Рис. 1.1. Технологічні схеми процесів крупного дроблення (*а*) та самоздрібнювання (*б*) руд

Процес крупного дроблення (ККД) на ГЗК здійснюється, зазвичай, у конусних дробарках ККД-1500 (рис. 1.1.*а*). Руда з кар'єру крупністю 0-1200 мм доставляється автосамоскидами або самоперекидними вагонами (думпкарами) вантажопідйомністю від 105 до 140 т.

Дроблена руда крупністю 0-350 мм через бункер під дробаркою за допомогою пластинчастих живильників надходить на конвеєр. Далі системою конвеєрів крупнодроблена руда подається в прийомні бункери збагачувальної фабрики й за допомогою катучих конвеєрів (автостел) надходить у бункери технологічних секцій самоздрібнювання.

Процес мокрого самоздрібнювання (МСЗ) в І стадії здійснюється в барабанних млинах мокрого самоздрібнювання (рис. 1.1.*б*) ММС 70х23 (або ММС 90х30) об’ємом 80 (160) м^3 і продуктивністю 120 (250) т/годину, які працюють із СК у зворотному зв'язку.

Крупнодроблена руда (див. рис. 1.1.*б*) крупністю 0-350 мм із бункера 1 технологічної секції самоздрібнювання через живильник 2 надходить за допомогою конвеєра 3 у БМ. Розвантаження БМ відповідного гранулометричного складу $\gamma_м$ й густини $\rho_м$ надходить у ванну СК, з якої готовий клас (крупністю – 0,074 мкм) йде на злив, а крупні класи (піски П) за допомогою СК повертаються в БМ.

Регулювання режимів роботи процесу МСЗ здійснюється за допомогою живильника 2 подачі руди (Q_p), вентиля 4 подачі води в БМ ($B_м$) і вентиля 5 подачі води у ванну СК ($B_к$).

В цілому слід зазначити, що технології, застосовувані на сучасних залізорудних комбінатах далекі від досконалості: якість залізорудної сировини по змісту заліза й кремнезему недостатньо відповідає сучасним вимогам металургів;

витрата електроенергії на 1 т концентрату в 1,4–1,5 рази вище, ніж на аналогічних підприємствах за кордоном [3].

Витрати на технологічні процеси переробки руди становлять: дроблення і здрібнювання – 51,0–51,5 %; перекачування хвостів – 22,0–24,0 %; магнітна сепарація – 10,0–11,0 %; зневоднювання концентрату – 6,5–8,0 %.

Оскільки з рудопідготовкою пов'язані й основні витрати (до 85–87%) на електроенергію, то головним напрямком підвищення рентабельності діючих ГЗК є підвищення ефективності роботи переділів дроблення й здрібнювання, що дозволить зменшити витрати електроенергії й інших ресурсів.

1.2. Аналіз існуючих систем автоматичного керування та засобів контролю процесами дроблення і здрібнювання

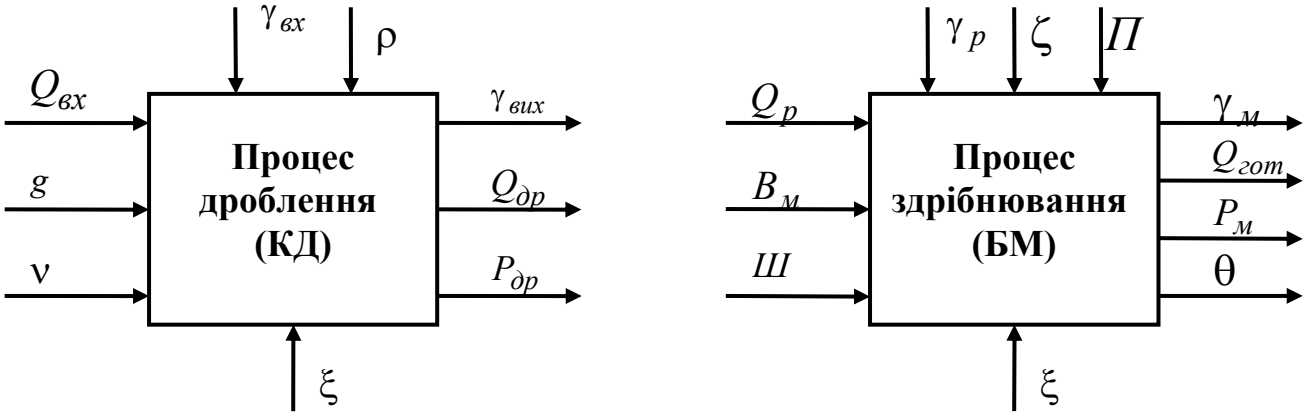
1.2.1. Процеси дроблення і здрібнювання як об’єкти керування.

Технологічний принцип керування процесами дроблення і здрібнювання полягає [4, 5] у максимізації швидкості скорочення класів руди, крупніших за граничне зерно в кінцевому продукті і мінімізації швидкості для класів, дрібніших від граничного зерна. Отже, дроблення і здрібнювання повинні вести до збільшення готового класу і стрибкоподібності функції вмісту (поділу).

Основними вихідними змінними процесу дроблення в конусних дробарках (КД), представленного на рис. 1.2.*а* (див. також рис. 1.1.*а*), є гранулометричний склад дробленого продукту $\gamma_{вих}$, продуктивність процесу $Q_{др}$ і споживана потужність $P_{др}$. Його керуючими впливами є продуктивність рудного постачання $Q_{вх}$, розмір розвантажувальної щілини дробарки і частота хитань її рухливого конусу ν, а збуреннями – гранулометричний склад вхідної руди $\gamma_{вх}$ та її міцність ρ, стан футеровок ξ тощо [6-8].

Для процесу здрібнювання в барабанних млинах (БМ), представленного на рис. 1.2.*б* (див. також рис. 1.1.*б*), вихідними змінними є вміст готового класу крупності у вихідному продукті $\gamma_{м}$, продуктивність по готовому класу $Q_{гот}$ і споживана потужність $P_{м}$. Його керуючими впливами є продуктивність по вхідній руді $Q_{р}$, витрати води $B_{м}$ та куль $Ш$, а збуреннями – гранулометричний склад вхідної руди $\gamma_{р}$, її фізико-механічні і речовинні властивості ζ, витрата пісків $П$, стан футеровок і ліфтерів ξ тощо [6-8]. Для процесу самоздрібнювання наразі у якості проміжної вихідної змінної додатково використовують ступінь внутрішньомлинового заповнення θ.

Оскільки рудопідготовка відноситься до підготовчих процесів, то для їх керування використовують технологічні критерії.



а *б*

Рис. 1.2. Процеси дроблення в конусних дробарках (*а*)
і здрібнювання в барабанних млинах (*б*) як об'єкти керування

Як елемент технологічного циклу процес дроблення виконує дві функції: дроблення й транспортування руди. Продуктивність процесу дроблення в значній мірі залежить від властивостей руди, що дробиться (крупності, міцності тощо), тому при проектуванні збагачувальних фабрик дробильне встаткування вибирають із великим запасом по продуктивності, а режими дроблення на діючих ГЗК Кривбасу встановлюють виходячи з найважчих умов. Це приводить до того, що ефективність використання дробильного встаткування по продуктивності на гірничих підприємствах становить 50-60%, а тривалість можливої зупинки дробильного відділення при працюючому здрібнювальному відділенні на ГЗК по переробці магнетитових кварцитів становить до 10 і більш годин у добу [9].

Розглянуті особливості гірничих підприємств забезпечують гарні умови для узгодження процесів дроблення й здрібнювання без необхідності досягнення максимально можливої продуктивності процесу дроблення. Вибір зниження енерговитрат процесу дроблення як цілі керування також нераціональний, оскільки енерговитрати процесу дроблення значно нижче енерговитрат наступного процесу здрібнювання.

Тоді керування процесом крупного дроблення доцільно здійснювати по якісному показнику [7, 9], наприклад, шляхом мінімізації різниці між поточним $\gamma_{вих}$ і заданим $\gamma_{вих}^{зад}$ гранулометричними складами продукту дроблення

$$\left\| \gamma_{вих} - \gamma_{вих}^{зад} \right\| \to \min \qquad (1.1)$$

при обмеженнях на припустимі потужність $P_{др} \le P_{др\max}$ і продуктивність $Q_{др} \ge Q_{др\min}$. При цьому, заданий гранулометричний склад $\gamma_{вих}^{зад}$ відповідає максимальній продуктивності по вхідній руді наступного в технологічній лінії процесу самоздрібнювання.

Для технологічного ж процесу здрібнювання керування необхідно здійснювати з метою максимізації продуктивності по готовому класу

$$Q_{гот} \rightarrow \max \tag{1.2}$$

при обмеженнях на припустиму потужність $P_м \le P_{м\max}$, що відповідає мінімізації експлуатаційних витрат технологічної лінії збагачення [6, 10, 11].

Процеси дроблення й здрібнювання є складними динамічними об'єктами керування (ОК) з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями й стохастичними змінними, які мають значні транспортні запізнювання, що характеризує їх істотну невизначеність [6-8, 10, 12-14].

Крім того, ці процеси дуже чутливі до якості руди. Наприклад, чутливість процесу ККД до крупності вхідної руди перевершує його чутливість до керування (ширини щілини дробарки), а для процесу МСЗ гранулометричний склад (вміст класу +100 мм) вхідної руди суттєво впливає на ефективне значення внутрішньомлинового заповнення.

Динамічні властивості процесу дроблення по каналах $\gamma_{вх}-Q_{др}$, $\rho-\gamma_{вих}$ і $g-P_{др}$ приблизно представляються передатною функцією аперіодичної ланки першого порядку із запізнюванням:

$$W_1 = \frac{k_1}{T_1 p + 1} \cdot e^{-p\tau_1}, \tag{1.3}$$

а по каналу $Q_{вх}-Q_{др}$ – аперіодичною ланкою другого порядку із запізнюванням:

$$W_2 = \frac{k_2}{T_2^2 p^2 + 2\eta T_2 + 1} \cdot e^{-p\tau_2}, \tag{1.4}$$

де k_1, k_2 – коефіцієнти підсилення; T_1, T_2 – постійні часу; τ_1, τ_2 – запізнювання; η – декремент загасання; p – оператор Лапласа.

Час запізнювання визначається часом проходження руди між точками її контролю на вході й виході процесу, а постійна часу характеризується глибиною змішування руди різної якості при дробленні. При цьому час запізнювання й постійні часу є нестаціонарними, їх величина, у загальному випадку, залежить від продуктивності рудного постачання, гранулометричного складу вхідної руди, її фізико-механічних властивостей і ширини розвантажувальної щілини дробарки [8].

Так, у роботі [14] отримане прогнозуюче нелінійне кінцево-різницеве рівняння процесу крупнокускового дроблення у вигляді:

$$\gamma_{вих}[k+1] = c_0 + (c_1 + c_7 \cdot \gamma_{вх}[k] \cdot \rho[k]) \cdot \gamma_{вих}[k] - c_2 \cdot \gamma_{вих}[k-1] + \\ + c_3 \cdot g[k+1] + c_4 \cdot \gamma_{вх}[k] + c_5 \cdot \rho[k] + c_6 \cdot \gamma_{вх}[k] \cdot g[k] \quad ,$$

де k - такт часу; $c_0,...,c_7$ - коефіцієнти; $\gamma_{вих}$ - вміст класу +100 мм у дробленій руді; $\gamma_{вх}$ - середньозважена крупність вхідної руди.

Це рівняння еквівалентне рівнянню (1.4) по каналу $g-\gamma_{вих}$, в якому параметри T_2 й η неінваріантні до крупності й міцності вхідної руди (для умов Лебединського ГЗК параметри змінюються в межах: $T_2 = 38{,}4...41{,}2\ c$ і $\eta = 0{,}39...0{,}57$). При цьому чутливість $\gamma_{вих}$ до збурень $\gamma_{вх}$, ρ перевищує його чутливість до керування g.

Динамічні властивості процесу здрібнювання при регулюванні внутрішньомлинового заповнення θ приблизно визначаються у вигляді передатної функції (1.3) [6, 8, 10]. При цьому для млинів самоздрібнювання ММС 90х30А в умовах Північного ГЗК еквівалентні постійні часу й запізнювання по каналу $Q_p-\theta$ становлять $T_1 = 13\ хвилин$ і $\tau_1 = 2{,}5\ хвилин$, а по каналу $\gamma_p-\theta$ – $T_1 = 34\ хвилин$ і $\tau_1 = 4{,}2\ хвилин$.

Динамічні властивості БМ по каналах $Q_p(B_м)-Q_{гот}(P_м)$ приблизно представляються у вигляді послідовно з'єднаних динамічної ланки (1.3) і безінерційної нелінійної (квадратичної) ланки ($\uparrow 2$) [6, 8, 10], що наведені на рис. 1.3.

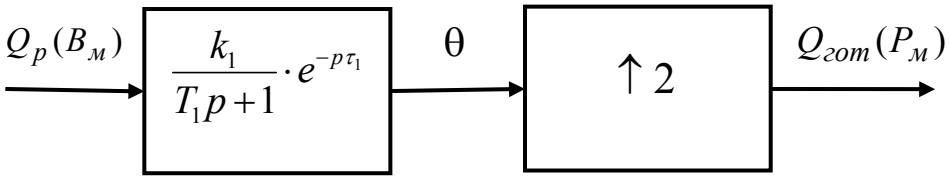


Рис. 1.3. Динамічна модель барабанного млина

У роботах [15-17] розглянуті динамічні моделі процесів дроблення й здрібнювання, засновані на моделі ідеального змішування (матрична модель Лінча А.Дж. [7]). Кінетика в дробарках і млинах описується рівняннями першого порядку, що зв'язують продукт руйнування з постачанням.

Ці динамічні моделі не враховують конструктивних особливостей апаратів (профіль камери руйнування, рівень матеріалу в ній, частоту обертання тощо) і, внаслідок цього, не дозволяють достатньо точно описати перехідні режими.

Розвитком моделей [7] є також моделі простору станів [18, 19], що описують динаміку процесів дроблення, здрібнювання й класифікації.

Процеси дроблення в КД і здрібнювання в БМ спрощено можуть бути також представлені за допомогою нелінійного відображення Ено (Henon), що описує рух частинок в умовах тертя й імпульсних впливів (зіткнень) [20, 21], а також – ротатор зі збудженням [22]:

$$x_1[k+1]=1-ax_1^2[k]-bx_2[k];\quad x_2[k+1]=x_1[k], \tag{1.5}$$

де a, b – параметри порядку $\lambda=\{a,b\}$; x_1, x_2 - координати; k – такт часу.

Параметр a характеризує просторовий розподіл взаємодії (зіткнення) частинок, а параметр b – загасання в системі. Він обернено пропорційний коефіцієнту тертя (реальними є значення $b>0$).

Поводження системи (режими її роботи) наочно зображаються у вигляді карти динамічних режимів на площині параметрів системи (a,b), яка для відображення Ено наведена на рис. 1.4.

Нижня частина 1 карти відповідає встановленню стаціонарного стану рівноваги. З ростом параметра a і зменшенням b реалізуються режими періодичних коливань періоду 2, а потім спостерігається послідовність біфуркацій 6 подвоєння періоду 4, 8, … і, нарешті, виникає режим хаосу 3. Біла область 5 у верхній частині рис. 1.4 відповідає нестійкому стану.

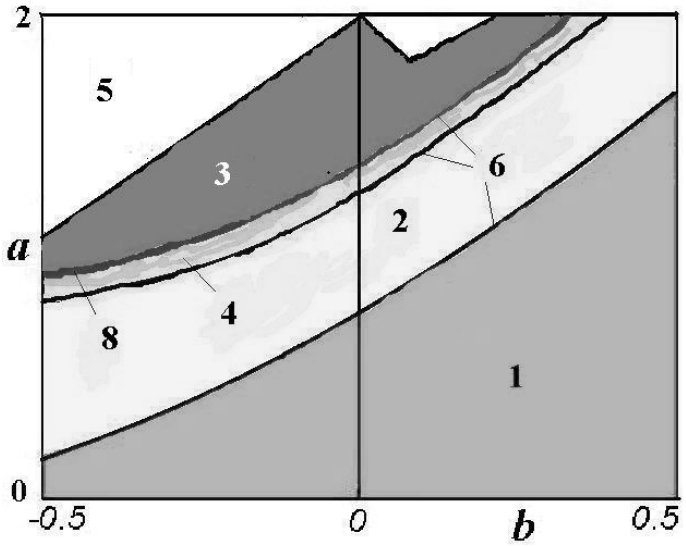


Рис. 1.4. Карта режимів відображення Ено

Іншими моделями процесів дроблення і здрібнювання є нелінійні дисипативні осцилятори із силовим чи параметричним збудженнями [20, 23, 24]:

$$\ddot{x}+r\dot{x}+f(x)=a\sin\omega t; \tag{1.6}$$

$$\ddot{x}+r\dot{x}+(1+a\sin\omega t)f(x)=0, \tag{1.7}$$

де r – коефіцієнт тертя; a, ω – амплітуда і частота збудження; $f(x)$ – зворотна сила.

Як і відображення Ено (1.5), осцилятори (1.6)-(1.7) у просторі параметрів мають періодичні і хаотичні режими, однак їх вигляд значно складніший, ніж на рис. 1.4.

Процеси дроблення і здрібнювання мають фрактальний характер [25-27] , оскільки їх функції руйнування (відповідно до модифікованого рівняння Розина-Раммлера [7]) не залежать від крупності частинок, що руйнуються. Внаслідок цього процеси руйнування частинок подібні на різних масштабах крупності.

Інваріантні різноманіття (атрактори, режими), що властиві розглянутим системам, являють собою функції руху, які не змінюються в силу законів збереження. У механіці, наприклад, такі функції називають інтегралами руху. Для процесів здрібнювання такі режими (атрактори) досліджені в роботі [23]. У ній на основі аналізу рівнянь Мат'є і діаграм стійких рішень Айнса-Стретта (часткових випадків рівняння (1.7) [28]) розглянуті параметричні резонанси внутрішньомлинових завантажень й обґрунтовані ефективні технологічні режими і способи керування здрібнюванням.

Сигнали (часові ряди), породжувані процесами дроблення й здрібнювання, являють собою полігармонійні (наприклад, сигнали активної потужності приводних двигунів дробарок і млинів [6, 8, 29]) і смугові (наприклад, часові функції збурень і регульованих величин [14, 30]) авторегресійні (зі спадаючими автокореляційними функціями) сигнали, зазвичай, з нормальною функцією розподілу.

1.2.2. Системи керування процесами дроблення і здрібнювання.

При автоматизації керування процесом дроблення використовуються наступні принципи [6, 8]:

- підвищення продуктивності при забезпеченні гранулометричного складу продукту дроблення на рівні заданого значення;
- зниження енерговитрат при забезпеченні гранулометричного складу продукту дроблення й продуктивності на рівні заданого значення;
- забезпечення заданого гранулометричного складу продукту дроблення за підтримки продуктивності на рівні не нижче припустимого значення.

Очевидно, що ціль керування процесом дроблення повинна обиратися виходячи з ефективності всього циклу рудопідготовки.

У роботі [31] запропонована система автоматичної оптимізації процесу крупнокускового дроблення, що включає датчики контролю ширини розвантажувальної щілини дробарки ККД-1500/180, а також крупності й міцності її вхідної руди. Метою керування є оптимізація вмісту класу +100 мм у дробленій руді, контрольованому за допомогою потокового гранулометра.

Синтез оптимального керування шириною розвантажувальної щілини здійснюється на основі прогнозуючої моделі процесу у вигляді кінцево-різницевого рівняння, параметри якого можуть адаптуватися в ході роботи системи.

Недоліком цієї системи є невисока точність, обумовлена похибками використовуваної моделі й датчиків контролю.

Прикладом комплексного підходу до рішення завдання оптимального керування технологічним процесом дроблення з використанням автоматизованого керування, як самим процесом дроблення, так і комплексом технологічних аг-

регатів, що забезпечують даний процес (дробаркою, конвеєром подачі руди тощо), є автоматизована система керування (АСК) дробарками КМД-3000Т2ДДП і КСД-2200Т2-Д, реалізовану на базі мікропроцесорних засобів фірми «Siemens» і впровадженої на СП «Ерденет» (Монголія) [32].

Автоматичне регулювання завантаженням дробарки (робота в оптимальному режимі завантаження головного приводу) реалізується за рахунок керування подачею матеріалу у функції струму двигуна головного приводу. Метою керування є досягнення максимально можливої продуктивності при умовах підтримки заданого значення величини струму двигуна головного приводу при певному встановленому розмірі розвантажувальної щілини.

Недоліком цієї АСК є її неінваріантність до цілей керування. Наприклад, неможливо з її допомогою організувати керування гранулометричним складом продукту дроблення.

Стосовно здрібнювального комплексу млин-класифікатор ефективність керування також визначається якістю інформації про його технологічні параметри (продуктивності й властивостях вхідного постачання, ступені заповнення млина пульпою й циркуляційного навантаження, щільності зливу й гранулометричного складу вхідної руди і готового продукту тощо). Розробка автоматичних засобів їх контролю є важливою частиною інформаційного та технічного забезпечень систем керування.

Властивості вхідного постачання відносять до класу збурень через складність керування ними. Звичайно вони змінюються в широких межах випадковим чином і негативно позначаються на показниках усього переділу. Спроби стабілізації вхідного постачання шляхом впровадження систем усереднення вхідної руди широкого застосування не знайшли, хоча зміна її крупності й механічних властивостей при стабільній продуктивності змінюють ступінь заповнення млина, що змінює циркулююче навантаження й щільність зливу. Розробка систем оперативного автоматичного контролю фізико-механічних властивостей вхідної руди скрутна, тому на практиці знаходять застосування системи непрямої оцінки властивостей постачання (по циркулюючому навантаженню, щільності зливу класифікую чого апарату тощо) з корекцією продуктивності постачання або ступеня заповнення [6-8, 33].

Продуктивність по вхідному постачанню є основним керуючим впливом. Цей параметр легко керований і досить точно вимірюваний (1 %) конвеєрними вагами. Їхній сигнал використовується для стабілізації відносини твердого до рідкого (Т:Ж) на вході млина. Поширені й системи стабілізації продуктивності по вхідній продуктивності з контролем заповнення млинів [10, 34] , хоча зміни гранулометричного складу й фізико-механічних властивостей постачання призводять до коливань продуктивності і якості готового продукту. Частіше продуктивність по вхідному постачанні регулюють.

Ступінь заповнення млина пульпою багато в чому визначає її продуктивність по готовому продукту. А тому будь-яка зміна властивостей постачання відбивається на заповненні млина, тоді при самоздрібнюванні його регулюють зміною потоку вхідної руди, а в рудно-галькових млинах — рудної гальки. Оцінюють ступінь заповнення найчастіше за допомогою контролю акустичного си-

гналу, видаваного млином, або середньої потужності приводного електродвигуна. Іноді використовують шум млина й середню потужність двигуна [10, 33].

Циркулююче навантаження (піски) чутливе до змін властивостей вхідного постачання й умов поділу часток по крупності при класифікації. У системах керування інформацію про піщане навантаженню використовують для стабілізації Т:Ж на вході млина або корекції завдання по ступеню заповнення при зміні властивостей постачання. Для контролю циркулюючого навантаження вимірюють струм або потужність двигуна класифікатора. Основним недоліком такого контролю є сильний вплив стану тертьових поверхонь силової передачі, зашламованості постілі транспортуючого органу. Більшою точністю відрізняється спосіб контролю інтенсивності коливань активної потужності двигуна на певній частоті. Цей метод застосовується на Лебединському ГЗК й забезпечує похибку вимірів до 10 %. Знаходить застосування й метод безперервного зважування ринви, по якій транспортуються піски [6, 29, 35].

Щільність зливу агрегату, що класифікує, впливає на ефективність магнітної сепарації й дозволяє побічно судити про крупність здрібненого продукту. Регулюється (частіше стабілізується) цей параметр подачею води в класифікатор, а при використанні гідроциклонів — у зумпфи.

Гранулометричний склад готового продукту (зливу класифікуючого агрегату) є показником ефективності здрібнювального комплексу. Оперативна інформація про гранулометричний склад зливу використовується в системах керування по відхиленню, керуючим впливом у яких є подача води в апарат, що класифікує, або регулювання вхідного постачання [33].

У результаті аналізу принципів побудови систем автоматичного керування млинами й комплексами на їхній основі виділимо наступні системи й методи:

- використання при керуванні регресійних статичних залежностей;
- пошукові системи з безпосереднім виміром характеристик готової продукції;
- системи керування контуром регулювання ступені внутрішньомлинового заповнення;
- екстремальні системи керування по середній потужності двигуна й шуму млина;
- адаптивні системи на основі структурних моделей ОК з параметричною ідентифікацією в процесі керування.

Метод керування по регресійних рівняннях полягає в підтримці факторів (доступних для виміру й цілеспрямованої зміни) на рівні, що забезпечує (відповідно до отриманих залежностей) максимальне значення показника якості в припущенні, що неконтрольовані фактори мають статистично середні значення. Недоліки підходу пов'язані із сильним впливом на показник ефективності збурень і нестаціонарності статичних залежностей, обумовленої спрацюванням устаткування й зміною властивостей постачання. В результаті подібні системи протягом тривалого часу стабілізують режими роботи встаткування, далекі від оптимальних.

У пошукових системах з безпосереднім виміром характеристик готової продукції ОК представляється «чорним ящиком», а пошук оптимуму ведеться безперервно у квазістатичному режимі. Такі системи недостатньо ефективні, оскільки для здрібнювального агрегату вміст готового класу в зливі класифікатора не завжди є об'єктивним критерієм ефективності, особливо коли вхідний потік матеріалу в млин містить значний відсоток розрахункового класу, а його коливання значні.

Підтримка співвідношення Т:Ж шляхом регулювання подачі води в млин поліпшує режими здрібнювання, стабілізує щільнісні режими в млині на заданому рівні, деякою мірою стабілізуючи умови здрібнювання. Однак при роботі млина в замкненому циклі стабілізація щільнісних режимів порушується через коливання циркуляційного навантаження. Обмеженість такого підходу полягає в тому, що залежно від якості поточної руди для оптимізації процесу повинні змінюватися також і щільнісні режими.

Стабілізація щільності зливу класифікуючого апарату дозволяє підтримати необхідні щільнісні режими подальших стадій збагачення. Але досить часто введення цього контуру має на меті в першу чергу застабілізувати гранулометричний склад зливу класифікатора, яка опирається на те, що для гідравлічної класифікації вихід готового класу тим вище, чим нижче густина пульпи [33].

Труднощі виникають і через порівняність інерційності ОК зі швидкістю зміни збурень, що робить системи керування по відхиленню неефективними. Так БМ і класифікатор як один ОК досить інерційні (перехідні процеси при східчастому впливі й час спаду автокореляційної функції збурювань приходять до значення, що встановилося, за десятки хвилин), а тому керування по відхиленню неефективно. До того ж компенсувати збурення складно через відсутність датчиків контролю властивостей вхідного постачання. У зв'язку із цим при автоматизації здрібнювання використовують параметри, що відбивають енергетичну ефективність процесу руйнування — ступінь заповнення барабана, середню потужність, споживану приводним двигуном млина, та її шум.

Контроль безпосередньо внутрішнього стану млина знижує інерційність ланцюгів керування до одиниць хвилин і усуває протиріччя між інерційністю об'єкта й швидкістю наростання збурювань, однак для ефективного керування необхідний тісний зв'язок між використовуваної змінної стану й показником якості продукції. У зв'язку із цим більшість систем керування процесом самоздрібнювання має контур регулювання ступеня заповнення барабана, багато в чому визначаючи вихід готового продукту млина, що й виключає переповнення. Невраховані фактори, а також дрейф характеристик об'єкта призводять до того, що діапазон заповнення млина вибирають широким (наприклад, для млинів ММС-70х23 в умовах Лебединського ГЗК він становить 0,38-0,47) [8, 35].

Середню потужність двигуна й шум використовують як критерій автоматичної оптимізації в екстремальних системах, що підтримують робочу точку на статичній характеристиці середньої потужності або інтенсивність акустичного сигналу у функції заповнення поблизу екстремуму. Керуючим впливом є потік вхідного матеріалу в млин. У промисловості такі системи широкого застосування не знайшли, тому що максимум продуктивності по готовому не відпові-

дає робочій точці в області екстремуму. У зв'язку із цим проблему автоматичної оптимізації рудопідготовки вирішують шляхом компенсації збурень, вхідного постачання або пошуком і обґрунтуванням параметрів, що піддаються автоматичному контролю і безпосередньо характеризують енергетичну ефективність процесу руйнування матеріалу в барабані млина [36, 37].

Поява адаптивних систем, заснованих на структурних моделях ОК й виконуючих параметричну ідентифікацію в процесі керування зі складними алгоритмами переробки інформації в керуючій частині, викликане розвитком сучасних засобів обчислювальної техніки. Підхід не виключає труднощів створення пристроїв автоматичного контролю показника ефективності роботи системи й необхідності забезпечення стабільності вхідного постачання, однак використання оперативних даних про внутрішній стан об'єкта й апріорної інформації про закономірності здрібнювання в комбінації із сучасними методами адаптивної ідентифікації й керування є найбільш перспективним підходом, який затим базується на контролі змінних стану ОК [12-14, 34, 38, 39].

Однак, недоліком існуючих адаптивних систем є використання лінійних моделей для прогнозу нелінійних процесів здрібнювання, а також неоптимальність керування.

1.2.3. Засоби контролю процесів дроблення і здрібнювання.

Прямі методи і засоби контролю [4, 40, 41] властивостей руди, що переробляється, вимагають значних витрат ручної праці і малопродуктивні, а розробка на їхній основі автоматичних засобів контролю дуже скрутна. Тому істотний розвиток одержали спектральні пристрої, що реалізують непрямі методи контролю, зокрема, по спектральним складовим активної потужності, споживаної приводними двигунами технологічного устаткування [29, 42-45].

Принцип дії спектральних пристроїв контролю заснований на виділенні й обробці складових активної потужності, обумовлених взаємодією робочих органів технологічного устаткування з рудними частками.

Створювані на робочих органах навантажувальні моменти визначаються властивостями руди, що переробляється, і режимами роботи устаткування. При цьому через обертання робочих органів інформація про навантажувальний момент у спектрі активної потужності відображається на оборотній частоті технологічного апарата і, як правило, у діапазані до подвійної оборотної частоти [42, 43].

Наприклад, для конусних дробарок рівень зусиль, що розвиваються при скороченні часток руди, визначається її міцністю, а кількість таких часток визначається крупністю вихідної руди. Зміна кількості часток, що скорочуються, у процесі дроблення приводить до виникнення варіацій навантажувального моменту, що модулює потужність приводного двигуна дробарки [43].

У результаті навантажувальний момент має постійну складову (на нульовій частоті), пропорційну крупності і міцності руди, що дробиться, і перемінну складову (у смузі частот $f = f_н ... f_в$), пропорційну крупності. Цей момент прикладений до ексцентрикового вузла, що обертається з частотою хитань конуса

$f_к$. Тоді рівень $\overline{A}$ складової активної потужності на частоті $f_к$ хитань рухливого конуса відповідає постійній складовій навантажувального моменту і пропорційний функції міцності і крупності вихідної руди, а рівень $\widetilde{A}$ складових у смугах $f_к \pm (f_н ... f_в)$, що характеризують перемінну складову навантажувального моменту, пропорційний функції крупності вихідної руди.

В результаті рівень $\overline{A}$, скорегований по величині рівня $\widetilde{A}$, корелює тільки з міцністю руди [43].

Основними проблемами при здійсненні такого підходу є складність реалізації інфранизькочастотної фільтрації аналоговими засобами, а також мала вибірковість фільтрів (ослаблення сигналів сторонніх частот) через близькість розділюваних частот. Так, якщо інформативні складові сигналу активної потужності знаходяться між першою і другою оборотною частотою, то вибірковість складає не краще –3,5 дБ на кожен порядок фільтра (відношення розділюваних частот не більше 1,5).

З метою зниження похибки контролю шляхом підвищення вибірковості до інформативних складових у відомих пристроях реалізується метод синхронної демодуляції сигналу потужності, заснований на теоремі модуляції (змішування) [46].

Цей метод включає множення сигналу активної потужності на гармоніку опорної частоти f_0, що приводить до зсуву спектра сигналу щодо вихідної інформативної складової по частоті на $\pm f_0$ і фільтрацію результуючого сигналу в низькочастотній області, де відношення розділюваних частот і, відповідно, вибірковість більше.

Недоліком такого підходу є виникнення паразитних складових, що обмежують вибірковість по верхній границі відношенням розділюваних частот. Відомі пристрої мають також велику інструментальну похибку, обумовлену варіацією параметрів аналогових схем, і жорсткі вимоги до точності синхронізації фази гармоніки опорної частоти і складової сигналу активної потужності на оборотній частоті.

Гранулометричний склад кускового матеріалу є основним показником ведення технологічних процесів дроблення і здрібнювання [47, 48]. Оперативне керування, наприклад, технологічними процесами дроблення і здрібнювання залізної руди при автоматизованому контролі її гранулометричного складу на різних стадіях переробки дозволяє підвищити продуктивність цих процесів по готовому продукту на 5-7 % [49].

Прямими методами контролю гранулометричного складу кускового матеріалу є методи ситового аналізу [4, 47], які вимагають витрат ручної праці і не є оперативними.

Для контролю гранулометричного складу продуктів дроблення існує безліч засобів вимірів, серед яких більш кращими по надійності, оперативності й конструктивному виконанню є гранулометри безперервної (потокової) дії [48, 50, 51]. Вони містять у собі контактні, що працюють безпосередньо в потоці (електромеханічні, п'єзоелектричні, електроакустичні), і безконтактні грануло-

метри, що працюють поза потоком матеріалу (оптичні, магнітоіндукційні, ультразвукові, радіометричні тощо).

Контактні гранулометри засновані на реєстрації механічних вібрацій, виникаючих у пружному чутливому елементі (металева плита, консольна балка, ножі спеціальної конструкції) при його ударній взаємодії з кусковим матеріалом. Дані пристрої практично не вийшли за рамки експериментальних розробок за винятком гранулометру НДІАчермет [48], призначеного для контролю вмісту класу +25 мм у потоці мілкодробленої руди.

До недоліків контактних гранулометрів необхідно, насамперед, віднести інтенсивне зношування чутливих елементів, що обумовлює їхню низьку точність.

Зазначених недоліків позбавлені безконтактні гранулометри, що використовують спрямовані високочастотні електромагнітні випромінювання, включаючи оптичний діапазон довжин хвиль.

Прикладом безконтактного контролю гранулометричного складу крупнодробленої руди є автоматичний гранулометр УКДР-100 [52], структурна схема якого наведена на рис. 1.5 і включає первинний перетворювач 1 у вигляді автогенераторного датчика з відкритим коливальним контуром, підсилювач 2, активний фільтр 3, амплітудний селектор 4, формувач 5, реєстратор б і вторинний реєструючий прилад 7.

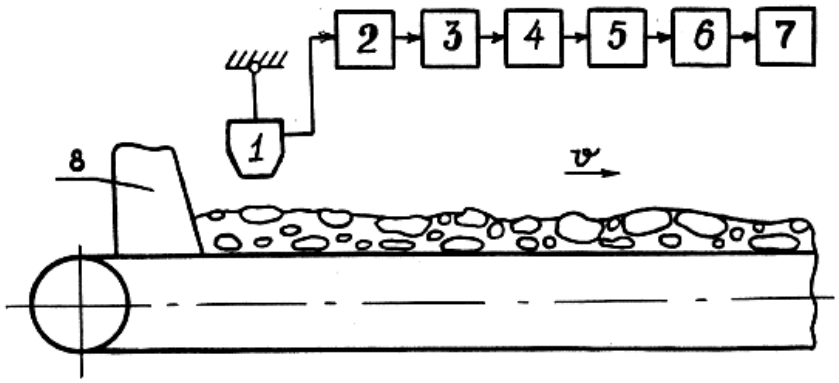


Рис. 1.5. Структурна схема гранулометра УКДР-100

Принцип дії гранулометру заснований на залежності характеру рельєфу поверхні кускового матеріалу від його гранулометричного складу. Перетворення рельєфу в електричний сигнал здійснюється за допомогою безконтактного первинного перетворювача 1, при цьому його установка в безпосередній близькості від живильника 8 і відповідний вибір частоти автогенератора практично виключають вплив сегрегації й вологості кускового матеріалу на точність вимірів. За результатами промислових випробувань відносна похибка вимірів вмісту класу +100 мм у крупнодробленій залізній руді не перевищує 6%.

Для бесконтактного контролю гранулометричного складу кускового матеріалу в потоці використовуються також рентгенівські і гама-випромінювання,

але найбільш перспективними вважаються оптичні методи та засоби контролю [48, 53].

Теоретичною основою оптичних методів контролю, які реалізуються системами технічного зору (СТЗ), є теорема Акера [47, 54] про рівність відносин площ і об’ємів кускового матеріалу. Це обґрунтовує використання в таких СТЗ контролю гранулометричного складу за площами зображень кусків матеріалу (метод фотопланіметрії).

Для прикладу на рис. 1.6 наведені експериментальні залежності гранулометричного складу поверхні руди при розвантаженні самоскидів, а також залежність зв'язку результатів оптичного й ситового методів контролю гранулометричного складу [49].

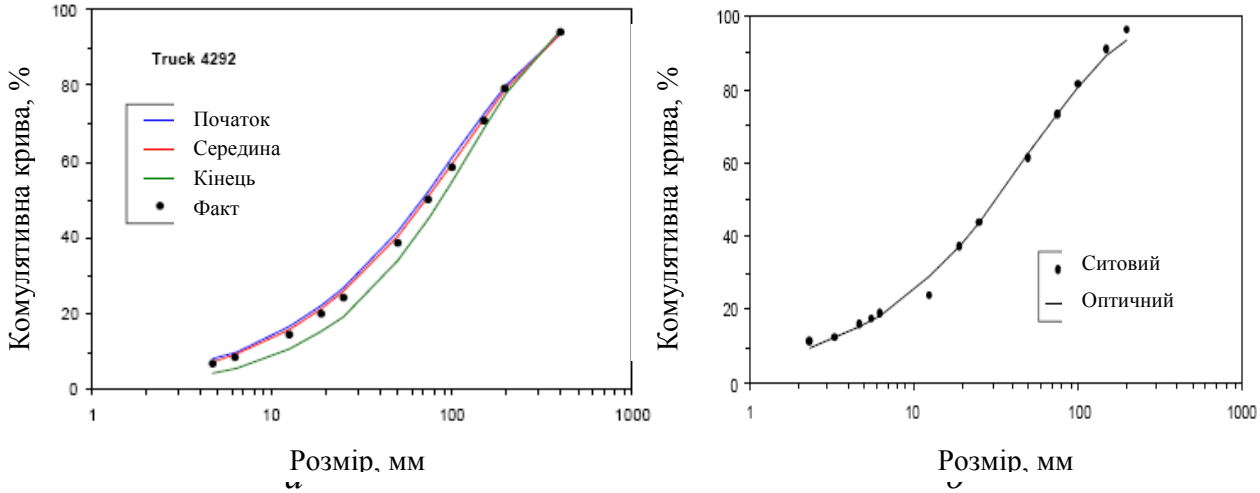


Рис. 1.6. Оцінки гранулометричного складу руди при розвантаженні самоскидів (*а*) та при контролі оптичним і ситовим методами (*б*)

Алгоритми обробки інформації в СТЗ містять, зазвичай, наступні етапи [55-57]:

- захоплення й формування зображення;
- попередня обробка зображення;
- кодування – передача – приймання – декодування зображення;
- відновлення, сегментація й класифікація зображення.

Формування зображення містить у собі настроювання оптоелектронної системи, коли вирішуються питання вибору поля зору, фокусування, умов освітленості, експозиції, захисту поля зору від пилу тощо. При цьому вибір поля зору повинен виключати вплив сегрегації в потоці кускового матеріалу на контрольоване зображення (що може бути досягнуте, наприклад, установкою оптичного перетворювача (камери) у зоні перевантаження матеріалу), а також забезпечувати перебування в полі зору представницької проби. При цьому перехід від маси представницької проби до необхідного розміру поля зору нескладно здійснити, знаючи статистичні характеристики крупності контрольованого матеріалу і його щільність.

Попередня обробка зображень спрямована на поліпшення (відновлення, згладжування) зображення, перекрученого шумом і впливом факторів, що його спотворюють (змазку, розфокусировки, тощо).

Джерелами шуму є неідеальність камери й алгоритмів формування зображення, погані умови зйомки (недостатня освітленість і пил), а також завади в каналах зв'язку (внаслідок наявності промислового устаткування великої одиничної потужності істотними є імпульсні завади, а також білий шум).

Для придушення імпульсного шуму широко використовується медіанна фільтрація [56, 57], при якій кожному пікселу в деякім його оточенні (вікні) шукається медіанне значення і привласнюється цьому пікселу.

Білий шум придушується шляхом згладжування (усереднення по сусідах), що полягає в згортці зображення з різними функціями (масками). При цьому матричний фільтр із функцією Гаусса називається гауссіаном. Його перевагою є швидкість роботи, оскільки через його сепарабельність згортку можна вести послідовно по рядкам і по стовпцям [58].

Операції кодування – передача – прийом – декодування зображення використовуються в розподілених СТЗ, у яких блоки формування зображення і наступної його обробки просторово рознесені. При їх виконанні використовуються стандартні рішення (канальне кодування Хафмена, стиск кадрів зображення JPEG, JPEG-2000 і відеопотоків MPEG-2, MPEG-4 тощо [57]).

Метою відновлення є реконструкція перекрученого зображення. Методи відновлення засновані на моделюванні процесів перекручувань і застосуванні зворотних процедур для відтворення вихідних зображень, а сегментація полягає у розбивці зображення на однорідні області, що потім класифікуються відповідно до призначення СТЗ.

Внаслідок відсутності прямих методів контролю об'ємного заповнення млина рудою істотний розвиток одержали непрямі методи. Одним з відомих методів є контроль акустичного або вібраційного шуму млина. Ці методи одержали розвиток в 70-80 рр. XX століття і найбільш відомими є розробки ВАТ «Союзцветметавтоматика» «Звук-7» (акустичний шум) і УРК-3 (вібраційний шум) [33]. Розвитком цих розробок є віброакустичний аналізатор ВАЗМ-1, який є універсальним інтелектуальним приладом нового покоління, реалізованим на базі РС-сумісного контролера. Прилад використовує три типи шумових параметрів – акустичний, вібраційний та енергетичний шум. Комбінування параметрів дозволяє використовувати його для практично будь-яких типів млинів.

Для млинів самоздрібнювання досить ефективний радіоізотопний контроль. Сучасна реалізація такого методу можлива на базі універсального радіоізотопного перетворювача РП-24 з відповідним програмним забезпеченням.

Безперервний контроль гранулометричного складу пульпи можливий різними методами – оптичним, седиментаційним (по кривій осадження твердого в пульпі), безпосередньо механічним. Розвиток останніх двох методів в 70-80 р.р. реалізоване ВАТ «Союзцветметавтоматика» у приладах «Сегран» і «Мікрон», відповідно. Сучасні рішення безпосередньо механічного методу застосовані в подальших розробках приладів типу «ПИК-074» [33].

У гранулометрі «ПИК-074П» реалізований метод визначення гранулометричного складу, заснований на наявності кореляційного зв'язку між процентним вмістом контрольного класу й середнім діаметром крупних класів в аналізованій пульпі.

Корпус датчика виконаний герметичним і вологонепроникним, тому зміна рівня вимірюваної пульпи й зовнішній полив датчика не впливають на його роботу. Шляхом удосконалень досягнуто, що зміна Т:Ж на 50% практично не позначається на результатах вимірів для вдосконаленого датчика. У гранулометрі реалізований також новий метод компенсації температурної погрішності, що забезпечує точність виміру на рівні ситового аналізу в режимі реального часу. Гранулометр відрізняється простотою конструкції, доступною ціною, не вимагає кваліфікованого персоналу для профілактичного обслуговування й не має потреби в спеціальній підготовці пульпи.

Гранулометр ПИК-074П має ступінь захисту IP66 і може контролювати два класи крупності пульпи в діапазоні від 0,028 до 1 мм. Середня квадратична похибка контрольованої величини не перевищує 2%. Гранулометр має струмовий вихід (0-5 мА або 4-20 мА) і вихід RS-485 для зв'язку з ЕОМ.

Гранулометр пройшов випробування й успішно працює на залізовмісних рудах Стойленського ГЗК й Абагурской філії ВАТ «Евразруда», мідноцинкових рудах Гайского ГЗК (Росія).

1.3. Аналіз методів створення систем керування складними об’єктами керування

Процеси дроблення і здрібнювання з позицій керування, як відзначалось вище, являють собою складні динамічні ОК з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними, які мають значні транспортні запізнювання.

Разом з тим, одна з провідних концепцій сучасної теорії автоматичного керування полягає у досягненні головної кінцевої мети на кожному етапі функціонування системи, що забезпечується шляхом оптимізації ОК у реальному масштабі часу [59, 60]. Це вимагає повного використання наявної апріорної інформації у вигляді моделей цього ОК і можливе при:

- оптимальному оцінюванні (фільтрації) динамічних процесів в ОК;
- ідентифікації (оптимальному оцінюванні структури і параметрів моделі) ОК;
- синтезі оптимального керування на кожному етапі функціонування системи;
- адаптації (настроюванні оптимального керування за неповної інформації).

Крім того, наразі для складних, нелінійних ОК активно розвиваються інтелектуальні методи керування, що розглядають ОК не як абсолютно відому точку в просторі ознак, а лише як деяку інформацію про неї. При такому підході намагаються відтворити принципи природних систем керування – нервових

систем живих організмів, що реалізують універсальні принципи обробки емпіричної інформації і пошукові алгоритми адаптації.

1.3.1. Методи оцінювання, прогнозування та ідентифікації.

Серед обмежень, що накладають на керування технологічними процесами рудопідготовки, варто виділити інформаційні обмеження. Вони мають місце не тільки у відношенні обсягів апріорної і поточної інформації, але й у відношенні статистичних характеристик різних шумів, збурень, параметрів. При цьому експериментальне визначення багатомірних законів розподілу ймовірностей вимагає зовсім неприпустимих витрат.

Керування безперервними технологічними процесами здійснюється, зазвичай, у цифровому вигляді з дискретизацією часу на інтервали спостереження (оцінювання стану процесу), ідентифікації, синтезу керування й адаптації. Ці інтервали обираються, виходячи із динамічних властивостей процесів (сигналів, що спостерігаються) і цілей керування.

При цьому в задачах спостереження й ідентифікації метою дискретизації є забезпечення мінімальної похибки апроксимації безперервних сигналів дискретними формами [61-63]. Однак тут виникає ряд труднощів, обумовлених недостатньою номенклатурою датчиків автоматичного контролю, а також непогодженістю регламенту технологічних випробувань з необхідною для керування періодичністю контролю, що призводить до наявності в базах даних нерівномірних і пропущених відліків у часових послідовностях (сигналів) [4, 40]. Крім того, через неможливість реалізації ідеальної дискретизації фізичними засобами, похибки апроксимації фізичних сигналів завжди будуть відмінними від нуля.

Дискретизація і відновлення сигналів визначаються теоремами Котельникова-Шеннона [64-66]. Область визначення цих теорем, крім сигналів з обмеженим спектром, розповсюджується також на смугові і багатосмугові сигнали.

У сучасних підходах [66-68] будь-яка безперервна функція (сигнал) визначається послідовністю коефіцієнтів, що не обов'язково є відліками цього сигналу, і сімейством лінійно незалежних базисних функцій, що задовольняють умовам ортонормальності й обмеженості Рісса (Riesz). Такі моделі описують сигнали при їх вейвлет-розкладанні, багатомасштабних розкладаннях, відновленні B-сплайнами тощо [69, 70].

Однією з основних перешкод на шляху підвищення ефективності впровадження систем автоматизації рудопідготовки є недостатня номенклатура автоматичних засобів оперативного контролю технологічних змінних. Існуючі системи ручного випробування мають низьку оперативність (періодичність контролю від 1 години і більш). Крім того, через великі транспортні запізнювання навіть за наявності автоматичних засобів контролю, їх інформація є оперативною тільки для локальних підсистем, а для всієї АСК ТП ця інформація найчастіше є запізнілою.

Проблема оперативності контролю в рамках систем автоматизації може бути вирішена шляхом прогнозування (на необхідний інтервал випередження)

значень технологічних змінних по їхніх вимірюваним у минулому значеннях, що здійснюється за допомогою прогнозуючих фільтрів [71-74].

У класичній постановці Колмогорова-Вінера [74] здійснюється оптимальне (у сенсі мінімуму похибки) виділення корисного сигналу *s(t)* із вхідного сигналу *y(t)* на тлі шуму *n(t)*, тобто вхідний сигнал має вид:

$$y(t) = s(t) + n(t). \tag{1.8}$$

Метою прогнозування є одержання оцінки майбутнього значення сигналу

$$\hat{y}(t) = s(t + \Delta t), \tag{1.9}$$

де Δt – інтервал випередження.

Фільтрами називаються пристрої (алгоритми), що реалізують вирази (1.8) і (1.9) при $\Delta t = 0$. При $\Delta t > 0$ і $n(t) \equiv 0$ пристрої називаються випереджувачами, а при $\Delta t > 0$ і $n(t) \neq 0$ – прогнозуючими фільтрами [74].

Фільтр Колмогорова-Вінера є оптимальним для оцінки стаціонарного сигналу. Калманом і Б'юсі у 1960 р. був застосований метод диференціальних рівнянь, для якого умова стаціонарності сигналу і завади не є обов'язковою [72]. Девід Габор у 1962 р. запропонував алгоритми по створенню адаптивного самоналагоджувального фільтра. Якщо процес ергодичний, то в ході навчання прогнозуючий фільтр відтворює всі статистичні характеристики процесу [71, 74].

Рішення задачі прогнозування полягає в інтерполяції часового ряду (за допомогою апроксимуючих функцій) і екстраполяції значень ряду на майбутнє по його попередніх значеннях функцій (наприклад, для стаціонарного процесу екстраполяція повинна враховувати сталість статистичних моментів часового ряду, а для нестаціонарних – розвиток його тренда в часі) з метою забезпечення обраного критерію ефективності.

Для реалізації систем оцінювання й ідентифікації ОК, як правило, використовуються адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА) [73], що реалізують рекурсивні і нерекурсивні зв'язки, а також застосовують перетворення сигналів. У них процес адаптації включає оцінювання шуканого виходу фільтра і корегування його параметрів по значенню вихідної похибки.

У процесі роботи АФА по величині похибки між вимірюваним і прогнозованим значеннями сигналу (виходу ОК) здійснюється адаптація параметрів АФА. При цьому, у якості структури АФА, зазвичай, використовуються лінійні поліноміальні моделі, які для складних динамічних ОК не є адекватними. Більш перспективними нами вважаються АФА на основі методів систем штучного інтелекту і вейвлетного аналізу.

Поширення методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, обумовлене тим, що вони є універсальними й ефективними апроксиматорами [75, 76], а побудовані на їх основі інтелектуа-

льні фільтри ефективні для прогнозування й апроксимації нелінійних стохастичних процесів.

Разом з тим відомо [73], що у фільтрах з перетворенням, наприклад, у частотній області у порівнянні зі згорткою у часовій області, значно скорочується обсяг обчислень і покращуються властивості збіжності алгоритмів адаптації. При цьому, через здатність до представлення нестаціонарних сигналів тут варто обирати не частотне, а час-частотне вейлет перетворення, причому, дискретне, через властивості ортонормованості, компактності, відновлення без втрат і малого обсягу обчислень [67, 69].

Реальні процеси дроблення і здрібнювання складніше розглянутих в п. 1.2.1 моделей: у дійсності вони стохастичні і мультифрактальні, а їх параметри порядку, що визначають режими роботи (від сталих до хаотичних) безпосередньо не спостерігаються. Тому актуальною є ідентифікація режимів і характеристик нелінійних процесів за експериментальними часовими реалізаціями [77, 78].

Ідентифікація складних ОК традиційними способами вимагає великих витрат на експериментальні дослідження. Методи ж нелінійної динаміки дозволяють з єдиних позицій визначати (класифікувати) і досліджувати режими функціонування технологічних процесів за окремими часовими реалізаціями, а також оцінити структуру ОК і синтезувати його модель [61, 62, 77, 79].

Процес структурно-параметричної ідентифікації включає операції визначення структури, оцінки і оптимізації параметрів моделі ОК [79]. Перші дві операції вирішуються шляхом генерування (за допомогою базисних функцій) моделей-претендентів різної складності і настройки їх параметрів з подальшою селекцією кращих з них за обраними критеріями (результат – оптимальна структура). Операція визначення оптимальних параметрів вирішується методами параметричної оптимізації шляхом уточнення набутих раніше значень параметрів по критеріях регулярності на всій вибірці даних (результат – оптимальна модель).

При цьому актуальними проблемами є вибір базисних функцій, в термінах яких здійснюється ідентифікація, вибір способу генерування і селекції структур різної складності (методу структурної оптимізації), а також вибір методу параметричної оптимізації і ефективних критеріїв селекції і оптимізації.

Традиційно для апроксимації функцій використовуються поліноми Лежандра, Колмогорова-Габора тощо [79]. Коефіцієнти цих поліномів утворюють невідомі параметри, значення яких вибираються так, щоб щонайкраще відповідати часовим реалізаціям, що спостерігаються, наприклад, за критерієм мінімуму похибки.

Більш продуктивним для апроксимації функцій є використання нейронних мереж чи гібридних нейронних мереж з нечіткою логікою, параметрами яких є ваги нейронів, а також коефіцієнти їх функцій активації і належності (для гібридних мереж).

Ефективним методом структурно-параметричної ідентифікації є метод групового урахування аргументів (МГУА) [79]. Його алгоритми реалізовують схему масової селекції шляхом генерування моделей – часткових описів (схре-

щування) і відбору кращих з них (селекція). Але значною проблемою його застосування є правильне співвідношення складності моделі з об'ємом навчальної вибірки. Крім того, принцип свободи вибору, що реалізовується при визначенні параметрів методу, призводить до його неадекватного застосування.

Іншим підходом до структурно-параметричної ідентифікації є [80] використання множини предикторів (нейронних мереж з різними структурами і параметрами) в метамережі, вихідний шар якої формується як лінійна комбінація кращих (по величині похибки) мереж. Як алгоритми навчання вихідного шару метамережі використовуються параметричні методи оптимізації.

Недоліком такого підходу є надмірна складність структури моделі. Крім того, отримувані результати некоректні в сенсі структурної ідентифікації (немає зовнішнього доповнення), а оптимальні рішення є локальними, а не глобальними.

Для вирішення таких проблем запропоновані [81] гібридні еволюційні схеми оптимізації, засновані на композиційному використанні глобальних і локальних методів. Перевагою такого підходу є паралельна робота глобальних і локальних методів оптимізації, що істотно знижує час пошуку рішень.

1.3.2. Методи синтезу керування та адаптації.

Труднощі керування динамічними режимами процесів переробки руди призвели до розвитку методів їх статичної оптимізації [82]. Такі методи досить ефективні на верхньому рівні ієрархії керування при оптимізації сталих режимів, однак мають низьку ефективність на нижньому рівні через втрати в перехідних режимах.

У цілому стратегія керування в АСК ТП рудопідготовки на вітчизняних ГЗК полягає в даний час у стабілізації режимів роботи устаткування.

Існуючі системи керування з лінійними законами регулювання і з адаптацією параметрів в умовах варіації збурювань і режимів роботи устаткування не можуть забезпечити ефективне керування технологічними процесами в сенсі критеріїв керування [31, 38, 83].

Таким чином, існує невідповідність між складністю ОК і принципами і методами, реалізованими в їх системах керування – не виконується принцип адекватності ОК і його регулятора (відповідно до закону необхідної розмаїтості Ешбі і, пов'язаного з ним законом адекватності властивостей ОК і регулятора Стаффорда-Біра [84, 85]).

При цьому розмаїтість технологічних схем рудопідготовки і складність її процесів викликає необхідність застосування універсальних за цілями і ефективних за результатами принципів керування. Це реалізується за допомогою оптимального керування, мета якого полягає в забезпеченні екстремального значення показника якості (цілі) керування [59].

Однією з основних проблем, що виникають при створенні АСК є проектування й реалізація ефективних САК, що забезпечують високу якість функціонування складних процесів. При цьому головним завданням є синтез автоматичних регуляторів, які могли б гарантувати асимптотичну стійкість замкнених систем і задовольнити певній сукупності інженерних вимог до властивостей

САК у перехідних процесах та сталих режимах руху, а також до їхніх техніко-економічних показників.

Поставлене вище завдання – це завдання синтезу регулятора, найкращого в деякому сенсі, яке вирішується за допомогою теорії аналітичного конструювання оптимальних регуляторів (АКОР) Лєтова-Калмана [86-89]. АКОР являє собою процедуру синтезу закону керування у функції координат стану ОК аналітичним шляхом, виходячи з вимог до якості перехідного процесу у формі мінімуму деякого обраного оптимізуючого функціонала (критерію якості). Таким чином, завдання АКОР – це завдання синтезу закону керування, що забезпечує мінімум критерію якості на траєкторіях руху ОК з довільного початкового в заданий кінцевий стан. При цьому закон керування являє собою сукупність зворотних зв'язків по відповідним координатам ОК (рівняння оптимального регулятора).

Синтез оптимальних регуляторів базується на концепції Ляпунова збуреного руху. При цьому зміст завдання керування визначається як природою ОК, так і видом критерію оптимальності, а ефективне рішення завдання синтезу може бути досягнуте як застосуванням методів варіаційного обчислення, так і методу Беллмана [59, 90].

Однак методи АКОР Лєтова-Калмана при практичнім застосуванні стикаються з істотними труднощами обчислювального й принципового характеру. Так, з підвищенням порядку ОК швидко наростають чисельні й особливо аналітичні труднощі, зв'язані з необхідністю рішення нелінійних рівнянь у частинних похідних щодо виробляючої функції, до яких зводиться процедура визначення законів керування [59, 89].

Крім того, у теорії АКОР безпосередньо не розглядаються загальноприйняті в інженерній практиці прямі показники якості синтезованих систем, що є приводом для критики її методів, заснованих на постулюванні квадратичних критеріїв якості й надмірної формалізації процедур синтезу. Тобто, невирішене завдання проектування регуляторів по заданих первинних показниках якості була замінена іншим, побічно з ним зв'язаним [91].

Застосування методу АКОР Лєтова-Калмана для нелінійних ОК зводить завдання синтезу до пошуку рішення рівняння Беллмана – нелінійного диференціального рівняння в частинних похідних щодо виробляючої функції, яка визначає закон оптимального керування. У роботах А.М. Лєтова [86, 92] в установлений тісний зв'язок між функціями Ляпунова, що задовольняють завданню асимптотичної стійкості руху, і зазначеним рівнянням Беллмана. Цей зв'язок полягає в тому, що рівнянню Беллмана задовольняє деяка безліч виробляючих функцій. Виявляється, що дійсне рішення завдання оптимального синтезу можуть дати лише ті з них, які є функціями Ляпунова для замкненої системи. Відповідно, отримані на основі таких функцій регулятори будуть оптимальними й, крім того, вони забезпечують асимптотичну стійкість руху системи.

Розвиток нелінійної динаміки і пов’язаної з нею синергетики (теорії нерівноважних процесів) стало підґрунтям розробки принципово нових підходів до синтезу оптимального керування нелінійними динамічними ОК [91, 93, 94].

Застосування ідей синергетики у керуванні полягає в цільовому способі самоорганізації синтезованих систем керування, при якому ціль – атрактор (асимптотично стійка множина, бажаний режим роботи) визначає самоврядування і спрямовану самоорганізацію нелінійного динамічного процесу.

Для застосування синергетичного підходу в системах керування необхідно перейти від роздільного розгляду моделей ОК і зовнішніх сил (у вигляді керувань, завдань і збурювань) до розширеної постановки задачі, щоб зазначені сили стали внутрішніми взаємодіями загальної (замкнутої) системи. Для цього зовнішні впливи подають у вигляді інформаційних моделей, що поєднують (агрегують) у загальну структуру розширеної системи. Тоді проблема керування формулюється як задача пошуку законів взаємодії в розширеній системі, де виникають процеси самоорганізації, тобто виникає кінцеве число атракторів (принцип розширення-стиску фазового простору [91, 93, 94].

Метод синтезу керування в такій постановці одержав назву аналітичного конструювання агрегованих регуляторів (АКАР) [91]. В основу АКАР покладене спільне використання теорії стійкості Ляпунова й оптимального керування. Метод забезпечує асимптотичну стійкість системи без пошуку рішень нелінійних динамічних рівнянь ОК. При цьому функціонал, що оптимізують, є супровідною інтегральною оцінкою якості перехідних процесів, що ефективно придушує великі відхилення за можливо малий час і використовується для стабілізації в режимі малих відхилень.

Більшість САК побудовані на аналітичному описі ОК в просторі ознак («класичний» підхід). На практиці ж типовими є ОК, що погано формалізуються, з мало відомими чи змінними властивостями, для яких цей підхід не є ефективним.

Із середини XX століття активно розвивається «некласичний» підхід у теорії керування, що намагається відтворити принципи природних систем керування – нервових систем живих організмів, які реалізують універсальні принципи обробки емпіричної інформації й ефективні пошукові алгоритми адаптації [95-98].

Використання штучних нейронних мереж дозволяє розв’язати задачі керування нелінійними ОК шляхом створення адаптивних САК з навчаємим нейрорегулятором. При адаптації навчання використовується для отримання інформації про стан і характеристики САК, що необхідні для оптимального керування в умовах невизначеності. Тобто адаптація тотожна оптимізації в умовах недостатньої інформації [96].

До переваг використання нейрорегуляторів відносять їх високу ефективність для керування нелінійними нестаціонарними ОК в галузях промисловості, де накопичені великі бази даних, а також – керування багатомірними і багатоз’вязними ОК зі збурюваним середовищем функціонування.

Головні проблеми при створенні систем з нейрорегуляторами – це обґрунтування змісту та обсягу інформації для навчання, а також вибір структури регулятора і умов існування стійких рішень [97].

Адаптивні САК дозволяють скоротити строки проектування, налагодження й випробувань, а також забезпечити ефективне керування в умовах збурень і неконтрольованих змін властивостей ОК [59, 60].

Для параметричної адаптації широко використовують градієнтні алгоритми [59, 99, 100]. Їх ідея полягає в тім, що швидкість зміни параметрів, що адаптують, пропорційна градієнту обраного критерію керування (функціонала) в просторі цих параметрів. Розвитком градієнтних методів для стохастичних процесів з дискретним часом є алгоритми стохастичної апроксимації, в яких коефіцієнти, що визначають властивості алгоритмів, у загальному випадку, залежать не тільки від часу, але і від інших змінних.

До переваг градієнтних алгоритмів відносять простоту і швидкодію, а до недоліків – високу імовірність застрявання в локальних екстремумах при полімодальних функціоналах.

Пошук глобального екстремуму функціонала, що має декілька локальних екстремумів, є важкою задачею. У процесі глобального пошуку повинні одночасно вирішуватися дві суперечливі задачі: шукати кожен конкретний екстремум і одночасно ухилятися від нього, щоб знайти інший – глобальний. Ця подвійність глобального пошуку вимагає значно більших витрат, ніж при локальному пошуку.

Найбільш ефективними методоми розв’язання оптимізаційних задач при адаптації структури і параметрів системи керування є пошукові методи [59, 101].

Процес пошуку в них складається з повторюваних етапів, кожний з яких представляє перехід від одного рішення до іншого (кращого), що й утворює процедуру послідовного поліпшення рішень. Алгоритм рішення задачі оптимізації тут виконує функції збору інформації та прийняття рішення.

Наприклад, в алгоритмах випадкового пошуку задаються напрямки пошуку і визначаються значення функціонала в нових точках. Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціонала. При цьому коефіцієнти алгоритму можуть змінюватися (адаптуватися) до процедури пошуку і виду гіперповерхні обраного функціонала.

Розвитком методів випадкового пошуку, насамперед, у підвищенні ефективності процедур спрямованого пошуку, є еволюційні алгоритми адаптації, що реалізують біокібернетичний підхід для пошуку оптимальних рішень [101-104]. В них процес еволюції виконується поетапно (більш детально ці алгоритми розглянуті в наступному пункті).

Розглянуті принципи і методи дозволяють будувати високоефективні адаптивні оптимальні системи автоматичного керування гірничорудним виробництвом з інтелектуальними прогнозуючими моделями технологічних процесів і апаратів.

Параметричні алгоритми адаптації з диференціюванням вимагають мало витрат, але в них висока імовірність застрявання в локальному екстремумі. Пошукові ж методи мають імовірність відшукання глобального екстремуму, рівну 1, але в них великі час і обсяг обчислень.

1.3.3. Методи систем штучного інтелекту.

Алгоритми МГУА реалізують принцип самоорганізації моделей і відтворюють схему масової селекції [179, 105]. У них є генератори комбінацій, що ускладнюються з ряду в ряд, і граничні пристрої добору кращих з них. Повний опис об'єкта представляється у вигляді рядів часткових описів. Кожен частковий опис є функцією тільки двох аргументів. Тому його коефіцієнти легко визначити за даними навчальної послідовності при малій кількості вузлів інтерполяції. Виключаючи проміжні змінні, можна одержати повний опис. Математичним підґрунтям цього є теореми А.Н. Колмогорова, доведені у 1956-57 рр. про представлення функцій декількох змінних у вигляді суперпозицій функцій меншої кількості змінних, аж до представлення у вигляді суперпозиції функцій однієї змінної [106].

Селекцію зупиняють по мінімуму зовнішнього критерію і відповідні часткові описи визначають оптимальну структуру повного опису. Необхідність використання зовнішнього критерію випливає з другої теореми Геделя про зовнішнє доповнення, крім того, спеціальні теореми теорії МГУА визначають умови, при яких результат селекції не відрізняється від результату повного перебору моделей [79, 105].

Основною перевагою методу є реалізація як параметричної, так і структурної ідентифікації часових рядів і систем. Метод допускає різні апроксимації елементарних функцій часткових описів і є ефективним в умовах малого обсягу експериментальних даних і високого рівня шумів.

Нейронні мережі (НМ) – це алгоритми, що моделюють біологічні процеси, асоційовані із процесами людського мозку [75, 76]. Елементарним перетворювачем в них є штучний нейрон.

На вхід штучного нейрона надходить деяка множина сигналів $X = \{x_1, x_2, ..., x_p\}$, кожний з яких є виходом іншого нейрона. Кожний вхід помножується на відповідну вагу $W = \{w_1, w_2, ..., w_p\}$ і всі добутки додаються, визначаючи рівень активації нейрона $Z = \sum_i x_i w_i = XW$. Далі сигнал Z перетворюється активаційною функцією F у вихідний нейронний сигнал: $Y = F(Z)$.

Для НМ було доведено [107], що якщо функція активації нелінійна, то можна так побудувати мережу зв'язків і підібрати коефіцієнти, щоб НМ як завгодно точно обчислювала будь-яку безперервну функцію від своїх входів. Таким чином, НМ є універсальними і ефективними апроксиматорами.

Архітектура багатошарової НМ прямого поширення складається з послідовно з'єднаних шарів, де нейрон кожного шару своїми входами зв'язаний з усіма нейронами попереднього шару, а виходами – наступного. Активаційними функціями для таких нейронів слугують лінійні, порогові або сигмовидні функції [75].

Навчаються НМ за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, що є різновидом градієнтного спуску в просторі ваг, з метою мінімізації сумарної похибки мережі. Алгоритм зворотного поширення помилки є NP-

важким, тому час навчання мережі збільшується експоненційно з ростом розмірності даних.

НМ з радіальними базисними функціями (РБФ), являє собою двошарову мережу без зворотних зв'язків, яка містить схований шар радіально симетричних нейронів (шаблоновий шар).

Для того, щоб шаблоновий шар був радіально-симетричним, необхідна наявність:

- центру, представленого у вигляді вектора у вхідному просторі;
- способу виміру відстані вхідного вектора від центру;
- спеціальної функції проходження від одного аргументу, що визначає вихідний сигнал нейрона шляхом відображення функції відстані (звичайно використовується функція Гаусса).

Навчання НМ із РБФ відбувається в два етапи. Спочатку визначаються центри й відхилення для радіальних елементів, після чого оптимізуються параметри лінійного вихідного шару.

Мережі із РБФ мають ряд переваг перед багатошаровими НМ прямого поширення. По-перше, вони моделюють довільну нелінійну функцію за допомогою всього одного проміжного шару, тим самим знімаючи проблему вибору число шарів. По-друге, параметри лінійної комбінації у вихідному шарі можна оптимізувати за допомогою методів лінійної оптимізації, які швидко сходяться.

Наразі широке поширення одержали системи нечіткого висновку [75, 104, 108, 109]. Нечітка підмножина відрізняється від звичайної тим, що для елементів x з універсальної множини немає однозначної відповіді “так/ні” щодо деякої властивості. У зв'язку з цим нечітку підмножину A визначають через упорядковані пари $A = \{\mu_A(x)/x\}$, де $\mu_A(x)$ – характеристична функція належності, що приймає значення в деякій цілком упорядкованій множині M (наприклад, M=[0,1]).

Функція належності вказує ступінь належності елемента x підмножині A. Множину M називають множиною належностей. Якщо M={0,1}, то підмножина A є чіткою.

Перевагами такого підходу є:

- формулювання задачі природною мовою;
- універсальність: згідно з апроксимаційною теоремою нечіткої логіки будь-яка математична система може бути апроксимована системою, основаною на нечіткій логіці;
- ефективність: доведена теорема, що для кожної речовинної безперервної функції $g(x)$ і для довільної похибки $\varepsilon>0$ існує нечітка експертна система, що формує вихідну функцію $f(x)$ таку, що $sup \| g(x) - f(x) \| \le \varepsilon$ [109].

Для усунення суперечливості в нечітких правилах, що формулюються людьми-експертами, було запропоновано [75] виконувати нечіткі системи адаптивними – коректуючи, у процесі її роботи, і правила, і параметри функцій належності. Варіантом такої адаптації є метод гібридних НМ.

Гібридна НМ – це НМ з чіткими сигналами X, вагами W і активаційною функцією F, але з їх об'єднанням шляхом використання нечітких множень, до-

давань (*t*-норми, *t*-конорми) чи інших операцій. Входи, виходи і ваги гібридної НМ – речовинні числа, що належать відрізку [0,1].

Прикладом гібридної НМ є адаптивна нейронна система нечіткого висновку (Anfis – Adaptive neuro-fuzzy inference system) [75].

Навчання гібридної мережі проводиться або за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, або комбінованим методом, розробленим для гібридних мереж.

Еволюційні алгоритми (ЕА) моделюють процес біологічної еволюції: мутації структури і параметрів, їх схрещування (розмноження) і правило добору. Це дозволяє виявляти їх сприятливі варіації, за допомогою яких будується послідовність поліпшуваних рішень [103, 104, 110].

ЕА відрізняються один від іншого. Але всі вони базуються на принципах еволюції:

- особи (рішення) мають кінцевий час життя;
- розмноження (пошук нових рішень) необхідне для продовження роду (знаходження екстремуму цільової функції – функції пристосованості);
- до деякої міри нащадки (нові рішення) відрізняються від батьків (попередніх рішень);
- особи існують у середовищі, у якому виживання є боротьбою за існування і їх зміни сприяють кращій адаптації до умов зовнішнього середовища;
- за допомогою природної селекції краще адаптовані особи мають тенденцію до більш довгого життя й виробництва більшої кількості нащадків;
- нащадкам властиво успадковувати корисні характеристики своїх батьків, що веде до збільшення пристосованості осіб у часі.

Найбільше поширення серед ЕА одержали генетичні алгоритми (ГА) адаптації [81, 104, 111], що засновані на моделюванні розвитку біологічної популяції на рівні геномів.

До базових операторів ГА відносять кросовер (рекомбінації, кросинговер), мутації й інверсії. З їхньою допомогою здійснюється переважне розмноження краще адаптованих до зовнішнього середовища осіб (генів), а також виробництво генів з характеристиками, які були відсутні у генів попередніх поколінь. В оптимізаційних задачах, таким чином, реалізується наближення до оптимального рішення й вибивання цільової функції з локальних екстремумів.

Класичний ГА реалізується в такий спосіб [111].

1. Час $t = 0$.
2. Створюють популяцію $P(t)$ із випадково обраних генів.
3. Обчислити значення функції пристосованості усіх генів з $P(t)$.
4. Поки умова зупинки не виконана:
- обрати гени для репродукції з $P(t)$, виходячи зі значень їх функцій пристосованості;
- застосувати генетичні оператори для репродукції нащадків;
- обчислити функції пристосованості нащадків;
- замінити гени з $P(t)$ нащадками й створити популяцію $P(t+1)$.
- час $t = t + 1$.
5. Кінець.

Тут у наявності спадковість, мінливість і добір – рушійні сили біологічної еволюції по Ч.Дарвіну.

Як і для інших ЕА, для ГА актуальним є питання збіжності. При виконанні спеціальних умов збіжність має місце.

Висока ефективність відшукання глобального екстремуму теоретично обґрунтована у фундаментальній теоремі ГА [96]: при монотонній послідовності популяцій імовірність знаходження глобального оптимуму цільової функції складає одиницю. В існуючих ГА реалізуються численні оператори вибору батьків і формування нової популяції, тому обґрунтування монотонності для різних комбінацій генетичних операторів являє собою сучасну актуальну наукову задачу. Крім того, підлягає обґрунтуванню час (чи швидкість) їхньої збіжності.

До переваг ГА відносять здатність знаходження глобального екстремуму, високу швидкодію при багатопроцесорній обробці і продуктивність (вони побудовані на принципах, які призвели до виникнення всього різноманіття видів).

До їх недоліків варто віднести потребу у великому обсязі пам'яті (пропорційному розміру популяції) і відносно низьку швидкодію на фоннеймановських ЕОМ.

1.4. Висновки та постановка задачі

Узагальнюючи вищевикладене можна зробити наступні висновки:

1. Рудопідготовка містить у собі технологічні процеси дроблення і здрібнювання, витрати на які складають більше половини собівартості гірничозбагачувального виробництва. Тому актуальним є проведення досліджень з метою зниження витрат на ці процеси шляхом створення ефективних систем автоматичного керування ними.

2. Процеси рудопідготовки з позицій керування є складними динамічними об’єктами з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними, що мають значні транспортні запізнювання, різні режими роботи (включаючи хаотичні із фрактальною розмірністю) і чутливі до якості руди.

3. Для автоматичного керування процесами рудопідготовки широке поширення одержали системи, що використовують або лінеаризовані динамічні моделі об’єктів керування з адаптацією параметрів, або статичну оптимізацію, які в умовах варіації збурювань (якості руди) і змінних режимів роботи устаткування не можуть забезпечити якісне керування нелінійними процесами рудопідготовки. Таким чином, існує невідповідність між складністю об’єктів керування та існуючими методами керування ними (не виконується закон необхідної розмаїтості Ешбі і закон адекватності властивостей об’єкта і регулятора Стаффорда-Біра).

4. Якість руди для процесів рудопідготовки визначається, в основному, її міцністю та крупністю (гранулометричним складом), для контролю яких використовують методи контролю якості руди за спектральними характеристиками споживаної активної потужності технологічними агрегатами та оптичні методи контролю гранулометричного складу руди в потоці, що мають відносно низьку точність.

5. Розмаїтість технологічних схем рудопідготовки і складність її процесів обумовлює необхідність використання універсальних за цілями і ефективних за результатами принципів керування, що реалізуються шляхом синтезу оптимального керування за допомогою методів аналітичного конструювання оптимальних та агрегованих регуляторів. Однак при їх практичному застосуванні виникають труднощі принципового характеру.

6. Оптимальне керування вимагає наявності відповідної апріорної (адекватних прогнозуючих моделей) й апостеріорної (поточних вимірів і результатів обробки) інформації. Це потребує застосування маловитратних і ефективних засобів оцінювання й ідентифікації, для чого найбільш перспективним є використання методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, що здатні до навчання і є універсальними й ефективними апроксиматорами.

7. Нестаціонарність і стохастичність об’єктів керування потребує створення адаптивних систем автоматичного керування, які ефективні в умовах варіації збурювань і неконтрольованих змін властивостей (режимів роботи) об’єктів. Для адаптації моделей та алгоритмів керування складними об’єктами перспективними є пошукові та еволюційні методи, зокрема, генетичні алгоритми.

Таким чином, невирішеною актуальною науковою проблемою є підвищення ефективності автоматизованого керування процесами крупного дроблення і самоздрібнювання руд в умовах зміни їх динамічних режимів роботи і параметрів та збуреного середовища шляхом синтезу і реалізації оптимального керування в процесі функціонування систем керування на основі ідентифікації та прогнозування стану керованих процесів з контролем основних збурень.

Для розв’язання цієї наукової проблеми необхідно вирішити наступні задачі:

- теоретично обґрунтувати принципи оптимального керування нелінійними процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд на стадіях проектування і функціонування систем автоматизованого керування та визначити точність реалізації цього керування;
- розробити методику вибору параметрів дискретизації та відновлення сигналів, що забезпечують припустиму похибку апроксимації при розв’язанні задач спостереження й ідентифікації керованих процесів;
- розробити способи контролю з підвищеною точністю міцності і крупності руди та її гранулометричного складу за спектральним та оптичним методами;
- розробити адаптивний фільтр-апроксиматор для підвищення точності прогнозування й ідентифікації складних нелінійних сигналів та керованих процесів;
- запропонувати метод ідентифікації процесів крупного дроблення та самоздрібнювання руд у класі інтелектуальних прогнозуючих моделей;
- розробити адаптивні системи оптимального керування процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд з інтелектуальним прогнозуванням.

РОЗДІЛ 2
ОБГРУНТУВАННЯ ТА ДОСЛІДЖЕННЯ ПРИНЦИПІВ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ

2.1. Проблеми синтезу і реалізації оптимального керування нелінійними процесами дроблення і здрібнювання

Процеси дроблення і здрібнювання з позицій керування, як відзначалось в розд. 1, являють собою складні динамічні ОК з нестаціонарними параметрами, нелінійними залежностями і стохастичними змінними, що мають значні транспортні запізнювання.

З особливостей цих процесів випливає необхідність обґрунтування і розробки методів та алгоритмів синтезу в процесі функціонування САК оптимального керування нелінійними ОК, що враховують стохастичність їх змінних та використовують адаптацію прогнозуючих моделей для компенсації запізнювань і нестаціонарності параметрів з контролем збурювань у реальному масштабі часу.

Використання математичних моделей не тільки на стадії проектування, але й у процесі функціонування систем, дозволяє реалізувати оптимальне керування складними технологічними процесами.

Традиційний шлях створення системи керування включає етапи:

- формулювання критерію (функціонала);
- розробка математичної моделі об'єкта;
- синтез законів (алгоритмів) керування;
- розробка алгоритмів адаптації законів керування по режимах функціонування об'єкта;
- здійснення отриманих законів.

Такий підхід призводить до звуження можливостей керуючих алгоритмів, тому що структура і параметри алгоритмів вибираються для конкретних умов. Об'єднання ж останніх трьох етапів дозволяє створити на базі обчислювальних засобів керуючу систему, що здійснює синтез оптимальних керувань і саме керування в процесі функціонування об'єкта (сполучений синтез керування [59]).

При оптимальному керуванні головна ціль (і обмеження) керування виражаються у вигляді функціонала (цільової функції, критерію) керування. При наявності декількох цілей оптимізація може здійснюватися, наприклад, по узагальненій цільовій функції (підхід Парето [112]). Проблема багатокритеріальної оптимізації розв'язується ітераційним шляхом: вибір і уточнення функціонала здійснюється за результатами, одержуваними шляхом моделювання і на реальному ОК.

Аналіз методів АКОР Лєтова-Калмана показує, що вони безпосередньо не використовують прямі показники якості синтезованих систем, а це, у свою чергу, призводить до істотних утруднень при їхній практичній реалізації (проблема доцільного вибору вагових коефіцієнтів постульованих функціоналів навіть для лінійних систем залишається дотепер належною мірою не вирішеною).

Синтез САК нелінійними ОК на відміну від лінійних незрівнянно більш складний. У більшості випадків реальні ОК повинні розглядатися як нелінійні, що визначається обмеженістю енергії й потужності процесів, що протікають в ОК, наявністю механічних, електричних і теплових обмежень, насичення тощо. Облік цих обмежень стає обов'язковим у зв'язку з вимогою інтенсифікації технологічних процесів, коли робочі режими близькі до граничних. Однак нездійсненність принципу суперпозиції для нелінійних моделей ОК суттєво утруднює аналіз і синтез нелінійних САК. Так для нелінійних ОК структура законів оптимального керування невідома й тому їх пошук за допомогою теорії АКОР є структурно-параметричним методом синтезу нелінійних систем.

Нехай математична модель неперервного ОК має лінійно вхідне керування:

$$\dot{x} = \phi_x(x,t) + \psi_x(x,t)\cdot u\,, \tag{2.1}$$

де x,u – вектори стану та керування; ϕ_x, ψ_x – диференційовані векторна та матрична функції; t – час.

Треба мінімізувати класичний функціонал (Лєтова-Калмана) з адитивними функціями витрат:

$$I_K = V_з[x(t_2)] + \int_{t_1}^{t_2} Q_з[x(t),t]dt + K^{-1}\cdot\int_{t_1}^{t_2} U_з[u(t),t]dt, \tag{2.2}$$

де $V_з$ – термінальна функція кінцевого стану етапу керування (цільова функція); $Q_з,\ U_з$ – позитивно визначені функції; t_1, t_2 - границі інтервалу (етапу) керування (оптимізації); K – позитивна матриця заданих коефіцієнтів.

Тоді рівняння Беллмана для ОК (2.1) і функціонала (2.2) має вид:

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \min_u\left\{Q_з[x(t),t] + K^{-1}\cdot U_з[u(t),t] + \frac{\partial V}{\partial x}[\phi_x(x,t) + \psi_x(x,t)\cdot u]\right\} = 0,$$

згідно якому основне функціональне рівняння Гамільтона-Якобі при квадратичній функції витрат на керування приймає вид:

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x}\cdot\phi_x(x,t) - \frac{K}{2}\cdot\left(\frac{\partial V^T}{\partial x}\cdot\psi_x^T(x,t)\right)^2 = -Q_з(x,t)\,. \tag{2.3}$$

Рішення цього рівняння $V = V(x,t)$ при граничній умові $V(t_2) = V_з[x(t_2)]$ визначає оптимальне керування

$$u_{opt}(t) = -K \cdot \frac{\partial V^T}{\partial x} \cdot \psi_x^T(x,t). \qquad (2.4)$$

Синтез оптимального керування зводиться до розв'язання рівняння Белл-мана (Гамільтона-Якобі-Беллмана [59, 86]), що для багатомірних нелінійних ОК зустрічає нерозв'язних труднощів, пов'язаних з дуже високою розмірністю множин при чисельному розв'язанні таких рівнянь. Аналітична ж побудова точних рішень існує лише для лінійних ОК і квадратичних функціоналів.

У прикладному плані завдання синтезу закону керування (2.4) зводиться до пошуку змушеного рішення $V(x,t)$ рівняння (2.3), що є нелінійним диференціальним рівнянням у частинних похідних. Методи аналітичного рішення цього рівняння відсутні. Таким чином, безпосереднє застосування методу АКОР Лєтова-Калмана для синтезу оптимальних керувань нелінійними ОК натрапляють на практично непереборні труднощі виявлення структури й параметрів законів керування.

Розвитком теорії АКОР Лєтова-Калмана є принцип мінімуму узагальненої роботи, розроблений академіком О.А. Красовським, згідно з яким оптимізація керування здійснюється за функціоналом узагальненої роботи (ФУР) [59, 60, 83, 113]. Цей функціонал напіввизначений за рахунок введення додаткового члена, що залежить саме від оптимального керування.

До характерної риси основного функціонального рівняння Гамільтона-Якобі при цьому відноситься те, що його ліву частину можна розглядати, як похідну $\dot{V}(t)$ при $u = 0$, тобто V є функцією Ляпунова, а це функціональне рівняння – рівнянням Ляпунова для некерованого ОК.

Перевага методу АКОР за ФУР полягає в тому, що його функціональне рівняння, на відміну від функціонального рівняння по АКОР Лєтова-Калмана, являє собою лінійне диференціальне рівняння в частинних похідних, що має принципово більш прості рішення.

Найбільш ефективний цей метод при використанні прогнозуючої моделі ОК [60, 83]. Метод оптимізації нелінійних динамічних систем за ФУР має, крім зазначених переваг обчислювального характеру, також і можливість сполученого синтезу законів керування, тобто формалізованого визначення керувань у процесі руху ОК (з поточною ідентифікацією математичної моделі ОК).

Синергетичний принцип оптимального керування процесами дроблення і здрібнювання полягає в цільовому способі самоорганізації синтезованих систем керування, при якому ціль – атрактор (асимптотична стійка множина, бажаний режим роботи) визначає самоврядування і спрямовану самоорганізацію нелінійного динамічного процесу.

Синергетичний синтез за методом АКАР визначає закон керування, що забезпечує зближення стану ОК (2.1) із бажаним режимом роботи (інваріантним різноманіттям) $\Psi(x) = 0$ і наступний асимптотично стійкий рух ОК уздовж нього до початку координат фазового простору.

Потрібно визначити закон керування $u(\Psi) = u(x)$, що забезпечує зближення точки, що зображує, з довільного початкового стану із деяким інваріант-

ним різноманіттям (бажаним режимом) $\Psi = \varphi(x) = 0$ і наступний асимптотично стійкий рух уздовж нього до початку координат фазового простору.

Необхідна і достатня умова того, щоб $\Psi = \varphi(x) = 0$ було інваріантним різноманіттям є $\dot{\Psi} = 0$. При такому керуванні, якщо в умовах збурювань точка, що зображує (вихід системи), зходить з бажаного різноманіття (необхідного режиму Ψ =0), то через асимптотичну стійкість у цілому різноманіття, що притягає, точка повернеться на нього.

Для ОК (2.1) основне функціональне рівняння Ейлера-Лагранжа [91, 93]

$$T_н \frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \psi_x(x) \cdot u + T_н \frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \phi_x(x) + \varphi(\Psi) = 0 \qquad (2.5)$$

визначає закон керування

$$u = -\left(\frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \psi_x(x) \right)^{-1} \times \left[\frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \phi_x(x) + T_н^{-1} \cdot \varphi(\Psi) \right], \qquad (2.6)$$

що доставляє мінімум супровідному функціоналу виду

$$I_S = \int_{t_1}^{t_2} \{ T_н^2 \dot{\Psi}^2 + \varphi^2(\Psi) \} dt, \qquad (2.7)$$

де $T_н$ – матриця позитивно визначених коефіцієнтів, φ – диференційована функція, яка характеризує потрібну якість перехідних процесів ОК.

Траєкторії системи з ОК (2.1), замкнутої керуванням $u(\Psi)$ (2.6), є характеристиками рівняння (2.5). Особливість такого керування в тім, що агрегована змінна Ψ задається (є метою керування). Функції Ψ можуть вибиратися різними способами, але доцільно вибирати їхню структуру ідентичною правим частинам рівнянь ОК (2.1), що призводить до ненаголошених перехідних процесів [93].

Таким чином, нелінійна динаміка ОК у просторі станів апроксимується лінійною динамікою в просторі макрозмінних. А задача підбору макрозмінної Ψ зводиться до задачі синтезу стійкої однорідної системи диференціальних рівнянь.

Метод забезпечує асимптотичну стійкість системи без пошуку рішень нелінійних динамічних рівнянь ОК. При цьому функціонал (2.7), який оптимізують, є супровідною інтегральною оцінкою якості перехідних процесів, що ефективно придушує великі відхилення за можливо малий час і використовується для стабілізації в режимі малих відхилень. Такий підхід інтерпретується послідовною оптимізацією нелінійних систем (спочатку у великому, а потім у малому).

Методи АКАР і АКОР в класичній постановці вимагають точного знання (дослідження) ОК, а цього, зазвичай, немає в рудопідготовці, оскільки визначення функцій розподілу, апріорних та апостеріорних ймовірностей змінних технологічних процесів вимагає неприпустимо великих витрат.

2.2. Синтез оптимального керування за принципом мінімуму узагальненої роботи

2.2.1. Синтез оптимального керування за функціоналом узагальненої роботи (ФУР) на етапі проектування автоматизованої системи керування (АСК).

По способу реалізації процесу оптимізації керування розрізняють рішення завдання при проектуванні АСК, коли на період функціонування системи покладається лише реалізація отриманого закону, а також сполучений синтез, коли всі оптимізаційні завдання формуються й вирішуються в процесі функціонування АСК [114, 115].

Нехай математична модель неперервного ОК має лінійно вхідне керування (2.1) і треба мінімізувати ФУР з адитивними функціями витрат:

$$I_1 = V_з[x(t_2)] + \int_{t_1}^{t_2} Q_з[x(t),t]dt + K^{-1} \cdot \int_{t_1}^{t_2} \{U_з[u(t),t] + U_з^*[u_{opt}(t),t)]\}dt, \qquad (2.8)$$

де $U_з$ * – позитивно визначена функція, що приймає мінімальне значення при $u = u_{opt}$; u_{opt} – шукане оптимальне керування, що доставляє мінімум функціонала (наявність четвертого доданку в (2.8) відрізняє ФУР від класичного функціонала (2.2)).

Тоді рівняння Беллмана для ОК (2.1) і функціонала (2.8) має вид:

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \min_u \left\{ Q_з[x(t),t] + K^{-1} \cdot \{U_з[u(t),t] + U_з^*[u_{opt}(t),t)]\} + \frac{\partial V}{\partial x}[\phi_x(x,t) + \psi_x(x,t) \cdot u] \right\} = 0,$$

де $V = V(x,t)$ – рішення основного функціонального рівняння Гамільтона-Якобі для автономного $(u_{opt} \equiv 0)$ руху при граничній умові $V(t_2) = V_з[x(t_2)]$:

$$\frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x} \cdot \phi_x(x,t) = -Q_з(x,t). \qquad (2.9)$$

Звідки оптимальне керування визначається із співвідношення [59]:

$$K^{-1} \cdot \frac{\partial}{\partial u_{opt}} U_з(u_{opt}) = -\frac{\partial V^T}{\partial x} \cdot \psi_x^T(x,t),$$

і для квадратичних функцій витрат на керування гамільтоніан має єдиний мінімум при:

$$u_{opt}(t) = -K \cdot \frac{\partial V^T}{\partial x} \cdot \psi_x^T(x,t). \qquad (2.10)$$

Тут, як відзначалось вище, на відміну від класичного підходу Лєтова-Калмана, де основне функціональне рівняння Гамільтона-Якобі має вигляд нелінійного диференціального рівняння в частинних похідних (2.3), при мінімізації за ФУР функціональне рівняння (2.9) має вид рівняння Ляпунова (лінійного диференціального рівняння в частинних похідних), чисельне розв'язання якого значно простіше, ніж (2.3).

Розгляд ОК з лінійно вхідним керуванням (2.1) обумовлений відносною простотою синтезу їх оптимального керування. ОК загального виду

$$\dot{x} = \phi_{x1}(x,u,t) \qquad (2.11)$$

може бути приведений до форми (2.1) різними способами. Наприклад, якщо синтезовані керування мають малий діапазон зміни навколо значення u^0, то шляхом лінеаризації функції ϕ_{x1} по u вираз (2.11) можна записати [59, 116]:

$$\dot{x} = \phi_{x1}(x,u^0,t) + [\partial\phi_{x1}(x,u,t)/\partial u]_{u=u^o} \cdot \Delta u \ ,$$

звідки $\phi_x(x,t) \equiv \phi_{x1}(x,u^0,t)$ і $\psi_x(x,t)\cdot u \equiv [\partial\phi_{x1}(x,u,t)/\partial u]_{u=u^o} \cdot \Delta u$.

Розглянемо тепер розв'язання задачі синтезу оптимального керування для неперервного ОК з дискретною моделлю виду:

$$x[k+1] = \phi(x[k]) + \psi(x[k]) \cdot u[k] \qquad (2.12)$$

за дискретним функціоналом:

$$I_2 = V_з(x[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} Q_з(x[k],k) + K^{-1} \cdot \{ \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} U_з(u[k],k) + \cdot \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} U_з^*(u_{opt}[k],k)\}, \qquad (2.13)$$

де k_j, k_{J+1} – початкові такти послідовних етапів (циклів) керування; $k = t/T$ – поточний такт часу; t – неперервний час; T – інтервал дискретизації.

Дискретне рівняння Беллмана записується у вигляді

$$V_i(x[i]) = E\{Q_з(x[i]) + V_{i+1}\{\phi(x[i]) + \psi(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\} - \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial x[i+1]} \cdot \psi^T(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\}, \qquad (2.14)$$

де $i = k_{j+1} - 1,\ k_{j+1} - 2, ..., k_j$.

При граничній умові $V_{k_{j+1}}(x[k_{j+1}]) = V_з(x[k_{j+1}])$ розв'язання рекурентного рівняння (2.14) визначається відповідно до рівності

$$K^{-1} \cdot \frac{\partial}{\partial u_{opt}} U_з(u_{opt}[i]) = -\frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial x[i+1]} \cdot \psi^T(x[i])$$

і при квадратичній функції витрат на керування дорівнює:

$$u_{opt}[i] = -K \cdot \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial x[i+1]} \cdot \psi^T(x[i]). \qquad (2.15)$$

Якщо тривалість інтервалу $[k_j, k_{j+1}]$ є необмеженою (нетермінальна задача з інтервалом $[0, \infty]$ на етапі проектування), то рішення (2.15) існує тільки для асимптотично стійких ОК.

Реалізація закону оптимального керування, отриманого на етапі проектування АСК, ефективна, коли процеси рудопідготовки мають сталі режими роботи і відсутні варіації збурень (якості руди).

2.2.2. Синтез оптимального керування за ФУР в процесі функціонування АСК.

В умовах варіації режимів ОК і збурень ефективними є універсальні алгоритми синтезу оптимального керування, що засновані на поточній ідентифікації (обробці поточної інформації в реальному масштабі часу) за прогнозуючими моделями [17, 83, 114] та контролі збурень.

Розглянемо розв'язання задачі оптимального керування в процесі функціонування неперервним ОК з узагальненою моделлю виду:

$$Y[k+1] = \Phi_Y\{Y[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}, \qquad (2.16)$$

де Φ_Y – узагальнена функція (алгоритм) перетворення; $Y[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k]$ – відповідно, вектори (матриці) виходу процесу, його керування, збурювання, шуму і параметрів до поточного часу k з відповідними глибинами пам'яті.

Реалізація оптимального керування вимагає відповідного інформаційного забезпечення – апріорної (адекватні прогнозуючі моделі) і апостеріорної (поточні виміри і результати обробки) інформації. У загальному випадку ОК може мати різні запізнювання в різних каналах n_Z (збурення, керування і виходу). Тоді доцільно використовувати прогнозування виходу ОК відповідно до виразу (2.16), аргументи якого оцінюються за допомогою канальних

прогнозуючих фільтрів (задача спостереження):

$$\hat{Z}[k]=\Phi_{\hat{Z}}\{Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1]),\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k],k\}, \qquad (2.17)$$

де $\{Y[k],u[k],w[k]\}\subset\hat{Z}[k]$. Тут $\hat{Z}[k]$ – вектор (матриця) оцінки стану каналу системи; $\Phi_{\hat{Z}}-$ узагальнена функція перетворення (метод, алгоритм); $Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1])$, $\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k]$ – відповідно, вектор (матриця) відомих (виміряних) значень передісторії стану каналу (до моменту часу $k-n_Z+1$); лінійно незалежні функції, що характеризують властивості часового ряду (наприклад, автокореляційна функція, дисперсія тощо); шуми вимірювань та параметри прогнозуючого фільтра.

У якості керування будемо використовувати не координату, а її швидкість (зміну значення керуючої координати на поточний такт):

$$u^*[k]=u[k]-u[k-1]. \qquad (2.18)$$

Тоді модель (2.16) із врахуванням (2.18) набуває розширеного виду з лінійно вхідним керуванням $u^*[k]$:

$$\begin{bmatrix}Y[k+1]\\ u[k]\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\Phi_Y\\ u[k-1]\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}0\\ I\end{bmatrix}\cdot u^*[k], \qquad (2.19)$$

або більш компактно

$$\vec{Y}[k+1]=\vec{\phi}+\vec{\psi}\cdot u^*[k], \qquad (2.20)$$

де I - одинична матриця; $\vec{Y}[k+1]=\{Y[k+1],u[k]\}^T$; $\vec{\phi}=\{\Phi_Y,u[k-1]\}^T$; $\vec{\psi}\cdot=\{0,I\}^T$.

Нехай синтез здійснюється за стохастичним ФУР з адитивними функціями витрат на керування і дискретним часом:

$$J_1=E\{V_з(\vec{Y}[k_{j+1}])+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}Q_з(\vec{Y}[k],Y^{зад}[k],k)+$$
$$+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}U_з(u^*[k],k)+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}U_з^*(u_{opt}^*[k],k)\}, \qquad (2.21)$$

де E – математичне очікування; $Y^{зад}$ – задане значення виходу процесу.

Оптимальне у сенсі ФУР (2.21) керування стохастичним процесом (2.16) в умовах некорельованості цільової функції і помилок виміру ($\langle V_з\cdot\xi[k]\rangle\approx 0$)

може бути приблизно отримане [59, 60, 83, 117-119], як оптимальне керування детермінованим процесом з точним виміром вектора стану $Z[k]$ шляхом заміни його дійсного значення на оцінку за його умовному математичному очікуванні $\hat{Z}[k] = E_y\{Z[k]\}$. Отримані таким шляхом наближені рішення задачі синтезу закону керування стохастичним процесом тим точніші, чим вище точність оцінювання, тобто чим менше $\left\| Z[k] - \hat{Z}[k] \right\|$.

Дискретне рівняння Беллмана з урахуванням (2.20) записується у виді

$$V_i(\vec{Y}[i]) = E\{Q_з(\vec{Y}[i], Y^{зад}[i]) + V_{i+1}(\vec{\phi} + \vec{\psi} \cdot u^*_{opt}[i]) - \frac{\partial V^T_{i+1}}{\partial \vec{Y}[i+1]} \cdot \vec{\psi}^T \cdot u^*_{opt}[i]\}, \qquad (2.22)$$

де $i = k_{j+1} - 1,\ k_{j+1} - 2, ..., k_j$.

При граничній умові $V_{k_{j+1}}(\vec{Y}[k_{j+1}]) = V_з(\vec{Y}[k_{j+1}])$ розв'язання рекурентного рівняння (2.22) визначається відповідно до рівності

$$\frac{\partial}{\partial u^*_{opt}} U_з(u^*_{opt}[i]) = -\frac{\partial V^T_{i+1}}{\partial \vec{Y}[i+1]} \cdot \vec{\psi}^T \qquad (2.23)$$

і при квадратичній функції витрат на керування з урахуванням (2.19) дорівнює:

$$u^*_{opt}[i] = -\frac{\partial V^T_{i+1}}{\partial u[i+1]}. \qquad (2.24)$$

Для алгоритмів синтезу оптимального керування за ФУР (2.21) із прогнозуючою моделлю (2.16) розв'язання рівнянь (2.22), (2.23) відносно u^*_{opt} виходить досить просто за (2.24), а його принциповою особливістю є зв'язок оптимального рішення з вільним рухом ОК (при $u^* = 0$) на прогнозований цикл керування $[k_j, k_{j+1}]$.

Таким чином, регуляризація задачі синтезу шляхом виділення у ФУР (2.21) частини, що залежить від власне оптимального керування (четвертий доданок), спрощує розв'язання і зводить його до відшукання мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування (2.17) і його майбутнього стану по прогнозуючій моделі ОК (2.16). При цьому використовуються природні власні рухи ОК.

Внаслідок граничного використання (і економії) енергії на керування необхідно синтез керування виконувати з максимальним використанням природних власних рухів ОК, що й забезпечується синтезом оптимального керування за ФУР.

Крім того, оптимальне за ФУР керування дозволяє будувати асимптотично стійкі (при $u^* = 0$) САК, а основне функціональне рівняння (Гамільтона-Якобі) нелінійного ОК являє собою лінійне диференціальне рівняння в частинних похідних (рівняння Ляпунова), що має відносно прості чисельні рішення.

Треба сказати, що тут і далі використовуються неперервні операції диференціювання від дискретних аргументів (для узагальнення, щоб не зосереджуватись на конкретних апроксимаціях, які досліджуються в п. 2.4. В цьому ж пункті розглядається і вплив стохастичності на точність оптимального керування).

Таким чином, алгоритм синтезу оптимального керування за ФУР із прогнозуючими моделями в процесі функціонування АСК включає:

1) оцінку поточного стану ОК в моменти початку чергового циклу керування (k_j) згідно (2.17);

2) прогнозування вільного руху ОК по моделі (2.16) на заданому інтервалі $[k_j, k_{j+1}]$ оптимізації керування;

3) обчислення градієнта цільової функції V_{i+1} для поточного стану ОК;

4) формування сигналу оптимального керування згідно (2.24).

Синтез і реалізація оптимального керування на новий цикл повинні здійснюватися з випередженням (глибиною прогнозу) на час, більший суми часу чистого запізнювання в системі, а також часу пошуку і реалізації оптимального керування. Тоді виходом моделі ОК (2.16) буде оцінка прогнозу стану процесу $Y[k+1] \Rightarrow \hat{Y}[k+n]$ глибиною *n*.

2.3. Синергетичний підхід до синтезу оптимального керування

2.3.1. Синергетичний синтез оптимального керування на етапі проектування АСК.

Синтез керування за ФУР для процесів дроблення простий і ефективний, але для багатозв'язних процесів здрібнювання стає відносно громіздким.

Для таких ОК більш ефективним нами вважається синергетичний підхід, що дозволяє синтезувати єдину АСК з ієрархічним структуруванням локальних систем (підсистем) [120, 121].

У методі АКАР синтез наступного рівня (нижнього, підлеглого) здійснюють з урахуванням уже синтезованої за своїм критерієм підсистеми попереднього (верхнього) рівня. Для цього необхідно на наступних етапах використовувати підсистеми керування і математичні моделі підоб'єкта керування попереднього етапу. При цьому метод АКАР дозволяє здійснити послідовну оптимізацію по квадратичному критерію в режимі малих відхилень і за критерієм швидкодії в режимі великих.

Розглянемо застосування АКАР для синтезу керування в АСК, що складається з двох підсистем:

$$x_1[k+1] = F_1(x_1[k]) + G_1(x_1[k]) \cdot x_2[k]; \qquad (2.25)$$
$$x_2[k+1] = F_2(x[k]) + G_2(x[k]) \cdot u[k],$$

де G, F – диференційовані функції; $x[k] = \{x_1[k], x_2[k]\}$ – стан ОК. Тут відповідно до (2.13) $\{Y[k], w[k]\} \subset x[k]$.

На першому етапі потрібно визначити $u = u(x)$, щоб у замкнутій цим керуванням системі досягалася ціль керування:

$$x[k+1] \to 0 \text{ при } k \to +\infty . \qquad (2.26)$$

Для цього необхідно обрати функцію виходу для ОК $y = \Psi(x)$ таку, щоб ціль (2.26) випливала з рівності:

$$\Psi(x[k+1])] \equiv 0 \text{ для усіх } k \geq 0. \qquad (2.27)$$

Для підсистеми ОК (2.25) як внутрішній сигнал керування розглядається координата x_2 вектора стану. Термін "внутрішній" означає, що безпосереднє зовнішнє керування u не впливає на динаміку підсистеми (2.25). Нехай змінна $x_2[k] = \lambda(x_1[k])$, де λ – диференційована функція ($\lambda(0) = 0$), тоді підстановка x_2 в (2.25) означає виконання цілі (2.26) по змінній x_1. У цьому випадку в якості Ψ доцільно обрати:

$$\Psi(x) = [x_2 - \lambda(x_1)]. \qquad (2.28)$$

Якщо для (2.28) виконана рівність (2.27), тоді $\dot{\Psi} \equiv 0$ для $k \geq 0$ і $x_2[k] = \lambda(x_1[k])$, відкіля в силу умов стосовно λ буде виконаний граничний перехід (2.26) для $x_1[k]$, а оскільки $\lambda(0) = 0$, то і для x_2 досягається ціль (2.26).

На другому етапі в АКАР для вибору відповідного закону керування вводиться супровідний функціонал з адитивними квадратичними функціями витрат:

$$J_{SP} = \sum_{k=0}^{\infty} \{T_н^2 \cdot \Delta\Psi^2[k+1] + \varphi^2(\Psi[k])\}, \qquad (2.29)$$

мінімуму якого повинні відповідати перехідні процеси за (2.28). Тут $\Delta\Psi[k+1] = (\Psi[k+1] - \Psi[k])/T$ – перша різниця, а T – період дискретизації.

Відповідно до варіаційних методів екстремаль J_{SP} прийме вигляд

$$T_н \dot{\Psi} + \varphi(\Psi) = 0 \text{ для усіх } k \geq 0,\ T_н > 0. \qquad (2.30)$$

Залежно від властивостей функції φ можна забезпечити необхідну якість перехідних процесів на виході $y = \Psi$. Головна вимога до φ: $\varphi(0) = 0; \Psi \cdot \varphi(\Psi) > 0,$ якщо $\Psi \neq 0$. Рішення тоді має властивість (2.27).

З урахуванням (2.25)-(2.30) екстремаль можна виразити як

$$F_2(x) + G_2(x) \cdot u - \frac{\partial \lambda}{\partial x_1}[F_1(x_1) + G_1(x_1) \cdot x_2] + T_н^{-1} \cdot \varphi[x_2 - \lambda(x_1)] = 0,$$

а керування в дискретному часі дорівнює

$$u[k] = -G_2^{-1}(x[k]) \cdot \{T_н^{-1} \cdot \varphi\{x_2[k] - \lambda(x_1[k]) + F_2(x[k]) - \partial\lambda / \partial x_1[k] \cdot x_1[k+1]\}\}. \quad (2.31)$$

По отриманому керуванню (2.31) другої підсистеми обчислюють координату x_2, що є оптимальним (у розглянутій постановці) керуванням першої підсистеми (2.25). Іншими словами, друга підсистема (верхнього рівня) формує керування (завдання) першій підсистемі (локальній системі нижнього рівня).

У такий спосіб АКАР дозволяє синтезувати оптимальні по загальному функціоналу АСК багатозв'язних ОК шляхом послідовної декомпозиції оптимального керування в ієрархії вхідних підсистем.

Недоліком синтезу керування на етапі проектування є недостатня ефективність його реалізації при варіації збурювань (крупності і міцності вихідної руди), які призводять до зсуву екстремуму прийнятого функціонала через нестаціонарність характеристик ОК у процесі функціонування.

2.3.2. Синергетичний синтез оптимального керування в процесі функціонування АСК.

Урахування впливу збурень можна здійснювати на ковзному циклі керування $[k_j, k_{j+1}]$. При цьому синергетичний синтез керування виконаємо при використанні прогнозуючих моделей і конструюванні макрозмінних з умови мінімуму енерговитрат на керування.

Розглянемо вибір функції $\Psi(x)$ на основі комбінації консервативної $\Psi_к(x)$ і дисипативної $\Psi_д(x)$ складових, де дисипативна вводиться для формування бажаного атрактора (режиму системи), а консервативна – визначає природну динаміку ОК і відповідає накладеним на систему консервативним зв'язкам:

$$\Psi[k+1] = K_к \Psi_к[k+1] + K_д \Psi_д[k+1],$$

де $K_к, K_д$ – коефіцієнти погодження.

Нехай є стохастичний ОК виду (2.9):

$$x[k+1] = \phi(x[k]) + \psi(x[k]) \cdot u[k] + \xi[k], \tag{2.32}$$

а його еталонна модель – $\hat{x}[k+1] = \hat{\phi}(\hat{x}[k], u[k])$. Тут відповідно до (2.13):

$$\{Y[k], w[k]\} \subset x[k], \tag{2.33}$$

а їх оцінки $\{Y[k], u[k], w[k]\} \subset \hat{Z}[k]$ визначаються спостерігачем за (2.14).

Нехай ціль – мінімізація узагальненої похибки керування:

$$Q(x, \hat{x}, u) = E\{\hat{x}[k+1] - x[k+1]\} \to 0.$$

Ціль виконана, якщо $x[k+1] = \hat{\phi}(x[k], u[k])$, тоді макрозмінну Ψ_∂ приймемо у виді:

$$\Psi_\partial[k+1] = \Psi_\partial(x, u) = E\{\hat{\phi}(\hat{x}[k], u[k]) - x[k+1]\} = Q(x, \hat{x}, u).$$

Макрозмінна $\Psi_к$ характеризує рух ОК при $u = 0$, тоді $\Psi_к$ оберемо як функцію похідних векторів стану системи в автономному (при $u = 0$) режимі.

Для рівняння власного руху ОК

$$x_c[k+1] = \phi(x[k], a[k])$$

найбільш простою є макрозмінна

$$\Psi_к[k+1] = E\{x_c[k+1] - x[k+1]\},$$

що аналогічно синтезу керування за ФУР. Тоді з урахуванням (2.32) одержимо

$$\Psi_к[k+1] = -E\{\psi(x[k]) \cdot u[k]\},$$

звідки для реалізації різноманіття $\Psi_к = 0$ необхідне керування $u_к = 0$. Остаточно

$$\Psi[k+1] = E\{K_\partial \Psi_\partial[k+1] - K_к \psi(x[k]) \cdot u[k]\} = 0 \tag{2.34}$$

з урахуванням рівняння Ейлера-Лагранжа (2.30), що має в дискретній формі підродину стійких екстремалей

$$\Psi[k+1] \cdot \psi(x[k]) \cdot u[k] + \Psi[k+1] \cdot \phi(x[k]) + T_\partial^{-1} \cdot \varphi(\Psi[k]) = 0;\ T_\partial > 1,$$

закон керування має вид:

$$u[k] = -\left(\Psi[k+1] \cdot \psi(x[k])\right)^{-1} \times \{\Psi[k+1] \cdot \phi(x[k]) + T_\partial^{-1} \cdot \varphi(\Psi[k])\}. \quad (2.35)$$

Це керування оптимальне в сенсі супровідного функціоналу для ковзного циклу керування:

$$J_{SR} = E\{\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1} \{T_\partial^2 \cdot \Delta\Psi^2[k+1] + \varphi^2(\Psi[k])\}\}. \quad (2.36)$$

Таким чином, алгоритм синергетичного синтезу оптимального керування з прогнозуючою моделлю в процесі функціонування АСК включає:

1) оцінку поточного стану ОК в моменти початку чергового циклу керування (k_j) згідно (2.17) і (2.33);

2) прогнозування вільного руху ОК $x[k+1]$ згідно (2.32) на заданому інтервалі $[k_j, k_{j+1}]$ оптимізації керування;

3) обчислення градієнта агрегованої макрозмінної Ψ для поточного стану ОК;

4) формування сигналу оптимального керування згідно (2.35).

Таким чином синергетичний підхід забезпечує синтез оптимального керування нелінійним стохастичним ОК в процесі функціонування АСК із мінімізацією витрат на керування.

2.4. Дослідження точності реалізації оптимального керування

Розглянуті в п.п. 2.2 і 2.3 алгоритми забезпечують синтез оптимального керування в процесі функціонування АСК і використовують прогнозуючі моделі ОК (2.16), (2.17). Ці алгоритми узагальнено включають наступні етапи:

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового циклу керування;

2) прогнозування вільного руху ОК на заданому інтервалі оптимізації керування;

3) обчислення градієнта цільової або агрегованої функцій для поточного стану ОК;

4) формування сигналу оптимального керування.

Керований процес буде строго оптимальним, якщо всі операції алгоритму виконуються ідеально. Однак у реальності неминучі похибки реалізації, через що вектор реальних керувань $u^*(t)$ буде відрізнятися від вектора оптимальних керувань $u(t)$, а це спричинить відхилення реальної траєкторії процесу $x^*(t)$ від оптимальної $x(t)$. У підсумку, це призведе до збільшення функціонала керування, що мінімізують, на деяку величину δJ.

Щоб погіршення не перевищувало допустимих значень, необхідно обмежити похибки виконання операцій алгоритму, що можна зробити на основі залежностей варіацій $\delta x(t) = x^*(t) - x(t)$, $\delta u(t) = u^*(t) - u(t)$ і δJ від цих похибок.

Тобто актуальним є визначення залежностей варіації керування, траєкторії руху і функціонала якості від похибок виконання операцій алгоритмів синтезу оптимального керування безперервними технологічними процесами рудопідготовки з нелінійною динамікою за принципом мінімуму узагальненої роботи та на основі синергетичної концепції керування.

2.4.1. Оцінка поточного стану об'єкта керування.

Оцінка поточного стану ОК $\hat{Z}^*[k]$ здійснюється шляхом прогнозу його стану $\hat{Z}[k]$ згідно (2.17), де використовується інформація від датчиків з похибкою $\Delta Z_\partial[k]$:

$$\hat{Z}^*[k] = \hat{Z}[k] + \Delta Z_\partial[k] .$$

Величина $\Delta Z_\partial[k]$ характеризує непереборну похибку рішення алгоритму керування і визначається точністю вимірів [4].

Прогноз $\hat{Z}[k]$ включає похибку ε_∂ дискретизації (з інтервалом T) безперервних сигналів і похибку прогнозу, що залежить від властивостей сигналів (процесів) і необхідної глибини прогнозу n_Z .

Для сигналів з обмеженим спектром шириною B і тривалістю $T_н$ похибка дорівнює $\varepsilon_\partial = (B \cdot T_н)^{-1/2}$ при $T = (2B)^{-1}$ [65]. Для сигналів з необмеженим спектром інтервал T обирають з умови не перевищення ε_∂ допустимого значення [66].

Глибина прогнозу n_Z повинна перевищувати час пошуку $t_{опт}$ й реалізації $t_{реал}$ оптимального керування та час запізнювання в каналі τ_Z:

$$n_Z \geq (t_{опт} + t_{реал} + \tau_Z)/T + 1 .$$

Очевидно, що зі збільшенням n_Z, зазвичай, росте і похибка прогнозу.

Більш детально питання точності дискретизації та відновлення сигналів розглядаються в п. 3.1.

2.4.2. Прогнозування вільного руху об'єкта керування.

Основною операцією алгоритму керування є моделювання вільного руху ОК, похибка якого залежить, в основному, від неточності математичної моделі і від помилок інтегрування. Припустимо, що структура ОК і його моделі збігаються, а вектор параметрів моделі $a_м$ відрізняється від вектора параметрів ОК

a на величину $\delta a = a_м - a$. Зовнішні неконтрольовані збурювання $\xi(t)$ вважаються завадами.

Нехай вільний рух безперервних технологічних процесів рудопідготовки задається рівнянням:

$$\dot{x}_c = \phi_x(x_c, a, t) + \xi(t) \ , \tag{2.37}$$

яке моделюється дискретним рівнянням, одержуваним з (2.37), наприклад, по методу Ейлера [116]:

$$x_c[k+1] = x_c[k] + T \cdot \phi_x[x_c(t_k), a + \delta a, t_k] = \phi(x_c[k], a + \delta a, k), \tag{2.38}$$

де $x_c[k] = x_c(t_k)$; T - крок (інтервал) дискретизації.

Основним джерелом помилок чисельного інтегрування рівняння (2.38) є крокова похибка обраного методу інтегрування. Іншими джерелами похибки є помилки округлення і помилки апроксимації нелінійних функцій дискретними формами [123, 124]. Зазначені помилки містять як систематичну, так і випадкову складові.

Розглянемо рівняння оптимальної траєкторії з лінійно вхідним керуванням і початком у точці $x(t)$:

$$\dot{x} = \phi_x(x, a, t) + \psi_x(x, t) \cdot u + \xi(t). \tag{2.39}$$

Тут оптимальне керування $u(t)$ вважаається відомою функцією від $x(t)$, отриманою в результаті ідеально виконаної процедури синтезу. (Способи отримання моделей ОК з лінійно вхіднім керуванням розглянуті в п. 2.2).

Відповідно до (2.38) і (2.39) рівняння збуреної оптимальної траєкторії має вид:

$$x^*[k+1] = \phi(x^*[k], a, k) + \psi(x^*[k], k) \cdot u^*[k] + \xi[k], \tag{2.40}$$

де $x^*[k] = x(t_k) + \delta x(t_k); u^*[k] = u(t_k) + \delta u(t_k)$.

Вважаючи $\delta x, \delta u$ досить малими і зневажаючи величинами другого і вище порядку малості, одержимо рівняння у варіаціях:

$$\delta x[k+1] = \delta x[k] + \frac{\partial \phi}{\partial x[k]} \delta x[k] + \frac{\partial \psi}{\partial u[k]} \delta u[k]. \tag{2.41}$$

Рішення $x_c(s)$ при $t_{k_j} \le s < t_{k_{j+1}}$ рівняння (2.37) є незбуреним прогнозованим вільним рухом ОК, а рішення $x_c^*[k]$ при $k_j \le k < k_{j+1}$ рівняння (2.38) – збу-

реним прогнозованим вільним рухом, оскільки $x_c^*[k]$ збуджується поточною оцінкою $\hat{x}_c[k] \subset \hat{Z}[k]$ дійсного стану ОК. Тому

$$x_c^*[k] = \hat{x}_c[k] + \Delta x_\partial[k] + \delta x[k] \ ,$$

де $\Delta x_\partial[k] \subset \Delta Z_\partial[k]$ – похибки датчиків.

Різниця $\delta x_c^*[k] = x_c^*[k] - x_c[k]$ за умови її достатньої малості з урахуванням (2.38) задовольняє рівнянню у варіаціях:

$$\delta x_c^*[k+1] = \delta x_c^*[k] + \frac{\partial \phi}{\partial x_c[k]} \delta x_c^*[k] - \frac{\partial \phi}{\partial a} \delta a - \xi[k] \qquad (2.42)$$

з початковими умовами $\delta x_c^*\Big|_{k=k_j} = \Delta x_\partial[k] + \delta x[k]$.

У рівнянні (2.42) не враховані похибки інтегрування, що внаслідок збуреного вільного руху (2.38) залежать не тільки від $x_c[k]$, але і від $\delta x_c^*[k]$.

Відомо [116, 122], що головний член похибок інтегрування деякого векторного диференціального рівняння $\dot{y} = F(y,t)$ пропорційний рішенню рівняння у варіаціях:

$$\delta \dot{y} = \frac{\partial F}{\partial y} \delta y + \mu \cdot y^{(m+1)}, \qquad (2.43)$$

де $y^{(m+1)}$ – похідна (m+1)-го порядку. Число m і коефіцієнт μ залежать від обраного методу інтегрування.

Відповідно до (2.43) рівняння для похибок інтегрування (2.38) має вид:

$$\delta x_c^{**}[k+1] = \delta x_c^{**}[k] + \frac{\partial \phi}{\partial x_c[k]} \delta x_c^{**}[k] + \mu \cdot \nabla^{(m+1)}(x_c^*[k]), \qquad (2.44)$$

де $\nabla^{(m+1)}$ – різниця порядку $(m+1)$.

З виразу (2.44) випливає, що похибки інтегрування залежать не тільки від параметрів незбуреного руху $x_c[k]$, але і від похибок $\Delta x_\partial[k], \delta a$ і варіації $\delta x[k]$.

Знизити похибки інтегрування можна шляхом зменшення кроку дискретизації й інтервалу оптимізації (інтегрування), а також шляхом застосування точних методів інтегрування, наприклад, Рунге-Кутта, для яких $m = 2...4$ [123, 124].

Рішення рівняння (2.38) з урахуванням похибок $\delta x_c^{**}[k]$ вважаємо реалізацією реального вільного руху ОК:

$$x_c^{**}[k]=x_c^{*}[k]+\delta x_c^{**}[k]=x_c[k]+\delta x_c^{*}[k]+\delta x_c^{**}[k]\ ,$$

звідки похибка моделювання дорівнює

$$\delta x_c[k]=\delta x_c^{*}[k]+\delta x_c^{**}[k]\ .$$

Для визначення $\delta x_c[k]$ необхідно розв'язувати спільно рівняння (2.37), (2.38), (2.42) і (2.44). У загальному випадку, коли ОК нелінійний, $\delta x_c[k]$ залежить не тільки від розглянутих похибок, але і від поточного стану $x[k]$.

2.4.3. Обчислення градієнта функцій.

Похибка цієї операції алгоритму утворюється з похибок обчислення функцій V, Ψ і чисельного диференціювання, що є основним джерелом похибки [83, 123, 124].

Оскільки замість $x_c[k]$ ми маємо $x_c^{**}[k]$, то в результаті обчислень згідно (2.13) буде:

$$V^{*}(x[k])=V_з(x_c[k_{j+1}]+\delta x_c[k_{j+1}])+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}Q_з(x_c[k]+\delta x_c[k],k)+\varepsilon, \qquad (2.45)$$

де ε – похибка обчислень, що виникає через апроксимацію безперервних функцій дискретними формами і через похибки округлення [123, 124].

Якщо функції $V_з$ і $Q_з$ гладкі і $\delta x_c[k]$ досить мала, то вираз (2.45) можна розкласти в ряд Тейлора, відкинувши члени другого і вище порядків малості:

$$V^{*}(x[k])=V_з(x_c[k_{j+1}])+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}Q_з(x_c[k],k)+\frac{\partial V_з}{\partial x_c[k_{j+1}]}\delta x_c[k_{j+1}]+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}\frac{\partial Q_з}{\partial x_c[k]}\delta x_c[k]+\varepsilon.$$

Цей вираз перепишемо як

$$V^{*}(x[k])=V(x[k])+\Delta V+\varepsilon, \qquad (2.46)$$

де ΔV – головний член похибки визначення V –функції через похибку моделювання вільного руху ОК, що дорівнює

$$\Delta V=\frac{\partial V_з}{\partial x_c[k_{j+1}]}\delta x_c[k_{j+1}]+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}\frac{\partial Q_з}{\partial x_c[k]}\delta x_c[k]. \qquad (2.47)$$

При синергетичному синтезі керування для лінійної функції Ψ буде:

$$\Psi^*(x_c[k]+\delta x_c[k]) = \Psi(x_c[k]) + \Psi(\delta x_c[k]) + \varepsilon, \tag{2.48}$$

відкіля похибка її визначення через похибку моделювання вільного руху ОК складає:

$$\delta\Psi = \Psi(\delta x_c[k]). \tag{2.49}$$

Функції V^*, Ψ^* далі використовуються при формуванні оптимального керування (2.15) і (2.35).

Якщо диференціювання здійснюється ідеально, то згідно (2.46):

$$\frac{\partial V^*}{\partial x[k]} = \frac{\partial V}{\partial x[k]} + \frac{\partial \Delta V}{\partial x[k]}, \tag{2.50}$$

де член $\partial\Delta V / \partial x[k]$ залежить від похибки моделювання вільного руху і стану $x_c[k]$ (для нелінійного ОК). Реально ж чисельне диференціювання виконується з похибкою, що залежить від обраного методу (далі для простоти вважаємо $\partial\Delta V / \partial x[k] = 0$).

При обчисленні $\partial V / \partial x[k]$ з правою різницею маємо

$$\frac{\Delta V}{\Delta x} = \frac{V(x+\Delta x) - V(x)}{\Delta x}, \tag{2.51}$$

де Δx – крок чисельного диференціювання.

Розклавши $V(x+\Delta x)$ в ряд Тейлора і врахувавши похибки обчислення V-функції в двох точках $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$, одержимо

$$\frac{\Delta V}{\Delta x} = \frac{\partial V}{\partial x} + \chi + O(\Delta x^3), \tag{2.52}$$

де χ – головний член похибки, рівний

$$\chi = \frac{\partial^2 V}{2\partial x^2}\Delta x + \frac{(\varepsilon_1 + \varepsilon_2)}{\Delta x}. \tag{2.53}$$

Звідси випливає, що при наявності похибок $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ не можна нескінченно зменшувати χ за рахунок зменшення кроку Δx. Найменше значення χ буде при кроці [83]:

$$\Delta x = \sqrt{2|\varepsilon_1 + \varepsilon_2| \cdot \left|\frac{\partial^2 V}{\partial x^2}\right|^{-1}}, \tag{2.54}$$

при цьому

$$\chi \le \sqrt{2|\varepsilon_1 + \varepsilon_2| \cdot \left|\frac{\partial^2 V}{\partial x^2}\right|}. \tag{2.55}$$

Для формул з лівою різницею замість (2.53) будемо мати

$$\chi = -\frac{\partial^2 V}{2\partial x^2}\Delta x + \frac{(\varepsilon_1 + \varepsilon_2)}{\Delta x}, \tag{2.56}$$

тобто перший член змінює знак. Тоді обчислення $\partial V / \partial x$ можна організувати так, щоб на l -му кроці обчислювалася права різниця, а на кроці $(l+1)$ – ліва. Тоді головний член похибки χ згідно (2.53) і (2.56) буде мати коливання, які можна легко згладити.

Для підвищення точності диференціювання можна використовувати формули центральної різниці:

$$\frac{\Delta V}{\Delta x} = \frac{V(x + \Delta x) - V(x - \Delta x)}{2\Delta x}, \tag{2.57}$$

для якої вираз (2.52) має вид

$$\frac{\Delta V}{\Delta x} = \frac{\partial V}{\partial x} + \chi + O(\Delta x^4). \tag{2.58}$$

Тут головний член похибки дорівнює

$$\chi = \frac{\partial^3 V}{6\partial x^3}\Delta x^2 + \frac{(\varepsilon_1 + \varepsilon_2)}{\Delta x}. \tag{2.59}$$

Якщо похибки $(\varepsilon_1, \varepsilon_2)$ істотні, то оптимальний крок (у сенсі мінімуму χ) дорівнює

$$\Delta x = \sqrt[3]{3|\varepsilon_1 + \varepsilon_2| \cdot \left|\frac{\partial^3 V}{\partial x^3}\right|^{-1}}. \tag{2.60}$$

При використанні виразу (2.57) зменшується похибка χ за рахунок зменшення першого члена в (2.59) у порівнянні з (2.53). При цьому, однак, практично в два рази збільшується кількість обчислень прогнозованих рухів на кожнім циклі керування.

Для функції Ψ похибки диференціювання визначаються аналогічно виразам (2.50)-(2.60).

Запропоноване вище обчислення V -функцій по рівнянню Беллмана (2.14) може бути спрощено. Нехай кінцево-різницеве рівняння безперервного ОК (2.1) отримане по методу Ейлера:

$$x[k+1]=x[k]+T\cdot\phi_x[x(t_k),t_k]+T\cdot\psi_x[x(t_k),t_k]\cdot u(t_k).$$

Якщо крок чисельного інтегрування T досить малий, то мала і норма $\psi(x[k],k)\cdot u[k]=T\cdot\psi_x[x(t_k),t_k]\cdot u(t_k)$, а величина $\phi(x[k],k)=x[k]+T\cdot\phi_x[x(t_k),t_k]$ близька до $x[k]$ і $x[k+1]$. Тоді відповідно до (2.14) справедлива наближена рівність:

$$V_{i+1}^{**}\{\phi(x[i])+\psi(x[i])\cdot u_{opt}[i]\}=V_{i+1}^{**}\{\phi(x[i])+\frac{\partial V_{i+1}^{T}}{\partial x[i+1]}\psi^{T}(x[i])\cdot u_{opt}[i]\},$$

при якій (2.14) приймає просту наближену форму

$$V_i^{**}(x[i])=Q_з(x[i])+V_{i+1}^{**}\{\phi(x[i])\} \tag{2.61}$$

з точністю

$$\Delta V^{**}=V_i^{**}(x[i])-V_i\ (x[i]). \tag{2.62}$$

Вирази (2.61) і (2.62) не враховують стохастичність ОК (впливу його шуму ξ) на точність визначення V -функції. Оптимальне керування визначається співвідношенням (2.15). Тоді наявність шуму призводить (унаслідок наближеного виконання теореми поділу для нелінійних ОК [117, 118]) до наявності зсуву в рівнянні Ляпунова (2.9) для безперервного автономного ($u=0$) ОК:

$$\frac{\partial V}{\partial t}+\frac{\partial V}{\partial x}\cdot\phi(\hat{x},t)+Q_з(\hat{x},t)=-E[\frac{\partial V}{\partial x}\cdot\xi], \tag{2.63}$$

де $\hat{x}$ - математичне очікування дійсного стану ОК.

З виразу (2.40) випливає, що, якщо зсув $E[\frac{\partial V}{\partial x}\cdot\xi]\cong 0$, то функціонал (2.13) досягає мінімуму при $u=u_{opt}$ згідно з виразом (2.15).

Оскільки V -функція є рішенням рівняння (2.63), то її похибка за рахунок стохастичності ОК визначається як:

$$\Delta V^* = V^{-1}\{E[\frac{\partial V}{\partial x}\cdot\xi]\}. \qquad (2.64)$$

Негативний вплив шуму ξ зростає при збільшенні його інтенсивності і тривалості прогнозу вільного руху ОК. При цьому високочастотний шум за рахунок усереднення впливає мало.

2.4.4. Формування і реалізація керування.

Ця операція пов'язана з обчисленням вектора оптимального керування згідно (2.15) з урахуванням функції ефективності керування $\phi(x[k],k)$. Для простоти приймемо, що $\phi(x[k],k)=d$, де d - прямокутна матриця, що реалізується з деякою похибкою Δd :

$$d^* = d + \Delta d. \qquad (2.65)$$

Тоді керування (2.15) визначається як

$$\hat{u}[k] = -K\cdot(d+\Delta d)^T\cdot\frac{\partial\hat{V}}{\partial x[k]}.$$

На підставі вищевикладеного формоване керування дорівнює:

$$\hat{u}[k] = -K\cdot(d+\Delta d)^T\cdot(\frac{\partial V}{\partial x[k]}+\frac{\partial\Delta V}{\partial x[k]}+\chi+\frac{\partial\Delta V^*}{\partial x[k]}+\frac{\partial\Delta V^{**}}{\partial x[k]}), \qquad (2.66)$$

де $\Delta V, \Delta V^*, \Delta V^{**}$ - визначаються виразами (2.47), (2.64) і (2.62), а χ – по виразах (2.53) чи (2.59).

З виразу (2.66) головний член похибки формування керування дорівнює:

$$\delta u[k] = -K\cdot\Delta d^T\cdot\left(\frac{\partial\Delta V}{\partial x[k]}+\chi+\frac{\partial\Delta V^*}{\partial x[k]}+\frac{\partial\Delta V^{**}}{\partial x[k]}\right)-K\cdot\Delta d^T\cdot\frac{\partial V}{\partial x[k]}. \qquad (2.67)$$

Тут у дужках перший член визначає похибку формування керування через похибку моделювання вільного руху ОК (2.47), що залежить від похибок оцінювання, похибки моделі і похибок чисельного інтегрування. Другий член – через похибку чисельного диференціювання, третій і четвертий – відповідно, через вплив неконтрольованих збурювань (2.64) і через апроксимацію V - функції (2.62). Останній член – через неточність завдання матриці ефективності керувань (2.65).

Головний член похибки синергетичного керування (2.35) згідно (2.48), (2.49) і в припущенні, що

$$\varphi(\Psi[k])=\Psi[k];\quad \left(\frac{\partial\Psi^T[k+1]}{\partial x[k]}\cdot\psi^T(x[k])\right)^{-1}=(b+\Delta b),$$

дорівнює:

$$\delta u[k]=-\Delta b\cdot\frac{\partial\Psi}{\partial x}\cdot d-b\cdot\left[\frac{\partial\Psi}{\partial x}\cdot\Delta d+d\left(\frac{\partial\Psi(\delta x_c[k])}{\partial x}+\chi\right)\right]-T_н^{-1}\cdot(\Delta b\cdot\Psi+b\cdot\Psi(\delta x_c[k])).\quad(2.68)$$

Вирази (2.67) і (2.68) визначають залежність варіації керування $\delta u[k]$ від різних джерел похибок, а також від варіації оптимальної траєкторії $\delta x[k]$ і від фазових координат оптимальної траєкторії $x[k]$. Ця залежність визначається шляхом спільного розв'язання системи рівнянь (2.37), (2.38), (2.42) і (2.44). Тоді, підставляючи $\delta u[k]$ в рівняння (2.41) і вирішуючи його разом з (2.40), одержимо залежність $\delta x[k+1]$ від усіх розглянутих похибок.

При цифровій реалізації керування всі необхідні обчислення виконуються циклічно із тривалістю циклу Δt_u, тобто $t_{j+1}=t_j+\Delta t_u$. Для керування безперервними ОК формується вектор керування як кусочно-постійна функція $u_0(t)=u_0(t_j)=u[k_j];\ t_j\le t<t_{j+1}$, оптимальне значення якої дорівнює середньому значенню безперервного оптимального керування на цьому циклі [125, 126]. Тут слід зазначити, що період циклу керування Δt_u і період дискретизації T сигналів повинні вибиратися з умови $T\le\Delta t_u$, тоді такти початку і кінця циклу керування рівні $k_j=t_j/T$ і $k_{j+1}=t_{j+1}/T$, а потрібна глибина прогнозу буде:

$$n_{Zu}>n_Z+(\Delta t_u-T)/T.$$

Якщо відомі δu і δx, то відповідно до (2.10) і (2.39) варіації функціоналів будуть:

$$\delta I_2=V_з(\delta x[k_{j+1}])+\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}Q_з(\delta x[k],k)+K^{-1}\cdot\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}U_з^*(\delta u[k],k);$$

$$\delta J_{SR}=\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-1}\left\{T_н^2\cdot\Delta\Psi^2(\delta x[k+1])+\varphi^2\{\Psi(\delta x[k])\}\right\}.$$

Задаючи обмеження на допустимі варіації функціоналів, по відомих залежностях δu і δx від похибок можна шляхом моделювання одержати обмеження на самі похибки.

Висновки до розділу

1. Синтез оптимального керування на стадії проектування автоматизованих систем керування технологічними процесами рудопідготовки в умовах варіації якості руди неефективний.

2. Оптимальне за ФУР керування дозволяє будувати асимптотично стійкі системи керування, а основне функціональне рівняння нелінійного ОК являє собою лінійне диференціальне рівняння в частинних похідних, що на відміну від методу АКОР Лєтова-Калмана має принципово простіші чисельні рішення.

3. Синергетичний підхід забезпечує апроксимацію нелінійної динаміки ОК у просторі станів лінійною динамікою в просторі макрозмінних, задача підбору яких зводиться до синтезу стійкої однорідної системи диференціальних рівнянь.

4. Вперше для процесів рудопідготовки обґрунтовано використання:

- принципу мінімуму узагальненої роботи, який вміщує регуляризацію рішень шляхом додавання в класичний функціонал витрат на оптимальне керування, що спрощує розв'язання і зводить його до відшукання мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування і його майбутнього стану по прогнозуючій моделі ОК. При цьому використовуються природні власні рухи ОК;

- синергетичного принципу оптимального керування, який полягає в цільовому способі самоорганізації синтезованих систем керування, при якому ціль – бажаний режим роботи визначає самоврядування і спрямовану самоорганізацію нелінійного динамічного процесу за рахунок включення інформаційних моделей у загальну структуру розширеної системи. Це забезпечує зближення ОК із бажаним режимом його роботи і наступний асимптотично стійкий рух ОК уздовж нього до початку фазових координат із мінімізацією супровідного функціоналу на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування і його майбутнього стану по прогнозуючій моделі ОК .

5. Точність реалізації оптимального керування ОК не може перевищувати точність оцінювання його стану і точність інтегрування прогнозованого вільного руху ОК. Звідси необхідно, щоб похибки диференціювання цільових функцій і формування керувань були багато менше похибок чисельного інтегрування.

6. Для забезпечення близькості реального керування стохастичними ОК до гранично досяжного необхідно, щоб математичні очікування похибок чисельного інтегрування вільного руху ОК на інтервалі оптимізації були багато менше математичних очікувань похибок оцінювання поточного вектора стану ОК. Тобто, точність оптимального керування, перш за все, визначається точністю оцінювання та ідентифікації ОК.

РОЗДІЛ 3
КОНТРОЛЬ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ПРОЦЕСІВ КРУПНОГО ДРОБЛЕННЯ ТА САМОЗДРІБНЮВАННЯ РУД

3.1. Дискретизація та відновлення сигналів

В задачах спостереження й ідентифікації метою дискретизації є забезпечення мінімальної похибки апроксимації безперервних сигналів дискретними формами [126].

Дискретизація і відновлення сигналів визначаються теоремами Котельникова-Шеннона [64, 66, 68], які стверджують, що, якщо спектр безперервної функції $x(t)$ обмежений круговою частотою $\omega_{\max}$ (частотою Найквіста $F_{\max}$), то:

- частота дискретизації функції $x(t)$ повинна бути $F_{\partial} \geq \omega_{\max} / \pi = 2F_{\max}$, що дозволяє уникнути перекручування спектра функції, яку дискретизували, за рахунок його повторення (теорема дискретизації Шеннона);
- безперервна функція $x(t)$ однозначно відновлюється (визначається) за її дискретними відліками $x(kT)$, узятими рівномірно з періодом $T = F_{\partial}^{-1} \leq \pi / \omega_{\max} = (2F_{\max})^{-1}$:

$$x(t) = \sum_k x(kT) \cdot sinc(t/T - k), \tag{3.1}$$

де $sinc(t) = \sin(\pi t)/(\pi t)$; k - номера відліків (теорема відновлення (відліків) Котельникова-Шеннона).

Область визначення цих теорем, крім сигналів з обмеженим спектром (СОС), розповсюджується також на смугові і багатосмугові сигнали [65, 66, 68].

Коли в сигналі є частоти більші $F_{\max}$ (сигнали з необмеженим спектром – СНС), то для одержання сигналів СОС необхідно використовувати формуючий передфільтр нижніх частот (ФНЧ) для запобігання ефекту накладання, а для відновлення безперервних сигналів за їх відліками використовується формуючий постфільтр ФНЧ (рис. 3.1). Дискретизовані відліки (при $T = 1$) визначаються як:

$$c_{\delta}(k) = c(k) \cdot \delta(t - k), \tag{3.2}$$

а відновлений сигнал дорівнює:

$$\hat{x}(t) = \sum_k c_{\delta}(k) \cdot \varphi(t - k), \tag{3.3}$$

де, відповідно до (3.1): $c(k) = x(kT)$; $h(t) = \varphi(t) = sinc(t)$ – ідеальні ФНЧ; δ – функція Дірака.

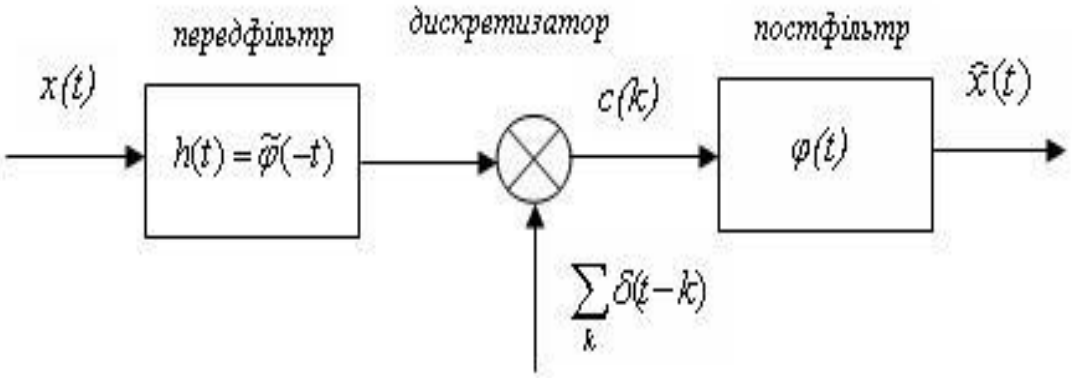


Рис. 3.1. Схема дискретизації безперервної функції (сигналу)

Використання моделі апроксимації сигналу (3.1)-(3.3) не завжди коректне через неможливість реалізації ідеальних ФНЧ, а область використання *sinc* - функцій обмежена через їх низьку роздільну здатність.

У сучасних підходах [66, 68] фільтри ФНЧ для сигналів СНС можуть обиратися не ідеальними, але вони повинні бути біортогональними:

$$\left\langle \varphi(t-k), \tilde{\varphi}(t-m) \right\rangle = \int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t-k) \cdot \tilde{\varphi}(t-m) dt = \delta_{k-m}.$$

Тоді сигнали в L_2-мірному просторі визначаються як:

$$\left\{ s(t) = \sum_k c(k)\varphi(t-k) : c \in L_2 \right\}, \tag{3.4}$$

звідки випливає, що будь-яка безперервна функція (сигнал СНС) визначається послідовністю коефіцієнтів $c(k)$ (що не обов'язково є відліками цього сигналу) і сімейством лінійно незалежних базисних функцій $\varphi_k = \varphi(t-k)$, що задовольняють умовам ортонормальності й обмеженості Рісса (Riesz) [66]:

$$\sum_k \varphi_k = 1; \quad 0 < \sum \left| \Phi(f+k) \right|^2 < +\infty, \tag{3.5}$$

де $\Phi(f)$ - перетворення Фур'є базисної функції $\varphi(t)$.

Модель (3.4) описує сигнали при їх вейвлет-розкладанні, багатомасштабних розкладаннях, відновленні В-сплайнами тощо.

3.1.1. Дискретизація сигналів з обмеженим спектром.

Нескінченні сигнали СОС $x(t)$ у (3.1) фізично спостерігаються на кінцевому інтервалі $T_н$, тобто вони фінітні:

$$x_T(t) = x(t) \cdot rect_{T_н}(t),$$

де прямокутна функція $rect_{T_н}(t) = \begin{cases} 1, t \in [0, T_н]; \\ 0, t \notin [0, T_н] \end{cases}$.

Тоді перетворення Фур'є (ПФ) сигнала $x_T(t)$ визначається як:

$$X_T(f) = ПФ[x_T(t)] = X(f) * [T_н \cdot sinc(fT_н)] \ , \tag{3.6}$$

де $X(f)$ – ПФ сигналу $x(t)$; * – знак згортки; f – поточна частота.

З виразу (3.6) через необмеженість функції $sinc(fT_н)$ випливає, що спектр $X_T(f)$ фінітного сигналу також необмежений. Відомо [65, 66], що для сигналу $x_T(t)$ середньоквадратична похибка апроксимації ε_{FT}, внесена обмеженням його спектра в межах $[-F_{\max}, F_{\max}]$, дорівнює:

$$\varepsilon_{FT} = \left| X_T(f) \right|_{f \notin [-F_{\max}, F_{\max}]} \approx (F_{\max} \cdot T_н)^{-1/2}. \tag{3.7}$$

Якщо прийняти припустимим значенням $\varepsilon_{FT} = 0{,}01 = 1\%$, то інтервал спостереження повинен бути $T_н = 10^4 / F_{\max}$, а при $\varepsilon_{FT} = 0{,}1 = 10\%$ – інтервал $T_н = 10^2 / F_{\max}$.

Частотна характеристика ідеального ФНЧ має вигляд прямокутної функції $H(f) = rect_{F_{\max}}(f)$, що не може бути забезпечене фізичними фільтрами. При цьому, якщо задатися коефіцієнтом запасу за частотою дискретизації $\alpha \geq 1$ ($F_д = \alpha \cdot 2F_{\max}$), то похибка апроксимації ідеального ФНЧ ε_H має задовольняти умові [65]:

$$\varepsilon_H \geq \left| H[(2\alpha - 1) \cdot F_{\max}] \right|. \tag{3.8}$$

Обмежуючи величину похибки ε_H, можна обрати тип фільтра H (Баттерворта, Чебишева чи ін.) і коефіцієнт α.

У виразі (3.2) дискретизація здійснюється за допомогою δ-функцій, що мають нескінченно малу тривалість. У реальності ж тривалість імпульсів дискретизації (час виміру відліків безперервної функції) $\theta > \delta$, що призводить до зміни спектра дискретизованого сигналу:

$$X_\theta(f) = X(f) \cdot sinc(f\theta) \cdot \exp(-j\pi f\theta) \ ,$$

тобто модуль спектра змінюється в $sinc(f\theta)$ разів, а зсув фази дорівнює $\pi f\theta$.

Виразимо тривалість імпульсу в частках періоду дискретизації $\theta = \gamma T$, тоді одержимо, що похибка апроксимації ε_θ, яка обумовлена не нульовою тривалістю імпульсів дискретизації, буде дорівнювати (для $f = F_{\max}$):

$$\varepsilon_\theta \le 1 - sinc(\gamma / 2\alpha) \ , \tag{3.9}$$

а зсув фаз – $\gamma / 2\alpha$. При припустимій похибці $\varepsilon_\theta = 0{,}01 = 1\%$ одержимо, що $sinc(\gamma / 2\alpha) \ge 0{,}99$, звідки $\gamma / 2\alpha \le 0{,}08$. Тоді при $\alpha = 1$ тривалість імпульсу дискретизації повинна бути $\theta \le 0{,}16T$, а зсув фаз складе $\pi \cdot 0{,}08 = 0{,}25$ радіан чи 14º. При $\alpha = 5$ одержимо $\theta \le 0{,}8T$, а зсув фаз той же.

3.1.2. Дискретизація сигналів з необмеженим спектром.

На практиці передфільтри обирають, виходячи з апріорних знань про сигнал $x(t)$. У загальному випадку передфільтр є не тільки не ідеальним, але і не обов'язково оптимальним, тоді коефіцієнти розкладання рівні $x_1(k) = \langle x, \varphi_1(t-k) \rangle$, де базисною функцією є імпульсна перехідна функція передфільтра $\varphi_1(t) = h(-t)$.

Для компенсації неідеальних характеристик передфільтра можливе використання цифрового корегуючого фільтра з імпульсною перехідною функцією $\beta(t)$ (рис. 3.2).

Тут апроксимація сигналу $x(t)$ визначається як

$$\hat{x}(t) = \sum_k [\underbrace{x_1(k) * \beta(t)}_{c(k)}] \cdot \varphi_2(t-k), \tag{3.10}$$

а передатна функція цифрового корегуючого фільтра дорівнює

$$B(z) = [\sum_k a_{12}(k) \cdot z^{-k}]^{-1}, \tag{3.11}$$

де $a_{12}(k) = \langle \varphi_1(t-k), \varphi_2(t) \rangle$ – коефіцієнти взаємної кореляції перед- і постфільтрів.

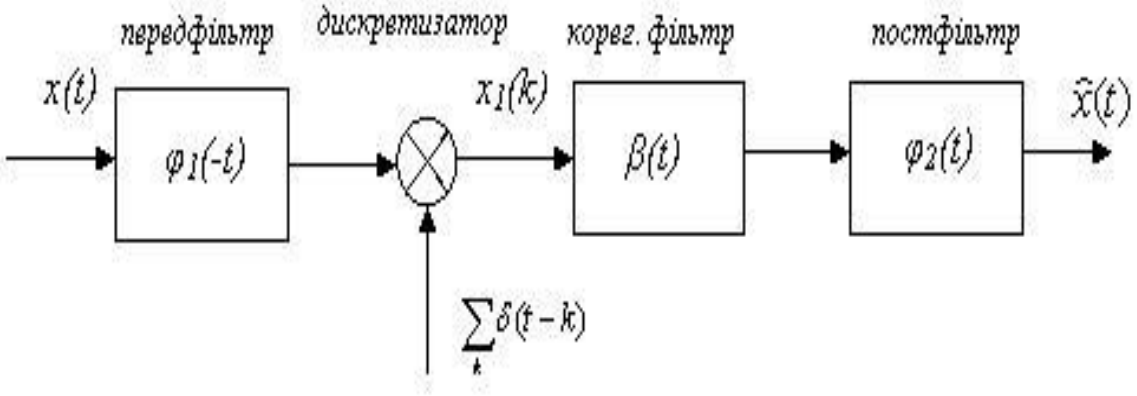


Рис. 3.2. Схема дискретизації з цифровим корегуючим фільтром

Вираз (3.10) дозволяє відновлювати сигнали СНС при використанні не ідеальних ФНЧ. Стійкість відновлення при цьому залежить від оборотності коефіцієнтів $a_{12}(k)$.

Похибка апроксимації сигналів СНС при класичному підході (3.1) визначається енергією сигналу поза розглянутої смуги частот (вище частоти Найквіста згідно (3.7)), однак при більш загальних підходах (наприклад, при часо-частотних розкладаннях (3.4)) такий підхід не є конструктивним.

Більш ефективним є використання аналізу спектрів Фур'є функціоналів похибок [66]. При цьому ключовим параметром для керування точністю апроксимації є період дискретизації T.

Нехай простір сигналів згідно (3.4) має вид:

$$\left\{ s_T(t) = \sum_k c_T(k)\varphi(t/T-k) : c_T \in L_2 \right\},$$

тоді змінюючи значення T можна одержати значення $T_{\max}$, при якому похибка апроксимації ε_T сигналу $s(t)$ за допомогою коефіцієнтів $c_T(k)$ буде менше деякого припустимого значення ε_T^{don}: $\varepsilon_T \le \varepsilon_T^{don}\Big|_{T=T_{max}}$.

Оператор апроксимації сигналу $x(t)$ з кроком T дорівнює (див. рис. 3.1):

$$\mathrm{B}_T(x) = \sum_k [\underbrace{\int x(\tau)\tilde{\varphi}(\tau/T-k)d\tau/T}_{\tilde{c}_T(k)}]\cdot\varphi(t/T-k),$$

де $\tilde{\varphi}(t)$ – базисні функції, що задовольняють умовам (3.5). Тоді похибка апроксимації визначається як

$$\varepsilon_T = \|x - \mathrm{B}_T(x)\| \qquad (3.12)$$

чи відповідно до [66]

$$\varepsilon_T = C \cdot T^L \cdot \left\| x^L \right\|. \tag{3.13}$$

Тут C – константа, а порядок похибки апроксимації ε_T дорівнює $O(T^L)$, де L – параметр порядку (для вейвлет-перетворень L – це кількість рівнів розкладання, а для відновлення – це ступінь В-сплайна $l = L - 1$). Чим вище параметр порядку (вище ступінь сплайна і порядок вейвлет), тим менше похибка ε_T.

Вирази (3.12), (3.13) дозволяють обирати період дискретизації T для сигналів СНС, виходячи з умови обмеження похибки апроксимації припустимою величиною $\varepsilon_T \le \varepsilon_T^{доп}$.

3.1.3. Відновлення сигналів.

У виразі (3.1) відновлення сигналів СОС здійснюється за допомогою *sinc* -функцій, що мають низьку роздільну здатність. Більш простою і широко використовуваною є лінійна інтерполяція сигналу $x(t)$ в дискретних відліках з наступною низькочастотною фільтрацією. При цьому частота дискретизації залежить від припустимої похибки відновлення сигналу $\varepsilon_{відн}$ і його форми.

Наприклад, для гармонійних сигналів частота дискретизації обирається з умови [129]:

$$F_д = T^{-1} \ge 2{,}2 F_{\max} \cdot (\varepsilon_{відн})^{-1/2}. \tag{3.14}$$

Якщо прийняти припустимим значення похибки $\varepsilon_{відн} = 0{,}01 = 1\%$, то частота дискретизації повинна бути $F_д \ge 22 F_{\max}$.

В умовах перевищення періоду технологічних випробувань керованого процесу $T_{опр}$ над необхідним періодом дискретизації T ($T_{опр} > T$) актуальним є відновлення пропущених даних у часових послідовностях (сигналах СНС).

Нехай є дискретна послідовність $x_2(k)$ сигналу СНС із періодом дискретизації T у вигляді моделі

$$x_2(k) = \sum_m c_2(m) \cdot \varphi_2(k - m), \tag{3.15}$$

яку необхідно відновити (інтерполювати) у дискретну послідовність з періодом дискретизації T / M:

$$x_2(k / M) = \sum_m c_2(m) \cdot \varphi_2(k / M - m). \tag{3.16}$$

Схема відновлення дискретної послідовності наведена на рис. 3.3.

Вхідна послідовність $x_2(k)$ спочатку проходить через передфільтр із передатною функцією $\Phi_2^{-1}(z)$, зворотною z-перетворенню базисної функції $\varphi_2(k/M)$, далі використовується розширювач відліків у M разів ($\uparrow M$) і фільтр-інтерполятор $\Phi_2(z)$. Як базисні функції використовуються l-раз диференційовані гладкі функції (наприклад, В-сплайни ступеня $l+1$).

Таким чином, інтерполяція $x_2(k)$ у $x_2(k/M)$ виконується цілком у цифровому вигляді.

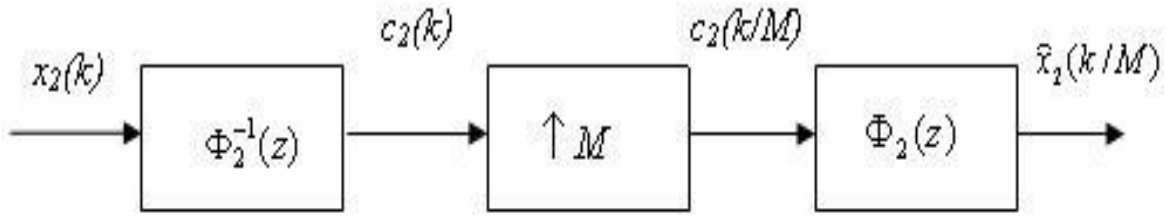


Рис. 3.3. Цифрова інтерполяція дискретної послідовності

Наступною проблемою, що виникає при розв'язанні задач спостереження й ідентифікації, є відновлення нерівномірно дискретизованої (у відомі моменти часу) послідовності (сигналу СНС).

Якщо базисні функції $\varphi_2(k)$ в (3.15) компактні (наприклад, вейвлет-функції чи сплайни), то відновлення відліків $c(k_m)$ (вимірюваних нерівномірно в моменти часу $\{k_m\}, m=\overline{1,N}$) у рівномірні відліки $c(k)$ з періодом T можна здійснити за допомогою послідовних перетворень (рис. 3.4):

$$x_2(k)=\sum_m c_2(k_m)\cdot\varphi_2(k_m-m)\ ; \tag{3.17}$$

$$c_2(k)=\sum_m x_2(m)\cdot\gamma(k-m)\ , \tag{3.18}$$

де $\gamma(k)$ - базисна функція, що зворотна функції $\varphi_2(k)$ і має z-перетворення $\Phi_2^{-1}(z)$.

Тут передфільтр $\Phi_2(z)$ має структуру фільтра з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ), а фільтр-інтерполятор $\Phi_2^{-1}(z)$ – з нескінченною імпульсною характеристикою (НІХ).

Такий підхід дозволяє виключити необхідність використання зверхдискретизації.

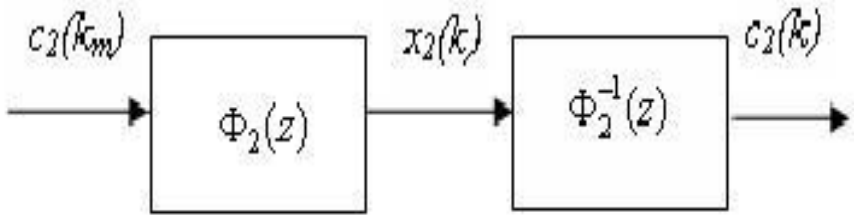


Рис. 3.4. Відновлення нерівномірно дискретизованої послідовності

Похибки апроксимації при інтерполяції (3.15)-(3.16) і відновленні (3.17)-(3.18) сигналів СНС визначаються строгістю виконання рівності $\Phi_2^{-1}(z) = [\Phi_2(z)]^{-1}$ (реалізацією фільтра $\Phi_2^{-1}(z)$) із похибкою:

$$\varepsilon_\Phi = \left\| \Phi_2^{-1}(z) - [\Phi_2(z)]^{-1} \right\|. \tag{3.19}$$

Більш складною є задача відновлення сигналів за дискретними відліками у нерівномірні і невідомі моменти часу (є задачею комбінаторної оптимізації [127]).

Нехай необхідно відновити K відліків дискретного сигналу СОС (зі спектром довжиною L) $x = (x_0,...,x_{K-1})^T$ по N нерегулярним і невідомим у часі відлікам виміряного сигналу $s = x(K_n) = (x_{k_1}, x_{k_2},..., x_{k_n})^T$, де $K_n = \{k_i\}$; $i = \overline{1,N}$ – нерегулярно розташована підмножина відліків від множини $K = \{0,1,...,K-1\}$; $L \le N < K$.

Перетворення Фур'є шуканого сигналу дорівнює:

$$X(L) = ДПФ_K \cdot x(K), \tag{3.20}$$

де $ДПФ_K$ - матриця коефіцієнтів дискретного ПФ: $W_K = \exp(-j2\pi/K)$; $W_K^k = W_K^{k \bmod K}$.

З виразу (3.20) отримаємо:

$$x(K) = K^{-1} \cdot F(K,\Lambda) \cdot X(\Lambda), \tag{3.21}$$

де $F(K,\Lambda) = (ДПФ_K)^{-1} = K^{-1} \cdot ДПФ_K^*$; $\Lambda = \{0,1,...,L-1\}$.

Аналогічно виміряний сигнал дорівнює:

$$s = K^{-1} \cdot F(K_n,\Lambda) \cdot X(\Lambda), \tag{3.22}$$

де $F(K_n,\Lambda) = (W^{-k_1 l}, W^{-k_2 l},..., W^{-k_n l})^T$; $l \in \Lambda$.

У виразі (3.22) відомими є s, Λ, K, N, а невідомими – x, K_n. Підставивши рівняння (3.22) у (3.21), одержимо залежність шуканого сигналу від виміряного:

$$x(K) = F(K, \Lambda) \cdot FF(K_n, \Lambda) \cdot s, \tag{3.23}$$

де $FF(K_n, \Lambda) = [F(K_n, \Lambda)^* \cdot F(K_n, \Lambda)]^{-1} \cdot F(K_n, \Lambda)^*$.

Рішення (3.23) регуляризується шляхом виконання рівності відновленого й виміряного сигналів у визначені моменти часу $x(M_n) = s$. Тоді з урахуванням (3.23) похибка розв'язання повинна дорівнювати:

$$e(M_n) = \{F(M_n, \Lambda) \cdot FF(M_n, \Lambda) - I\} \cdot s = 0, \tag{3.24}$$

де I – одинична матриця.

Пошук рішень системи нелінійних рівнянь (3.23) аналітичним шляхом неможливий, тому для визначення сигналу $x(K)$ використовуються методи комбінаторної оптимізації, метою якої є мінімізація норми похибки $e(M_n)$ (менше припустимого значення):

$$\varepsilon_{рег} = \|e(M_n)\| \to \min \le \varepsilon_{рег}^{доп}. \tag{3.25}$$

Легко бачити, що глобальним мінімумом (3.25) є $\varepsilon_{рег} = 0$.

3.1.4. Методика вибору параметрів дискретизації та відновлення сигналів.

Відповідно до вище розглянутих залежностей методика включає наступні етапи [128] (табл. 3.1):

1) вибір, виходячи із задач спостереження й ідентифікації, значення припустимої сумарної похибки апроксимації сигналів:

$$\varepsilon_{\Sigma}^{доп} = \sum_i \varepsilon_i^{доп},$$

де $\varepsilon_i^{доп}$ – припустима похибка i-ї процедури визначення параметра дискретизації чи алгоритму відновлення.

2) визначення необхідних процедур вибору параметрів і алгоритмів відновлення, виходячи з властивостей і особливостей наявних сигналів (СОС, СНС, нерівномірні відліки тощо), цілей (дискретизація, відновлення) і використовуваних базисних функцій (Фур'є, вейвлети, В-сплайни тощо).

3) декомпозиція припустимої сумарної похибки апроксимації $\varepsilon_{\Sigma}^{доп}$ за припустимими похибками процедур $\varepsilon_i^{доп}$ і визначення припустимих значень параметрів і алгоритмів, що використовуються.

Пункт 3 методики виконується ітеративно.

Вибір параметрів дискретизації й алгоритмів відновлення Таблиця 3.1

Параметр чи алгоритм	**Похибка/ Номер виразу**
1. Дискретизація сигналів СОС	
1.1. Інтервал спостереження $T_н$	ε_{FT} / (3.7)
1.2. Тип передфільтра H і коефіцієнт запасу по частоті α	ε_H / (3.8)
1.3. Тривалість імпульсів дискретизації (час виміру відліку) θ	ε_θ / (3.9)
2. Дискретизація сигналів СНС	
2.1. Передатна функція цифрового корегуючого фільтра $B(z)$	Оборотність коефіцієнтів взаємної кореляції $a_{12}(k)$ /(3.11)
2.2. Період дискретизації T	ε_T / (3.12)-(3.13)
3. Відновлення сигналів	
3.1. Лінійна інтерполяція сигналів СОС. Вибір частоти дискретизації $F_д$	$\varepsilon_{відн}$ / (3.14)
3.2. Інтерполяція сигналів СНС із періодом T/M	$\varepsilon_Ф$ / (3.15), (3.16), (3.19)
3.3. Відновлення нерівномірно (у відомі моменти часу) дискретизованих відліків сигналів СНС	$\varepsilon_Ф$ / (3.17)-(3.19)
3.4. Відновлення нерівномірно (у невідомі моменти часу) дискретизованих відліків сигналів СОС	$\varepsilon_{рег}$ / (3.23)-(3.25)

3.2. Контроль крупності і міцності руди за спектральними характеристиками споживаної активної потужності

На рис. 3.5 представлений типовий спектр 1 активної потужності $P_{акт}$ приводного двигуна КД. Для цих дробарок рівень зусиль, що розвиваються при скороченні часток руди, визначається її міцністю, а кількість таких часток визначається крупністю вихідної руди. Зміна кількості часток, що скорочуються, у процесі дроблення призводить до виникнення варіацій навантажувального моменту, що модулює потужність приводного двигуна дробарки [129].

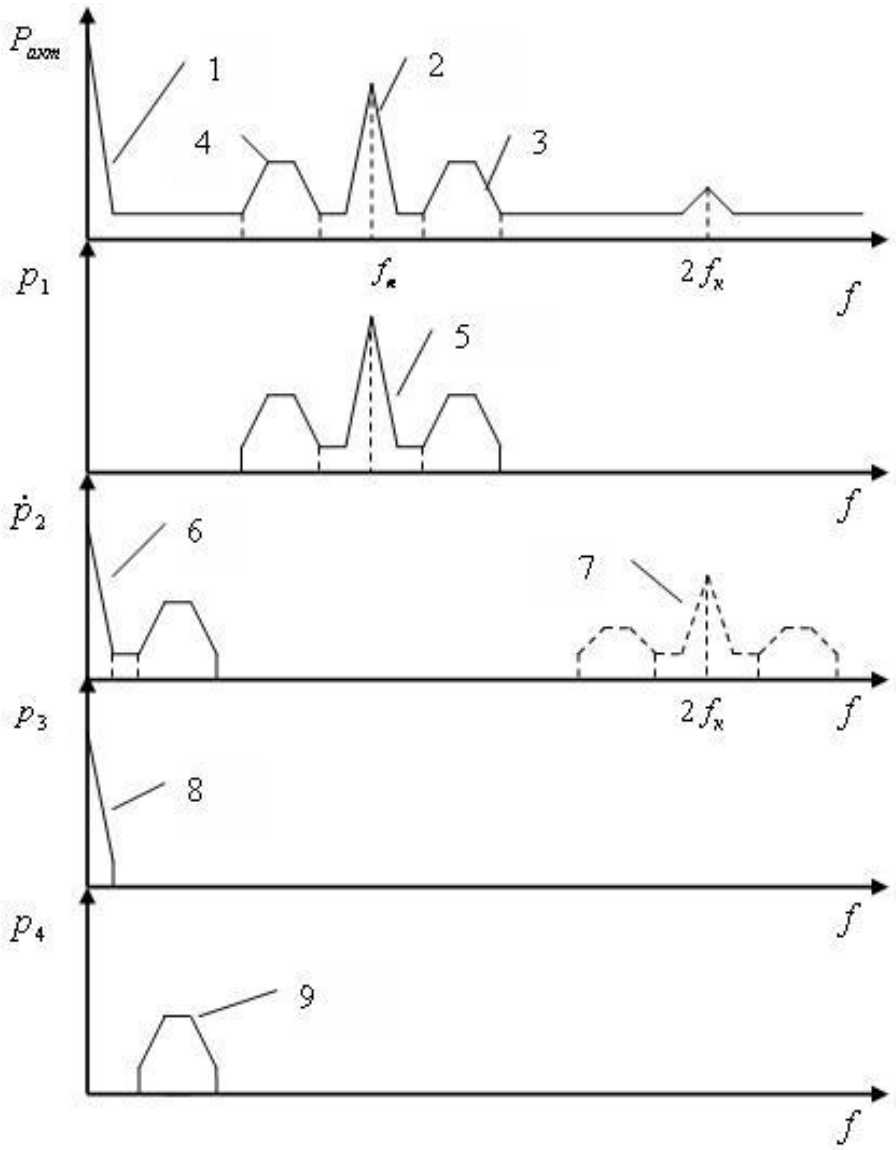


Рис. 3.5. Перетворення спектру сигнала активної потужності при його демодуляції

У результаті навантажувальний момент має постійну складову (на нульовій частоті), пропорційну крупності d і міцності ρ руди, що дробиться, і перемінну складову (у смузі частот $f = f_н ... f_в$), пропорційну крупності d. Цей момент прикладений до ексцентрикового вузла, що обертається з частотою хитань конуса $f_к$ ($f_к > f_в$).

Тоді рівень $\overline{A}$ складової 2 (див. рис. 3.5) активної потужності на частоті $f_к$ хитань рухливого конуса відповідає постійній складовій навантажувального моменту і пропорційний функції міцності і крупності вхідної руди:

$$\overline{A} = \Phi_1 (d, \rho) \ , \qquad (3.26)$$

а рівень $\widetilde{A}$ складових 3 і 4 у смугах $f_к \pm (f_н ... f_в)$, що характеризують перемінну складову навантажувального моменту, пропорційний функції крупності вхідної руди:

$$\widetilde{A} = \Phi_2(d) \ , \tag{3.27}$$

де Φ_1, Φ_2 – функції еквівалентності.

У результаті рівень $\overline{A}$, скорегований по величині рівня $\widetilde{A}$, корелює тільки з міцністю руди [129].

З метою зниження похибки контролю шляхом підвищення вибірковості до інформативних складових у відомих пристроях [43] реалізується метод синхронної демодуляції сигналу потужності, заснований на теоремі модуляції (змішування) [46]:

$$x(t) \cdot \cos 2\pi f_0 t \Leftrightarrow 1/2[X(f - f_0) + X(f + f_0)], \tag{3.28}$$

де t – час; f – частота; $x(t)$, $X(f)$ – часовий сигнал і його перетворення Фур'є.

Він включає множення сигналу активної потужності на гармоніку опорної частоти f_0, що приводить до зсуву спектра сигналу щодо вихідної інформативної складової 5 (див. рис. 3.5) по частоті на $\pm f_0$ (складові 6 і 7), і фільтрацію результуючого сигналу в низькочастотній області (складова 6), де відношення розділюваних частот і, відповідно, вибірковість більше (на рис. 3.5 прийнято, що $f_0 = f_к$).

При цьому вибірковість $И_в$ по верхній границі обмежується відношенням розділюваних частот $B_в$ між складовими 6 і 7 при $f_0 = f_к$ на рівні:

$$B_в = (2f_к - f_в)/f_в = 2f_к / f_в - 1; \quad И_в = -20 \lg B_в. \tag{3.29}$$

3.2.1. Демодуляція сигналів.

На відміну від відомих підходів пропонований спосіб включає демодуляцію сигналів за методом спектральної лупи, заснований на теоремі зсуву [65, 130]:

$$x(t) \cdot \exp(-j2\pi f_0 t) \Leftrightarrow X(f - f_0).$$

Перевагою такого підходу є відсутність виникнення (на відміну від виразу (3.28)) паразитної складової 7 у спектрі зсунутого (квадратурного) сигналу.

Демодуляція (рис. 3.6) включає наступні операції:

- предфільтрацію сигналу активної потужності $P_{акт}(t)$ [вихідний сигнал $p_1(t)$];

- дискретизацію сигналу аналогового предфільтра $p_1(t)$ [$p_1(k)$];

- зсув дискретного сигналу $p_1(k)$ на опорну частоту f_0 [$\dot{p}_2(k)$];

- цифрову низькочастотну фільтрацію квадратурного сигналу $\dot{p}_2(k)$ [$p_3(k)$];

- цифрову смугову фільтрацію квадратурного сигналу $\dot{p}_2(k)$ [$p_4(k)$];

- усереднення сигналу цифрової низькочастотної фільтрації $p_3(k)$ [$\overline{A}$];

- усереднення сигналу цифрової смугової фільтрації $p_4(k)$ [$\widetilde{A}$].

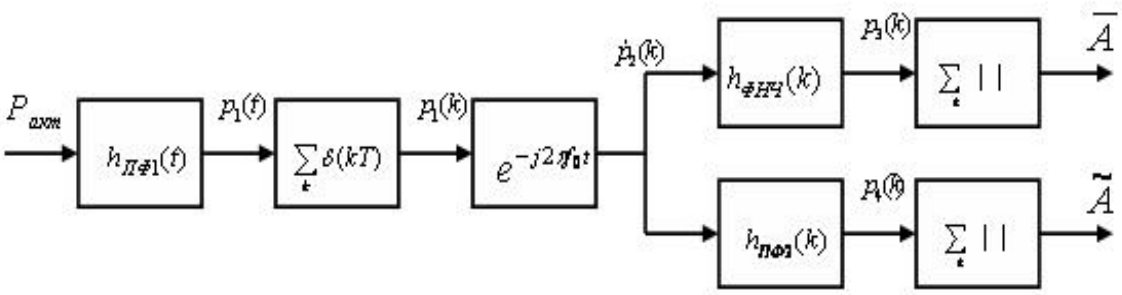


Рис.3.6. Схема обробки при демодуляції сигналу активної потужності

Предфільтрація призначена для виділення зі спектра активної потужності 1 (див. рис. 3.5) складової 5 в інформативній смузі частот $f_к \pm f_в$, а також для запобігання накладення спектрів при наступній дискретизації аналогового сигналу:

$$p_1(t) = P_{акт}(t) * h_{ПФ1}(t),$$

де $h_{ПФ1}(t)$ – імпульсна перехідна функція (ІПФ) аналогового предфільтра; $*$ – знак операції згортки.

Дискретизація виконується відповідно до теорем Котельникова-Шеннона. Оскільки верхня частота в спектрі сигналу $p_1(t)$ дорівнює $F_в = f_к + f_в$, то частота дискретизації визначається як:

$$F_д \geq \alpha \cdot 2 \cdot (f_к + f_в) = \alpha \cdot 2 \cdot F_в, \qquad (3.30)$$

де α – коефіцієнт запасу по частоті ($\alpha \geq 1$).

Тоді дискретизований сигнал дорівнює:

$$p_1(k) = p_1(kT) \cdot \delta(t - kT),$$

де k – такт часу; δ – функція Дірака; $T = F_д^{-1}$ – період дискретизації; $t = kT$.

Зсув спектра на опорну частоту f_0 здійснюється шляхом формування квадратурного сигналу (складової 6):

$$\dot{p}_2(k) = p_1(k) \cdot \exp(-2\pi f_0 kT) = p_1(k) \cdot (\cos 2\pi f_0 kT - j \sin 2\pi f_0 kT).$$

Цифрова низькочастотна фільтрація квадратурного сигналу виконується для виділення складової 8:

$$p_3(k) = \dot{p}_2(k) * h_{ФНЧ}(k), \tag{3.31}$$

де $h_{ФНЧ}(k)$ – ІПФ цифрового фільтра нижніх частот з частотою зрізу $f_{ФНЧ}$.

Цифрова смугова фільтрація квадратурного сигналу виконується для виділення складової 9:

$$p_4(k) = \dot{p}_2(k) * h_{ПФ2}(k), \tag{3.32}$$

де $h_{ПФ2}(k)$ – ІПФ цифрового смугового фільтра з частотами зрізу $f_{ср1} = f_н$ і $f_{ср2} = f_в$ (зі смугою пропущення $f_н ... f_в$).

Рівні складових 8 і 9 визначаються як їх середні значення за час спостереження $T_н$:

$$\widetilde{\overline{A}} = T_н^{-1} \sum_{k=1}^{T_н} |p_i(k)|$$

чи як експонентне (ковзне) середнє:

$$\widetilde{\overline{A}}(k) = \widetilde{\overline{A}}(k-1) + T_н^{-1} \cdot \left| p_i(k-1) - \widetilde{\overline{A}}(k-1) \right|, \; i = \overline{1, 2}.$$

Тоді відповідно до (3.26) і (3.27) крупність вхідної руди дорівнює:

$$d = \Phi_2^{-1}(\widetilde{A}),$$

а її міцність визначається як:

$$\rho = \Phi_1^{-1}[\Phi_2^{-1}(\widetilde{A}), \overline{A}].$$

3.2.2. Оцінка ефективності контролю за спектральними характеристиками.

Рівень придушення сигналів аналоговим предфільтром поза його смугою пропущення може бути обраний на рівні шуму квантування наступної операції дискретизації [131]:

$$A_{\min} = -20 \lg(\sqrt{1{,}5} \cdot 2^g), \text{ [дБ]},$$

де g – розрядність аналого-цифрового перетворювача, біт.

Так при $g = 16$ біт придушення повинне бути на рівні $A_{\min} = -98$ дБ.

Як тип апроксимації бажаної характеристики фільтра кращим представляється фільтр Баттерворта, що має гладку амплітудно-частотну характеристику (АЧХ) в смузі пропущення [131]:

$$|H(f)|^2 = \left[1 + (f / f_{cp})^{2r}\right]^{-1}, \qquad (3.33)$$

де f_{cp} – частота зрізу; r – порядок фільтра.

Теорія проектування цифрових фільтрів добре розроблена. Для одержання необхідних ІПФ $h(k)$ в (3.31) і (3.32) при проектуванні цифрових фільтрів з КІХ і НІХ використовуються різні ефективні методи з апроксимацією бажаних характеристик за допомогою поліномів Чебишева, еліптичних рівнянь тощо.

Перевагами цифрової фільтрації є точність, що визначається розрядністю відліків, а також відсутність температурних перекручувань, надійність і компактність.

З урахуванням вищевикладеного до параметрів настроювання спектральних пристроїв контролю необхідно віднести:

- смугу пропущення аналогового предфільтра (від $f_к - f_в$ до $f_к + f_в$);
- частоту дискретизації аналогового сигналу ($F_д$);
- частоту зсуву (f_0);
- частоту зрізу цифрового фільтра нижніх частот ($f_{ФНЧ}$);
- смугу пропущення цифрового смугового фільтра (від $f_{ср1}$ до $f_{ср2}$);
- час усереднення ($T_н$).

Для оцінки якості демодуляції сигналів методом спектральної лупи і витрат на її реалізацію виконано моделювання обробки сигналів у середовищі Matlab за допомогою розробленої програми.

За приклад розглянуто обробку сигналу активної потужності, споживаної приводним двигуном конусної дробарки крупного дроблення ККД-1500/180 [43].

Для цього сигналу математичне очікування частоти хитань рухливого конуса під навантаженням складає $f_к = \bar{f}_к = 1{,}23 Гц$ з варіацією $\sigma_f = 0{,}023 Гц = 0{,}019 f_к$. Спектр змінної складової навантажувального моменту знаходиться в смузі від $f_н = 0{,}2 f_к = 0{,}25 Гц$ до $f_в = 0{,}5 f_к = 0{,}62 Гц$. Тоді смуга пропущення аналогового предфільтра складає від $f_к - f_в = 0{,}61 Гц$ до $f_к + f_в = 1{,}85 Гц$.

Приймемо коефіцієнт запасу по частоті $\alpha = 1{,}5$, тоді частота дискретизації відповідно до (3.30) буде $F_д = 5{,}54 Гц$, а період дискретизації $T = F_д^{-1} = 0{,}18 с$.

При частоті зсуву $f_0 = f_к$ смуга пропущення цифрового смугового фільтра буде від $f_{ср1} = f_н = 0{,}25\,Гц$ до $f_{ср2} = f_в = 0{,}62\,Гц$.

Частота зрізу цифрового ФНЧ $f_{ФНЧ}$ визначається варіацією частоти хитань конуса. Вважаючи її розподіл нормальним і прийнявши імовірність 0,99 (похибку 0,01), одержимо, що $f_{ФНЧ} = 3\sigma_f = 0{,}057 f_к = 0{,}07\,Гц$.

У якості часу спостереження (усереднення) $T_н$ доцільно обрати середній час дроблення одиничної порції руди (із думпкара чи самоскида) $T_н = 117 / f_к$ [43]. Тоді кількість дискретних відліків дорівнює $L = T_н / T = 528$. Для можливості використання при моделюванні алгоритмів швидкого перетворення Фур'є приймемо $L^* = 512$ і, відповідно, дискретність по частоті буде $\Delta f = (L^* \cdot T)^{-1} = 0{,}011\,Гц$.

Оскільки похибка апроксимації ідеальної (прямокутної) частотної характеристики (ЧХ) фізично реалізованим фільтром визначається (для частоти $f = F_в$) згідно (3.8), то для фільтра Баттерворта (3.33) при $f_{ср} = F_в$ одержимо:

$$1 + (2\alpha - 1)^{2r} \geq \varepsilon_H^{-2} \ . \tag{3.34}$$

Задавши величину відносної похибки $\varepsilon_H = 0{,}01 = 1\%$ з урахуванням прийнятого коефіцієнта запасу по частоті ($\alpha = 1{,}5$) за виразом (3.34) визначимо, що порядок фільтрів Баттерворта повинен бути $r \geq 6{,}6$.

Спектр вихідного сигналу аналогового предфільтра наведений на рис. 3.7,*а* та спектр квадратурного (зсунутого) сигналу – на рис. 3.7,*б*.

АЧХ цифрового НІХ-фільтра Баттерворта нижніх частот 8-го порядку з розрядністю 16 біт наведена на рис. 3.8,*а* та спектр його вихідного сигналу (складова 8 на рис. 3.5) – на рис. 3.8,*б*.

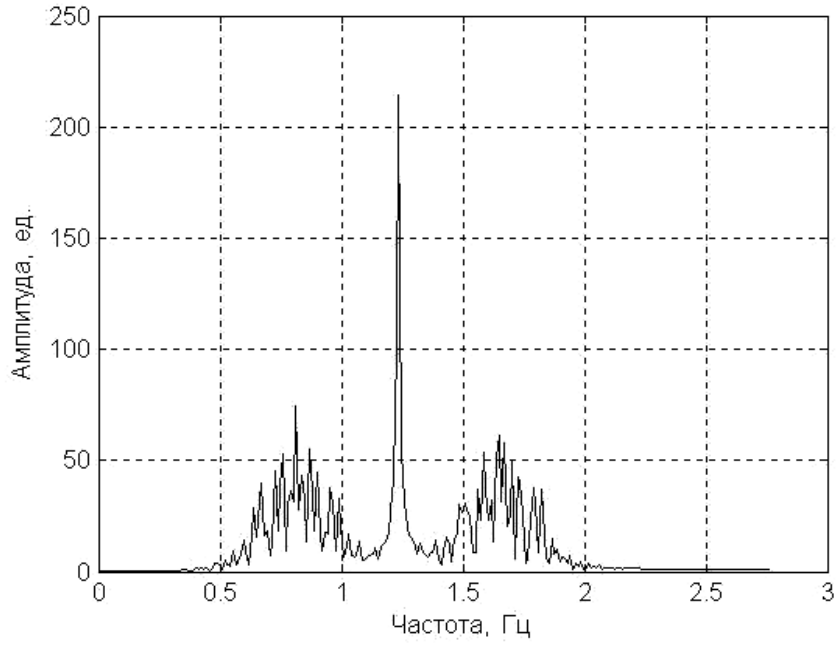
АЧХ цифрового смугового НІХ-фільтра (СФ) Баттерворта 16-го порядку з розрядністю 16 біт наведена на рис. 3.9,*а* та спектр його вихідного сигналу (складова 9 на рис. 3.5) – на рис. 3.9,*б*.

Вибірковість пропонованого алгоритму обробки сигналів по верхній границі визначається відношенням частот між складовою 9 на рис. 3.5 і її дзеркальною складовою від дискретизації:

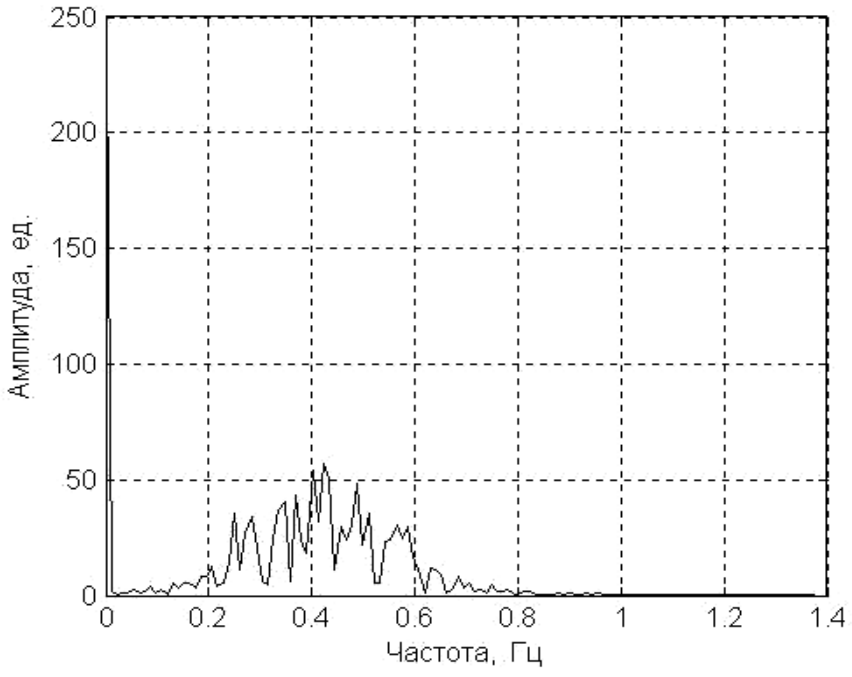
$$B_{цв} = \frac{F_д / 2 - f_в}{f_в} = \frac{\alpha \cdot f_к}{f_в} + \alpha - 1 . \tag{3.35}$$

Підвищення відношення розділюваних частот по верхній границі при використанні пропонованого алгоритму в порівнянні з методом синхронної демодуляції визначається значенням коефіцієнта запасу по частоті α, оскільки з урахуванням (3.29) і (3.35) маємо:

$$E_u = \frac{B_{цв}}{B_в} = \alpha - 1/3. \qquad (3.36)$$

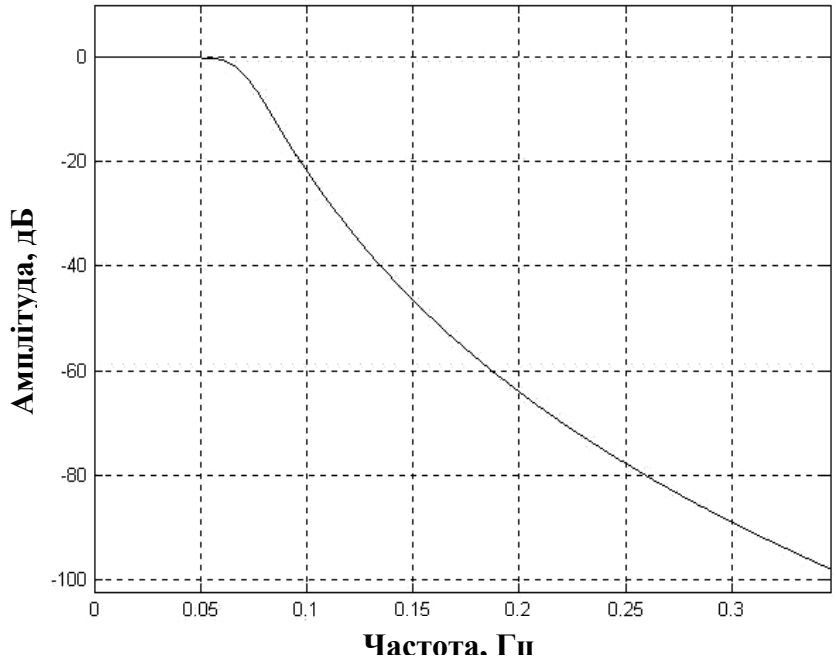


а

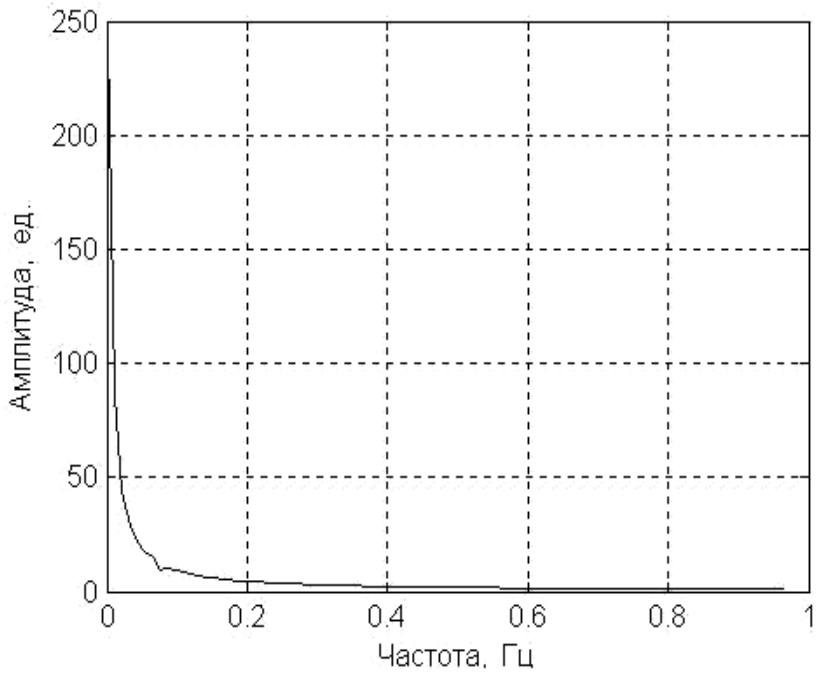


б

Рис. 3.7. Спектри сигналу аналогового предфільтра (*а*)
і квадратурного сигналу (*б*)



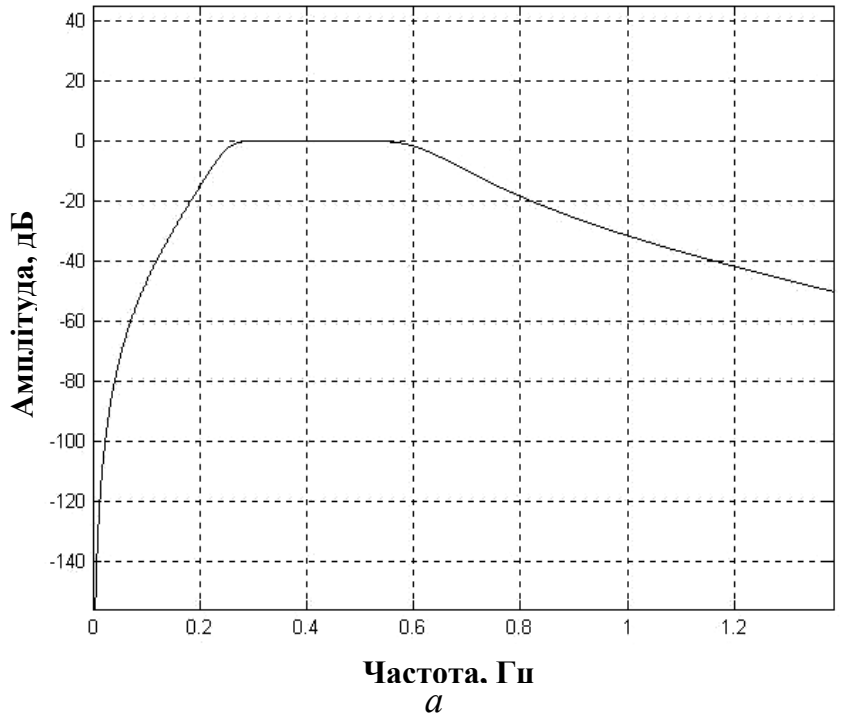
а



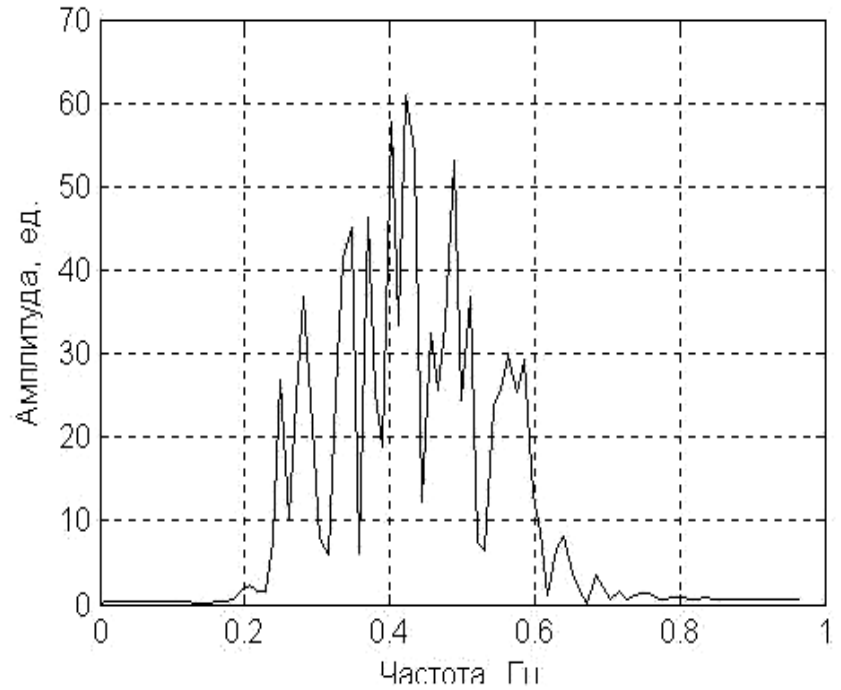
б

Рис. 3.8. АЧХ цифрового ФНЧ (*а*) і спектр його вихідного сигналу (*б*)

Із виразів (3.35) і (3.36) для прийнятих вище значень параметрів маємо $B_{цв} = 3{,}5$, а вибірковість складає –10,88 дБ на кожен порядок фільтра. При цьому підвищення відношення розділюваних частот складає $E_u = 1{,}17$ разів, що зумовлює покращення вибірковості на –1,34 дБ на кожен порядок фільтра.



а



б

Рис. 3.9. АЧХ цифрового СФ (*а*) і спектр його вихідного сигналу (*б*)

Вибірковість по нижній границі визначається відношенням частот між складовими 8 і 9, що залежить від варіації σ_f частоти хитань рухливого конуса й обчислюється як:

$$B_{цн} = \frac{f_н}{f_{ФНЧ}},$$

де для прийнятих значень параметрів маємо $B_{цн} = 0{,}2 f_к / 0{,}057 f_к = 3{,}5$, що чисельно збігається з отриманим вище значенням $B_{цв}$.

У порівнянні з прямою фільтрацією (безпосереднім виділенням інформативних складових зі спектра сигналу активної потужності без попередньої його демодуляції), де відношення розділюваних частот дорівнює 1,2 з ослабленням по –1,6 дБ на порядок фільтра, пропонований алгоритм обробки сигналів у спектральних пристроях контролю покращує вибірковість на –9,28 дБ на кожний порядок фільтра (відношення розділюваних частот підвищується у 2,9 разів).

У пропонованому способі для цифрових фільтрів з розрядністю у 16 біт і порядком більше 6 інструментальна похибка складає 1-2 % .

Через низьку частоту дискретизації і невисокі порядки цифрових фільтрів пропонований алгоритм обробки досить просто реалізується на стандартних цифрових сигнальних процесорах, наприклад, на TMS320C5xx фірми Texas Instruments.

Більш детально питання технічної реалізації запропонованого способу контролю крупності і міцності вхідної руди КД розглянуте в п. 6.2.1.

3.3. Оптичний контроль гранулометричного складу кускової руди

Структура пропонованого алгоритму обробки зображень для автоматичного контролю гранулометричного складу кускового матеріалу у потоці включає наступні етапи [132-135]:

- формування та попередню обробку зображення;
- сегментація зображення;
- фільтрація бінарного зображення;
- опис параметрів об'єктів зображення;
- обчислення характеристик гранулометричного складу.

3.3.1. Формування та попередня обробка зображення.

Формування зображення виконується у вигляді двомірної матриці значень яскравості $\hat{P}(x, y)$ в координатах (x, y) – напівтоновому зображенні (припускаємо, що рівні яскравості фона менше яскравості цікавлячих елементів зображення – кусків матеріалу).

З технологічних міркувань точками контролю є місця перевантаження матеріалу (розвантаження самоскидів і думпкарів), а також його транспортування по конвеєрі.

У зв'язку з цим, при формуванні зображення виникають перекручування за рахунок його змазу при русі матеріалу за час експозиції. При постійній швидкості матеріалу просторова імпульсна перехідна функція (функція розсіювання точок – ФРТ) системи, що спотворює, визначається як [156]:

$$h_{зм}(x, y) = \begin{cases} \alpha^{-1} \cdot \delta(x) & при \ \ y \in [0, \alpha]; \\ 0 & при \ \ y \notin [0, \alpha], \end{cases}$$

де α – довжина змазу, рівна добутку швидкості руху матеріалу (по осі y) на час експозиції; $\delta(x)$ – функція Дірака.

Цій ФРТ відповідає ЧХ системи, що спотворює:

$$H_{зм}(\omega_x, \omega_y) = \sin(\alpha \cdot \omega_y) / \omega_y .$$

При розфокусировці (наприклад, за рахунок неідеальності оптичної системи) з кругом розмиття радіусу r ФРТ має вигляд [156]:

$$h_{фок}(x, y) = \begin{cases} (\pi \cdot r^2)^{-1} & при\ x^2 + y^2 \le r^2; \\ 0 & в\ інших\ випадках, \end{cases}$$

а ЧХ дорівнює:

$$H_{фок}(\omega_x, \omega_y) = J_1(r \cdot \rho) / r \cdot \rho; \quad \rho^2 = {\omega_x}^2 + {\omega_y}^2,$$

де J_1 – функція Бесселя першого порядку.

Зображення крупнодробленої руди на конвеєрі, отримане в умовах Інгулецького ГЗК, представлене на рис. 3.10,*а*.

Компенсувати змаз і розфокусировку можливо шляхом обмеження часу експозиції, а також шляхом використанням фільтрації, що відновлює.

Очевидно, що чим якісніше сформовано зображення, тим простіше наступна обробка.

Перекручування зображення можуть бути представлені в частотній області у вигляді адитивної моделі [158]:

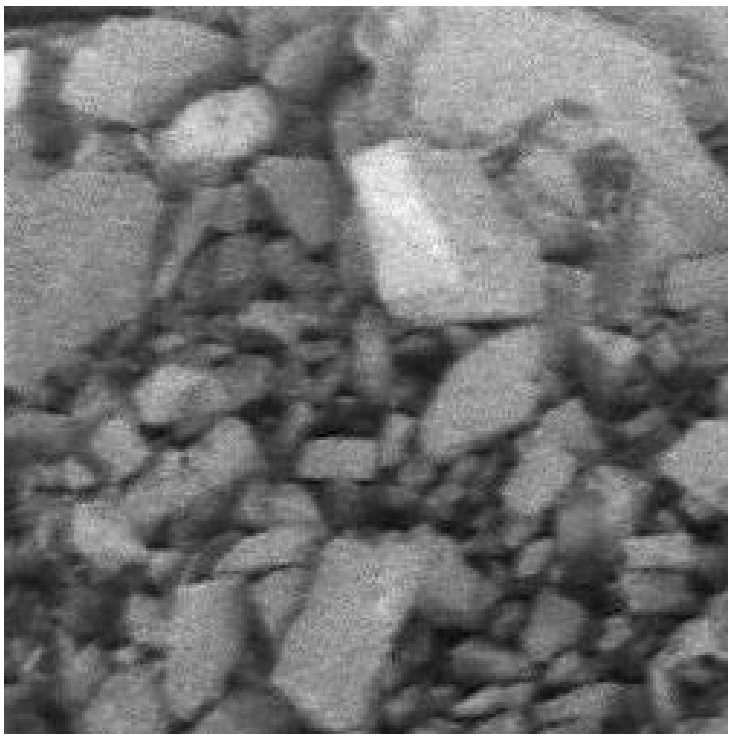
$$\widehat{P}(\omega_x, \omega_y) = H(\omega_x, \omega_y) \cdot P(\omega_x, \omega_y) + N_ш(\omega_x, \omega_y),$$

де $H(\omega_x, \omega_y)$ – ЧХ системи, що спотворює; $\widehat{P}(\omega_x, \omega_y)$, $P(\omega_x, \omega_y)$ і $N_ш(\omega_x, \omega_y)$ - двовимірні перетворення Фур'є зображення, що спостерігається, й оригінального зображення, а також шуму.

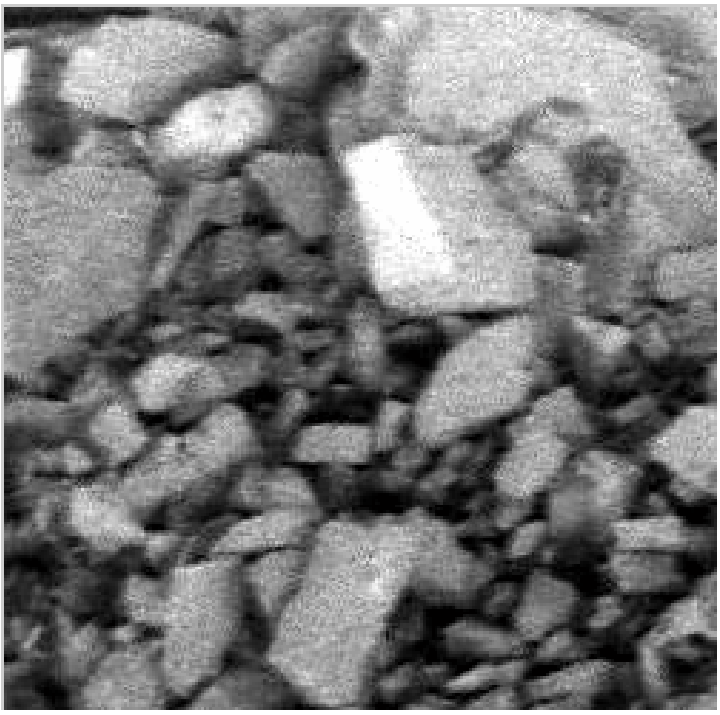
У просторовому представленні модель перекручувань має вигляд:

$$\widehat{P}(x, y) = h(x, y) * P(x, y) + n_ш(x, y),$$

де $*$ – операція згортки; $h(x, y)$ – ФРТ системи, що спотворює; $\widehat{P}(x, y)$, $P(x, y)$ – спостерігаєме й оригінальне зображення; $n_ш(x, y)$ – просторовий шум.



а



б

Рис. 3.10. Початкове (*а*) і відновлене (*б*) зображення кускової руди

Найпростішим способом відновлення чіткості зображення є використання інверсного фільтра з ЧХ, зворотною ЧХ системи, що спотворює. При цьому оцінка зображення визначається як:

$$\widehat{P}(\omega_x, \omega_y) = P(\omega_x, \omega_y) + \widehat{N}_ш(\omega_x, \omega_y) / H(\omega_x, \omega_y),$$

де $\widehat{N}_ш(\omega_x, \omega_y)$ – оцінка шуму, що пройшов через інверсний фільтр.

Однак такий спосіб має низьку завадостійкість і вимагає використання для компенсації крайових ефектів згладжувальних просторових вікон [156].

Оптимальний фільтр Вінера враховує наявність шуму у вихідному сигналі (зображенні) і його ЧХ визначається як:

$$H_{він}(\omega_x, \omega_y) = H^*(\omega_x, \omega_y) / [\left|H(\omega_x, \omega_y)\right|^2 + G_N(\omega_x, \omega_y) / G_P(\omega_x, \omega_y)],$$

де $H^*(\omega_x, \omega_y)$ – комплексно сполучена ЧХ системи, що спотворює; $G_N(\omega_x, \omega_y)$, $G_P(\omega_x, \omega_y)]$ – спектральні щільності потужності шуму й оригінального зображення.

На низьких частотах фільтр Вінера збігається з інверсним фільтром, але на відміну від нього фільтр Вінера стійкий і на високих частотах.

Відновлене за допомогою фільтра Вінера зображення при гауссівській моделі ФРТ представлене на рис. 3.10,*б*.

Вибір видів фільтрації (медіанної, Вінера чи ін.) залежить від конкретних умов контролю і технічної реалізації СТЗ.

Так, при встановленні камери біля силового устаткування варто передбачити медіанну фільтрацію, а при контролі матеріалу на конвеєрі і на розвантаженні самоскидів та думпкарів варто передбачити фільтрацію, що відновлює від змазу зображення. Таким чином вибір алгоритмів фільтрації варто здійснювати на етапі реалізації конкретної СТЗ.

Показником якості виконання етапів формування і відновлення зображення є розмір мінімального контрольованого класу крупності δ (діаметра мінімального куска, який можна розрізнити на відновленому зображенні).

3.3.2. Сегментація зображення.

Традиційний шлях сегментації зображень полягає у виділення границь його елементів. Для цього широко використовуються градієнтні методи, реалізовані алгоритмами Собела (Sobel), Кенні (Canny), обчисленням лапласиана гауссіана, а також водорозділу [56, 57]. У них задача сегментації формулюється як задача пошуку границь областей, яким відповідають максимуми градієнта функції яскравості.

Відомо, що необхідною і достатньою умовою екстремального значення функції в деякій точці є рівність нулю її другої похідної в цій точці, причому по різні сторони від точки друга похідна повинна мати різні знаки.

У двовимірному випадку другою похідною є скалярний оператор Лапласа (лапласиан):

$$\nabla^2 \hat{P}(x, y) = \partial^2 \hat{P}(x, y) / \partial x^2 + \partial^2 \hat{P}(x, y) / \partial y^2 .$$

Для зниження шуму оцінка лапласиана випереджається згладжувальною фільтрацією (із ФРТ у вигляді функції Гаусса). При цьому через лінійність га-

уссівського згладжування і пошуку лапласиана їх можна здійснювати одночасно за допомогою фільтра, що називається лапласиан гауссіана (ЛГ).

Для зменшення чутливості алгоритму до несуттєвих деталей з числа граничних точок можна виключити ті, величина градієнта в яких менше деякого порога. Розвитком такого підходу є алгоритм Кенні, що полягає в послідовному застосуванні гауссівскої фільтрації, знаходження градієнта і його граничної обробки.

Найкращим вважається метод ЛГ. Хоча він трохи поступається алгоритму Кенні за якістю обробки, але вимагає істотно менше обчислень. При цьому ЛГ порівняний з алгоритмом Собела по швидкості, але істотно краще за якістю.

На рис. 3.11 представлені результати виділення границь на відновленому зображенні кускового матеріалу за допомогою градієнтних методів.

З аналізу рис. 3.11 випливає, що градієнтні методи в нашому випадку призводять до пересегментації зображення, а це істотно ускладнює подальшу обробку (класифікацію зображення на куски і фон).

Іншим шляхом сегментації є порогова бінаризація, яка припускає, що фон і куски на зображенні мають у середньому різну яскравість. Для вибору значення порога широко використовуються гістограмні методи, засновані на наступній ідеї [56-58]. Оскільки розподіл імовірностей для кожного класу зображення унімодальний, а точки границь нечисленні, тоді гістограма полімодальна (кількість мод по кількості класів об'єктів), а провали відповідають границям.

Для реалізації такого методу доцільно попередньо виконати підкреслення границь на зображенні. Це зменшує розмір границь у просторі і відповідно зменшує їх рівень на гістограмі, що спрощує вибір оптимального порога.

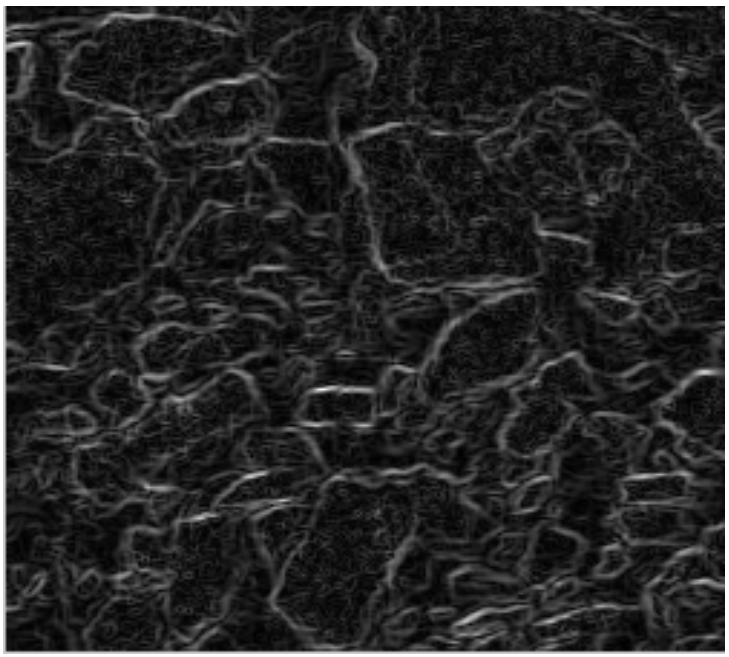
Підвищення різкості зображення шляхом підкреслення границь виконується відповідно до виразу:

$$P_{гр}(x,y) = \hat{P}(x,y) + c \cdot \nabla^2 \hat{P}(x,y), \qquad (3.37)$$

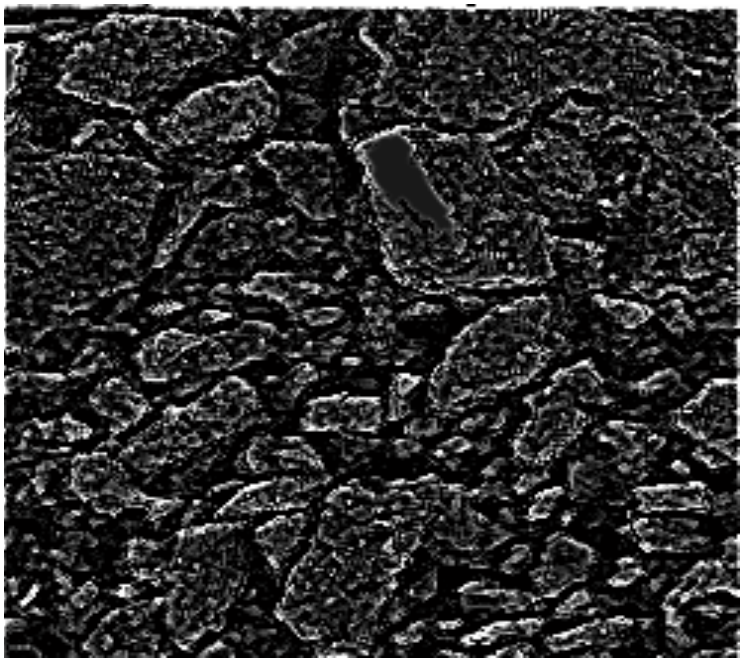
де $c = sign[\nabla^2 \hat{P}(x,y)]$ – коефіцієнт, обумовлений знаком центрального елемента маски лапласиана. Оператор Лапласа підвищує різкість зображення (крутість переходів яскравості від фона до кусків і навпаки), але переводить області з постійною яскравістю в нуль. Тому додавання вихідного зображення до лапласиана у виразі (3.37) відновлює рівні яскравості цих областей.

Результат підвищення різкості відновленого зображення відповідно до виразу (3.37) наведений на рис. 3.12,*а*.

Після підкреслення границь зображення виконується його бінаризація, тобто перетворення напівтонового зображення в бінарне. Метою операції є поділ елементів зображення за двома рівнями яскравості (фона і кусків).



а



б

Рис. 3.11. Результати застосування масок Собела (*а*) і лапласиана гауссіана (*б*) для виділення границь

У загальному випадку бінарне зображення формується відповідно до виразу [55, 58]:

$$P_2(x,y)=\begin{cases}1 & \textit{при } P_{гр}(x,y)\geq \Pi[P_{гр}(x,y)];\\ 0 & \textit{в інших випадках},\end{cases}$$

де Π – гранична функція.

Метод Отсу (Otsu) [57] реалізує вибір значення порога по гістограмі зображення. При цьому гранична функція П обирається у вигляді параметра, значення якого максимізує міжкласову дисперсію:

$$\Pi[P_{гр}(x,y)] = \Pi^{O} = \arg\max_{\Pi^{O*}} \sigma_B^2(\Pi^{O*}), \tag{3.38}$$

де σ_B^2 – міжкласова дисперсія (між яскравістю фона і кусків), яка визначається через імовірності належності до класів (фона і кусків) і математичні очікування яскравостей фона, кусків і всього зображення [56, 57].

а

б

Рис.3.12. Результати підкреслення границь відновленого зображення (*а*) і його порогової бінаризації (*б*)

Одержуване бінарне зображення $P_2(x,y)$ має шуми усередині елементів (див. рис. 3.12,*б*), для очищення яких використовуються логічні [136] чи морфологічні [56, 57] алгоритми обробки.

Бінаризація зображення не дозволяє придушити його високочастотні завади (дрібні дефекти на рис. 3.12,*б*) через інтегральний характер граничної функції (3.38). Тому необхідна фільтрація (згладжування) бінарного зображення.

3.3.3. Фільтрація бінарних зображень.

Розглянемо логічну фільтрацію бінарних зображень. Представимо бінарне зображення $P_2(x,y)$ у вигляді рядкових фрагментів A зображення кусків, кожний з яких характеризується значеннями границь його початку B і кінця C:

$$A(k,j) = \{B(k,j), C(k,j)\},$$

де: $j = \overline{1,N}$; $k = \overline{1,K_j}$; N – кількість рядків на зображенні; K_j – кількість фрагментів у j-ому рядку.

Алгоритм фільтрації складається з логічних процедур поділу і злиття фрагментів за рядками і стовпцями зображення. Якщо максимальний лінійний розмір (ширина чи висота) завади на зображенні менше величини δ (мінімального контрольованого класу крупності), то процедура поділу в рядку видаляє фрагменти $A(k,j)$, розміри яких менше δ згідно умови:

$$\nabla A(k-1,j) \ge \delta \wedge \nabla A(k,j) \ge \delta \wedge \Delta A(k,j) < \delta,$$

де $\Delta A(k,j) = C(k,j) - B(k,j) + 1$; $\nabla A(k,j) = B(k,j) - C(k-1,j)$.

Якщо відстань між фрагментами в рядку

$$\Delta A(k-1,j) > \delta \wedge \Delta A(k,j) > \delta \wedge \nabla A(k,j) < \delta,$$

то процедура злиття з цих фрагментів утворить новий фрагмент

$$A^*(p,j) = \{B(k-1,j), C(k,j)\},$$

де $p = \overline{1,K_j^*}$; K_j^* – кількість фрагментів в обробленому j-ому рядку.

У процедурі поділу за стовпцями фрагменти в рядку визначаються за їх перетинанням з об'єднанням фрагментів у попередніх і наступних рядках:

$$A^*(p,j) = A(k,j) \bigcap [A^*(f_n, j-n) \bigcup A(m_n, j+n)],$$

де $j = \overline{\delta, N-\delta}$; $f_n = \overline{1, K_{j-n}^*}$; $m_n = \overline{1, K_{j+n}}$; $n = \overline{1, \delta - 1}$.

Це дозволяє модифікувати і (або) виключити фрагменти, що описують куски на зображенні, які мають висоту менше δ.

У процедурі злиття за стовпцями фрагменти в рядку визначаються за їх об'єднанням з перетинанням фрагментів у попередніх і наступних рядках

$$A^*(p,j) = A(k,j) \bigcup [A^*(f_n, j-n) \bigcap A(m_n, j+n)].$$

Це дозволяє модифікувати і (або) утворити нові фрагменти, коли відстані між кусками на зображенні не більше δ.

Запропоновані процедури поділу і злиття можуть бути використані в будь-якій послідовності, виходячи з особливостей оброблюваних зображень.

Результат фільтрації бінарного зображення наведений на рис. 3.13,*а*.

3.3.4. Опис параметрів об’єктів зображення.

Опис параметрів об’єктів зображення включає процедури селекції і зшивки частин кусків [136].

Процедура селекції складається з виявлення рядкових фрагментів, що належать частині куска, і визначення за ними опису і параметрів цієї частини.

Належність фрагмента рядка l-й частини визначається за перетинанням цього фрагмента з фрагментом попереднього рядка, що належить частині:

$$A(k,j) \bigcap [A_l(f, j-1) \,\big|\, B_l(f, j-1) < C(k,j) \wedge B(k,j) < C_l(f, j-1)],$$

де $j = \overline{1,N}$; $k = \overline{1, K_j^*}$; $f = \overline{1, K_{j-1}^*}$.

Якщо кілька фрагментів є продовженнями розглянутої частини, то її продовженням вважається перший фрагмент, а інші фрагменти утворять нові частини, для яких у векторах зв'язку D вказується номер розглянутої частини.

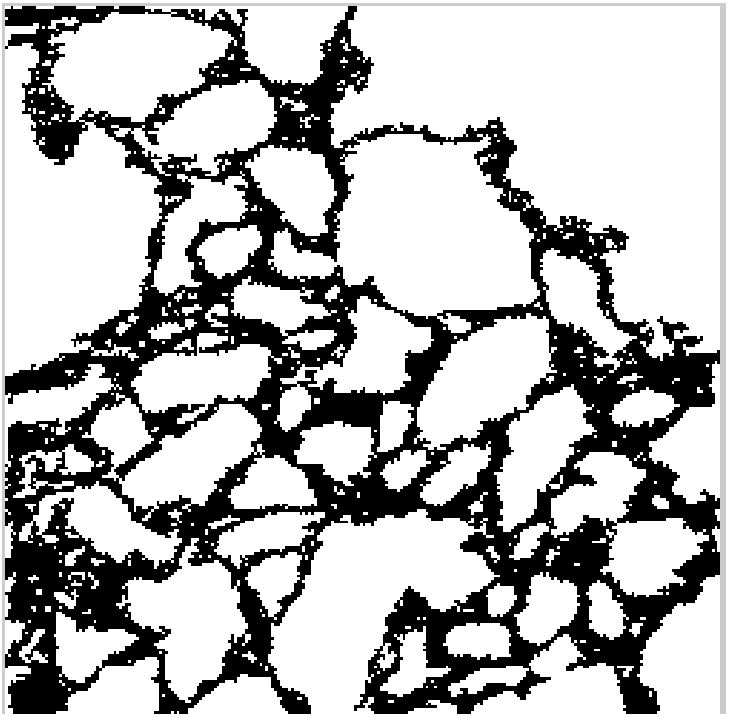
Якщо фрагмент належить декільком частинам, то він вважається продовженням першої частини, а інші частини виключаються з подальшого розгляду в процедурі селекції, а у їх векторах зв'язку D вказується номер першої частини. При такому підході кожна частина має не більше двох зв'язків з іншими частинами: за початком і (або) кінцем.

Результатом виконання процедури селекції є масиви параметрів частин $G(l) = \Phi_1\{A(k,j)\}$ і вектори їх зв'язків $D(l,i)$, де $l = \overline{1,L}$; $i = \overline{1,T_l}$; $D(l,1) = l$; L – кількість частин кусків на зображенні; T_l – довжина вектора зв'язку l-ї частини; Φ_1 – функція визначення параметрів частин.

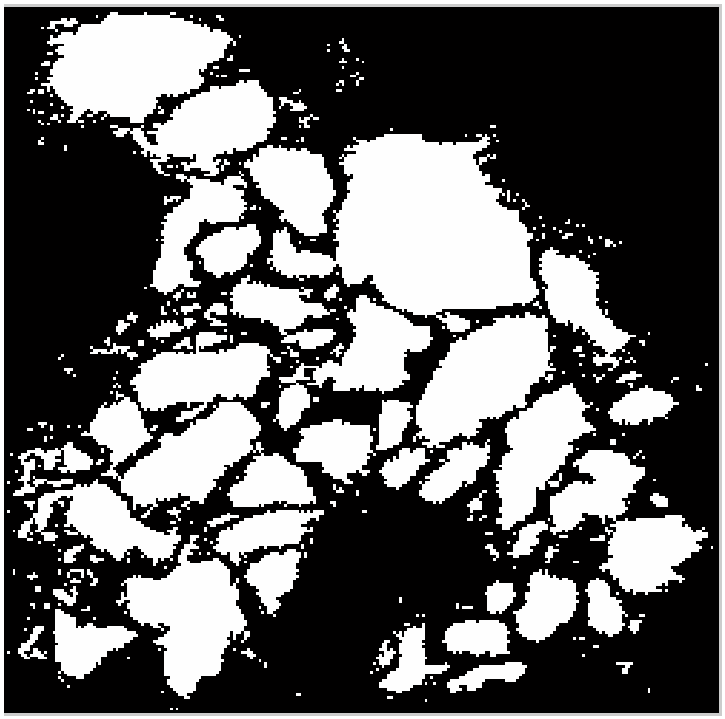
У процедурі зшивки частин шукається перетинання їх векторів зв'язків

$$D(l,i) \bigcap D(s,q), \tag{3.39}$$

де $l = \overline{L,2,-1}$; $s = \overline{l-1,1,-1}$; $i = \overline{1,T_l}$; $q = \overline{1,T_s}$.



а



б

Рис. 3.13. Результати фільтрації бінарного зображення (*а*) та виключення кусків, які виходять на границю кадра зображення (*б*)

Якщо це перетинання існує, то визначається об'єднаний вектор

$$D^*(s,p) = D(l,i) \bigcup D(s,q), \tag{3.40}$$

де $p = \overline{1, T_s^*}$; $T_s^* = T_l + T_s - r_s$; r_s – кількість однакових елементів у векторі зв'язку.

Перебір номерів частин, зворотний порядку їх утворення, дозволяє використовувати вектори D^* на наступних кроках обробки відповідно до виразів (3.39) і (3.40).

Куски на зображенні визначають за векторами зв'язків D^* первинних частин, у яких вихідні вектори D не містять зв'язків з іншими частинами (відповідно до процедури селекції зв'язок вказується тільки для вторинних частин). У такий спосіб масив параметрів кусків S на зображенні визначається через функцію Φ_2 зв'язку масивів параметрів частин, їх утворюючих:

$$S(z) = \Phi_2\{G[D^*(s,p)]\};\ z = \overline{1,Z},$$

де Z – кількість кусків на зображенні.

Далі масиви S використовуються при обчисленні характеристик кадру зображення.

Якщо функції Φ_1 і Φ_2 є сумами, то масив S являє собою площі зображень кусків матеріалу.

У такий спосіб на цьому етапі обробки описуються геометричні характеристики кусків. Оскільки площа окремого куска визначається кількістю складових його пікселів, а границі фрагментів кусків у рядку характеризують його лінійні розміри, то для визначення площі визначають фрагменти, що належать зображенню одного куска, і підсумовують розміри цих фрагментів.

Обмеженість поля зору СТЗ призводить до виходу окремих кусків за границю кадру. Тому, при обчисленні гранулометричного складу такі куски необхідно виключити з аналізу (див. рис. 3.13,*б*).

3.3.5. Оцінка ефективності оптичного контролю.

Диференціальна характеристика гранулометричного складу (розподілення кусків за крупністю) контрольованої проби (кадру зображення) визначається аналогічно методу фотопланіметрії як відношення сумарної площі кусків визначеного розміру (еквівалентного діаметра) до загальної площі кусків у кадрі:

$$\gamma_i = \sum_{n=d_{i-1}}^{d_i} \cdot S_n \Big/ \sum_{z=1}^{Z} S_z ,$$

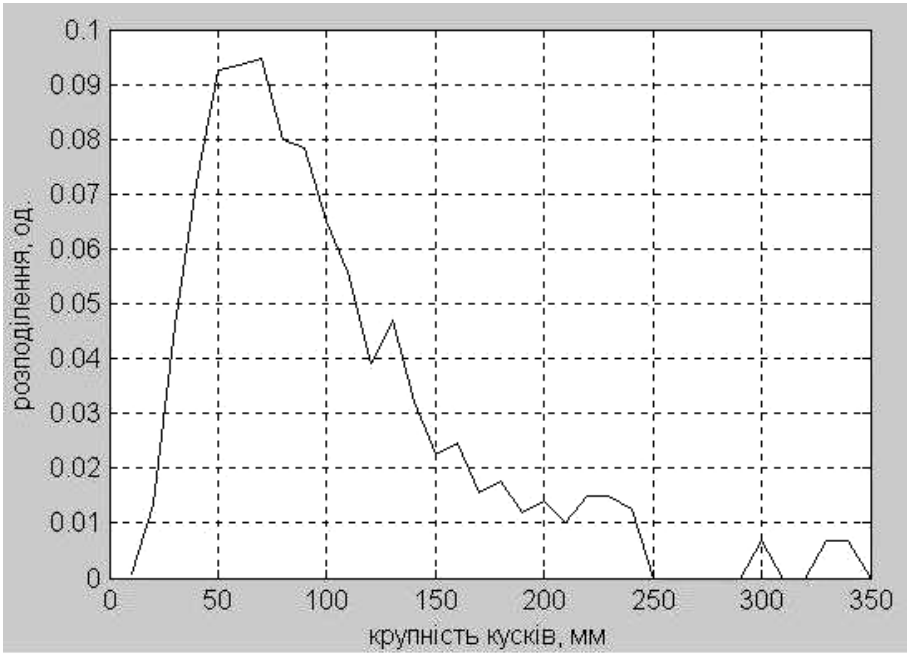
де d_i – еквівалентний діаметр кусків матеріалу i-го класу (діапазону) крупності.

За площами кусків визначаються також інтегральна (залишок на ситі) характеристика гранулометричного складу:

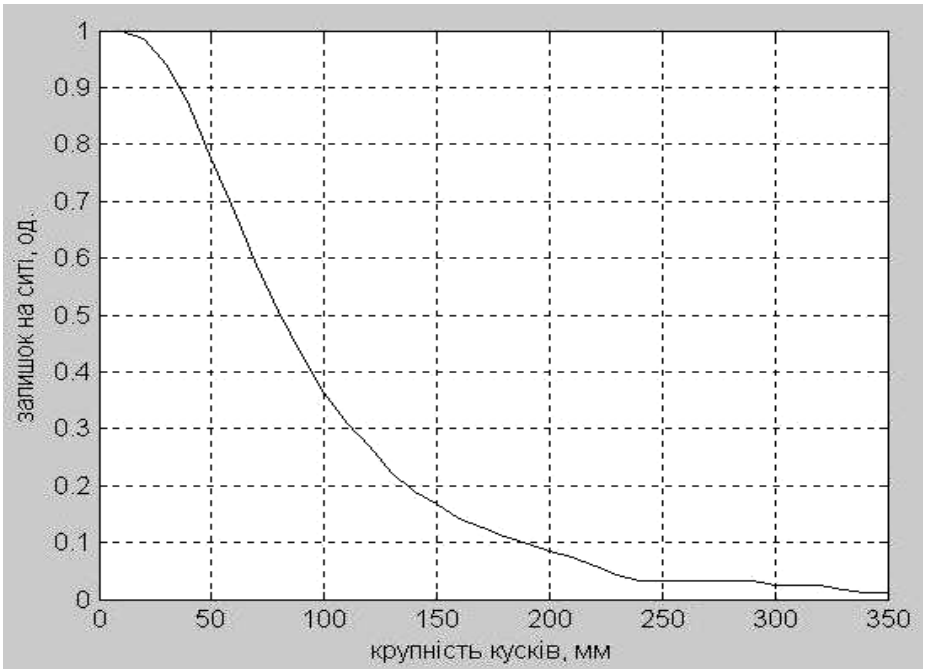
$$I_i = 1 - \gamma_i .$$

Характеристики гранулометричного складу кускового матеріалу за деякий інтервал часу визначаються шляхом усереднення характеристик контрольних проб, що пройшли за цей час через зону контролю.

Для прикладу на рис. 3.14 наведені диференціальна та інтегральна характеристики гранулометричного складу крупнодробленої руди, усереднені за 30 кадрам зображення, що отримані в умовах Інгулецького ГЗК. При обчисленнях діапазон крупності руди (0-350 мм) розбивався на класи шириною 10 мм, а мінімальна контрольована крупність складала 1 мм.



а



б

Рис. 3.14. Диференціальна (*а*) та інтегральна (*б*) характеристики гранулометричного складу крупнодробленої руди

Автоматичний контроль гранулометричного складу може бути реалізований як в рамках телекомунікаційної системи відеомоніторингу підприємства (з розрізненням кадру зображення 320x240), так і у вигляді автономної СТЗ (з розрізненням 1312x1032).

В результаті моделювання встановлено, що пропонований алгоритм обробки кадрів зображення забезпечує відносну похибку визначення площі зображення кусків середнього класу крупності (інструментальна похибка) менше 3 % при реалізації в системі відеомоніторингу і менше 0,2 % – для автономної СТЗ. При цьому похибка визначення гранулометричного складу за методом фотопланіметрії в порівнянні з прямим ситовим методом складає 3-6 % відносних [47, 49], що задовольняє технологічним вимогам [40].

Час обробки кадру зображення в автономній СТЗ складає біля 0,9 с, а в системі відеомоніторингу – біля 12 с [134].

Більш детально питання технічної реалізації запропонованого способу контролю гранулометричного складу руди в потоці розглянуте в п. 6.2.2.

3.4. Нейронне вейвлет прогнозування складних сигналів

Як відзначалось в п. 1.3.1, для реалізації систем оцінювання ОК використовуються адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА), що реалізують рекурсивні і нерекурсивні зв'язки, а також застосовують перетворення сигналів. У них процес адаптації включає оцінювання шуканого виходу фільтра і корегування його параметрів по значенню вихідної похибки.

Структурна схема використання АФА у якості фільтра для прогнозування сигналів наведена на рис. 3.15.

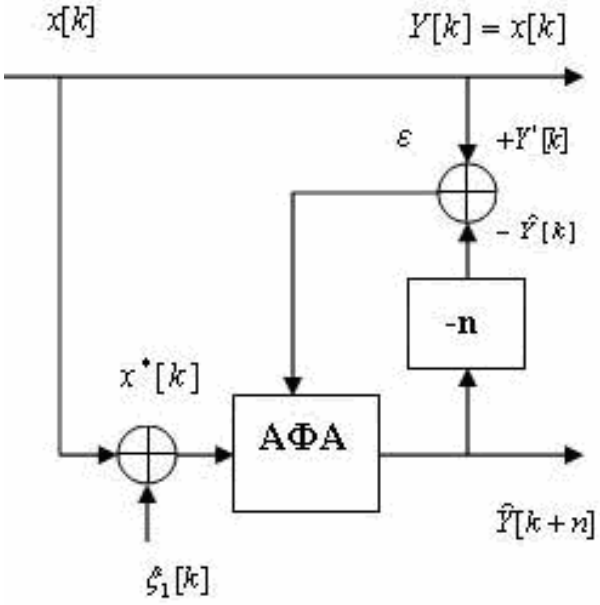


Рис. 3.15. Прогнозування сигналу за допомогою АФА

Тут затримка і прогноз на n тактів позначені як $(-n)$ і $(+n)$, а вимірювані значення входів $x[k]$ рівні:

$$x^*[k] = x[k] + \xi_1[k];$$

де $\xi_1[k]$ – похибки (шум) виміру; k – такт часу.

У процесі роботи АФА на кожному такті за величиною похибки $\varepsilon = Y^*[k] - \hat{Y}[k]$ між вимірюваним $Y^*[k]$ і прогнозованим $\hat{Y}[k]$ значеннями сигналу здійснюється адаптація параметрів АФА. При цьому, у якості структури АФА перспективними нами вважаються АФА на основі методів систем штучного інтелекту і вейвлетного аналізу.

Поширення методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, обумовлене тим, що побудовані на їх основі інтелектуальні фільтри ефективні для прогнозування й апроксимації нелінійних, стохастичних процесів [137-139].

Разом з тим відомо [73], що у фільтрах з перетворенням, наприклад, у частотній області у порівнянні зі згорткою у часовій області, значно скорочується обсяг обчислень і покращуються властивості збіжності алгоритмів адаптації. При цьому, через здатність до представлення нестаціонарних сигналів тут варто обирати не частотне, а часо-частотне вейлет перетворення, причому, дискретне, через властивості ортонормованості, компактності, відновлення без втрат і малого обсягу обчислень [67].

3.4.1. Прогнозуючий нейронний вейвлет фільтр (НВ АФА).

В основу фільтрації пропонується (рис. 3.16) покласти процедуру прямого дискретного вейвлет перетворення (ДВП).

Для зменшення впливу шуму у фільтрі здійснюється порогове обмеження коефіцієнтів вейвлет розкладання – трешолдинг (Треш), а НМ застосовується для прогнозування значень коефіцієнтів, за якими з допомогою зворотного ДВП (ЗДВП) визначається прогнозований сигнал.

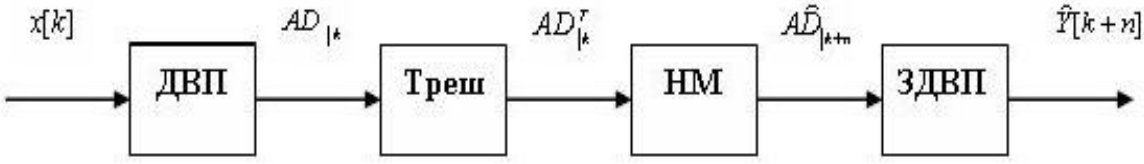


Рис. 3.16. Структура прогнозуючого нейронного вейвлет фільтра

Розглянемо більш детально алгоритм функціонування НВ АФА.

Нехай вхідний дискретний сигнал $x[k]$ має тривалість K : $k = \overline{1, K}$.

ДВП сигналу $x[k]$ являє собою [67] набір вейвлет коефіцієнтів

$$AD_{|k} = \{A_L, D_L, D_{L-1}, ..., D_1\}, \qquad (3.41)$$

де коефіцієнти апроксимації рівні

$$A_L = \{a_{L,p}\} = \sum_{p=1}^{P_L} x[k] \cdot \varphi_{L,p}[k], \tag{3.42}$$

а коефіцієнти деталізації –

$$D_l = \{d_{l,p}\} = \sum_{l=1}^{L} \sum_{p=1}^{P_l} x[k] \cdot \psi_{l,p}[k];\ l = \overline{1,L}, \tag{3.43}$$

де φ, ψ – масштабуюча і відповідна їй вейвлет функції; L – кількість рівнів розкладання; P_l – кількість коефіцієнтів на рівні розкладання l.

Коефіцієнти апроксимації представляють згладжений сигнал, а деталізації – його коливання, тоді шум знаходиться переважно в коефіцієнтах деталізації і має рівень, як правило, менший корисного сигналу. Тому для видалення шуму коефіцієнти, менше деякого граничного значення, обертаються в нуль (процедура порогової обробки – трешолдинг T): $AD^T_{|k} = T(AD_{|k})$.

Можуть бути реалізовані методи твердого або м'якого трешолдингу. У першому випадку, коефіцієнти, менше (по модулю) деякого порогового значення, обертаються в нуль, а значення інших коефіцієнтів не змінюється. При м'якому – поряд з обнуліннням коефіцієнтів, менших порогового значення, також зменшуються інші коефіцієнти на величину порога.

По способу адаптації (оптимізації) порога розрізняються глобальний та локальний трешолдинг. Глобальний полягає у застосуванні функції трешолдинга T до всіх рівнів розкладання (коефіцієнтів деталізації) сигналу:

$$AD^T_{|k} = \{A_L, T(D_L, D_{L-1}, ..., D_1)\}, \tag{3.44}$$

а локальний – до кожного рівня розкладання сигналу:

$$AD^T_{|k} = \left\{A_L, T_l(D_l) \middle| l = \overline{1,L}\right\}. \tag{3.45}$$

На вході НМ вейвлет коефіцієнти помножуються на відповідні ваги і визначаються рівні активації нейронів, що перетворюються активаційною функцією у вихідний сигнал (прогноз вейвлет коефіцієнтів для моменту часу $k+n$):

$$\widehat{AD}_{|k+n} = \Phi_{NN}(AD^T_{|k}), \tag{3.46}$$

де Φ_{NN} – узагальнена функція перетворення НМ.

Для забезпечення безумовної стійкості АФА варто використовувати НМ без зворотних зв'язків і з нелінійними функціями активації (через нелінійність ОК і сигналів).

Оцінка прогнозу вейвлет коефіцієнтів для моменту часу $k+n$ на основі багатошарової нейронної мережі (БНМ) прямого поширення виконується згідно рівняння:

$$\widehat{AD}_{|k+n} = \Phi_{AD}\{\sum_{r\in M} v_r \cdot \Phi_r(\sum_{m\in M} v_{r,m} \cdot y_m)\};\ AD_{|k}^{T} \subset \{y_m\}, \tag{3.47}$$

де $\widehat{AD}_{|k+n}$ – вихід НМ; Φ_{AD} – активаційна функція вихідного шару; M – множина входів нейронів; r – порядковий номер входу вихідного шару; v_r – вагові коефіцієнти вихідного шару; Φ_r – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{r,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і r-го нейрона; y_m – вхід НМ.

Прогнозування за допомогою НМ з РБФ виконується згідно рівняння:

$$\widehat{AD}_{|k+n} = \Phi_{AD}\{\sum_{r,m\in M} v_r \cdot \Phi_r(\vartheta_r, \|y_m - \upsilon_r\|)\}, \tag{3.48}$$

де ϑ_r, υ_r - параметри РБФ r–го нейрона прихованого шару.

Прогнозування на основі гібридної НМ з нечіткою логікою структури Сугено (Anfis) виконується згідно рівняння:

$$\widehat{AD}_{|k+n} = \sum_{m\in M} N_m^{-1}(\alpha_m / \sum_{m\in M}\alpha_m) \cdot \alpha_m, \tag{3.49}$$

де $\alpha_m = \underset{r,m\in M}{Tn}\{R_{r,m}(y_m)\}$. Тут N_m^{-1} – функція, зворотна функції належності проміжного виходу m мережі; α_m – значення проміжного виходу; Tn – довільна t-норма моделювання логічної операції «І»; $R_{r,m}$ – функція належності нечіткого правила r входу m.

Тоді прогнозування сигналу $Y[k+n]$ глибиною n виконується за прогнозованими з допомогою НМ коефіцієнтами розкладання $\widehat{AD}_{|k+n} = \{\widehat{a}_{L,p}, \widehat{d}_{l,p}\}$ відповідно до виразу ЗДВП:

$$\widehat{Y}[k+n] = \sum_{p=1}^{P_L} \widehat{a}_{L,p} \cdot \varphi_{L,p}[k+n] + \sum_{l=1}^{L}\sum_{p=1}^{P_l} \widehat{d}_{l,p} \cdot \psi_{l,p}[k+n]. \tag{3.50}$$

3.4.2. Навчання та адаптація НВ АФА.

Для настроювання АФА до конкретних умов застосування здійснюється його навчання шляхом оптимізації значень його параметрів.

Обробка сигналів у пропонованому НВ АФА здійснюється блоками довжиною K, зрушеними між собою, наприклад, на глибину прогнозу n: попередній блок $k-n=\overline{1-n,K-n}$; поточний блок $k=\overline{1,K}$; наступний блок $k+n=\overline{1+n,K+n}$ при $K>n$.

Навчання НВ АФА здійснюється у пакетному режимі, а адаптація – у реальному часі шляхом підстроювання параметрів АФА при обробці поточного блоку за похибкою прогнозу попереднього блоку (рис. 3.17).

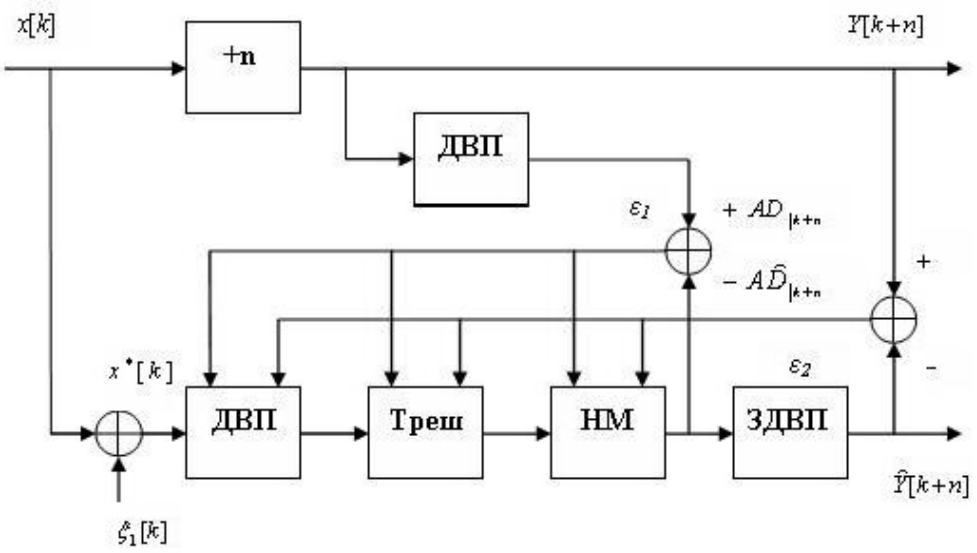


Рис. 3.17. Схема навчання прогнозуючого нейронного вейвлет фільтра

Тут процедури ДВП і ЗДВП для оборотності перетворень мають єдині параметри, а упереджувач $+n$ здійснює зсув на n тактів (для погодження в часі сигналів виходу ОК і його прогнозу за допомогою АФА).

Метою навчання є досягнення мінімуму похибки:

$$\bar{\varepsilon}_1 = E\{\left\| AD_{|k+n} - A\hat{D}_{|k+n} \right\|\} \to \min, \tag{3.51}$$

що відповідає мінімуму похибки на виході НВ АФА

$$\bar{\varepsilon}_2 = E\{\left\| Y^*[k+n] - \hat{Y}[k+n] \right\|\} \to \min, \tag{3.52}$$

де E – математичне очікування.

До параметрів АФА, які навчають (адаптують) варто віднести тип базисного вейвлета ψ (визначає якість виявлення особливостей сигналу) і кількість

рівнів розкладання L: мала їх кількість викликає втрату корисної інформації, а велика – призводить до проникнення у вихідний сигнал значної частини шуму.

При розв'язанні задачі придушення шуму необхідно оцінити спектральний склад шумової компоненти (для визначення її розташування на рівнях вейвлет розкладання), обрати тип порогової обробки (трешолдинга) і алгоритм розрахунку самого порога.

При цьому локальний трешолдинг (3.45) має більшу адаптивність до сигналу в порівнянні з глобальним (3.46) за рахунок застосування функцій трешолдинга до кожного рівня розкладання. Крім того, перевагу варто віддавати м'якому трешолдингу тому, що при твердому: по-перше, зберігаються значення коефіцієнтів деталізації, що перевищують поріг, а це передбачає збереження також шуму, який присутній в них, а, по-друге, у результуючому сигналі виникають паразитні складові (ефект Гіббса) за рахунок введення у послідовність нульових коефіцієнтів. Оптимальне значення порога відповідає найменшому зсуву відновленого сигналу і забезпечує найбільше значенні відношення сигнал/шум. Як алгоритм розрахунку порога використовується, наприклад, стратегія Бірга-Массарта (Birge-Massart) [140] з коефіцієнтом розрахунку порогу $\alpha = 1...3$.

Навчаються БНМ (3.47) за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки [76], що є різновидом градієнтного спуска в просторі ваг (параметрів) і структур (кількості шарів і нейронів у них) з метою мінімізації похибки прогнозу (3.51) або (3.52).

При навчанні мережі РБФ (3.48) спочатку визначаються центри і відхилення для радіальних елементів, після цього оптимізуються параметри лінійного вихідного шару.

Навчання гібридної НМ Anfis (3.49) виконується аналогічно БНМ шляхом оптимізації параметрів функцій належності N і R мережі.

Таким чином до параметрів НВ АФА, що оптимізують у процесі навчання (адаптації) за критеріями мінімуму похибки (3.51) чи (3.52), необхідно віднести:

- тип базисного вейвлета ψ і відповідну йому масштабну функцію φ (у виразах (3.42), (3.43), (3.50));
- кількість рівнів розкладання вейвлета L (у виразах (3.41)-(3.43), (3.50));
- параметри трешолдинга: тип порогової обробки (3.44) чи (3.45) і коефіцієнт розрахунку порога α;
- архітектура, структура і параметри (ваги) НМ відповідно до виразів (3.47)-(3.49).

3.4.3. Оцінка ефективності прогнозування сигналів.

Вибір значень параметрів і оцінка ефективності НВ АФА виконувалися шляхом його моделювання за допомогою розробленої програми у середовищі Matlab для типових сигналів технологічних процесів рудопідготовки [6].

У якості тестових використовувалися моделі полігармонійного, смугового і широкосмугового кореляційних нормованих сигналів, а також хаотичний нормований сигнал відображення Ено [20].

Нестаціонарність сигналів складала 10 % від їх номінальних значень за час спостереження послідовностей, при цьому навчальна і перевірочна послідовності вибиралися однакової довжини. Ефективність пропонованого НВ АФА порівнювалася з лінійним [73] і нейронечітким Anfis АФА. Моделювання виконувалося з варіацією шуму 0…0,5 від рівня сигналу і глибиною прогнозу 0...10 тактів.

У результаті моделювання встановлено, що найкращі результати (найменшу похибку (3.51) і (3.52)) забезпечують вейвлети типу симлет п'ятого порядку з двома рівнями розкладання, а при здійсненні трешолдинга сигналів з шумом перевагу має м'який трешолдинг із локальною адаптацією порога і коефіцієнтом $\alpha = 1{,}7$.

Для пропонованого НВ АФА встановлено: використання для прогнозування вейвлет коефіцієнтів нейронечіткої НМ Anfis не є ефективним; використання НМ із РБФ – ефективне для відносно простих сигналів (полігармонійного і смугового); використання каскадної БНМ – ефективне для складних сигналів (широкосмугового і хаотичного). При цьому каскадна БНМ і НМ із РБФ мають параметри: 32 нейрона в прихованому шарі (із сигмоїдальними функціями активації для каскадної НМ) і 1 нейрон у вихідному шарі з лінійною функцією по кожнім вході. Кількість вейвлет коефіцієнтів, що навчаються, 32 при 2 рівнях розкладання. Кількість епох навчання обиралася не більш 300.

Графіки похибок прогнозу $\bar{\varepsilon}_2$ (3.52) сигналів з рівнем шуму 0,1 (відношення сигнал/шум близько 20 дБ) наведені на рис. 3.18.

Аналіз отриманих результатів показує, що:

- лінійний АФА працездатний лише при прогнозуванні полігармонійного і смугового сигналів. У цілому він має меншу точність у порівнянні з Anfis і НВ АФА;
- пропонований НВ АФА перевершує за точністю інші АФА, за винятком прогнозування широкосмугового сигналу (рівний за точністю з Anfis АФА).

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків [141] показала, що прогнозування за допомогою НВ АФА адекватно з імовірністю 0,99 відповідним сигналам при шумі 0,1 і глибині прогнозу до 10 тактів.

Моделювання, виконане на комп'ютері з процесором Pentium II, що широко використовується в контролерах фірм Advantech, Kontron й ін., показало, що Anfis і НВ АФА мають у середньому однаковий час обчислень – 0,35 с, а лінійний АФА – 0,19 с. При цьому пропонований НВ АФА з каскадною БНМ вимагає в 5,1 разів менше часу на навчання, ніж Anfis АФА (0,28 с і 1,42 с на одну епоху навчання, відповідно).

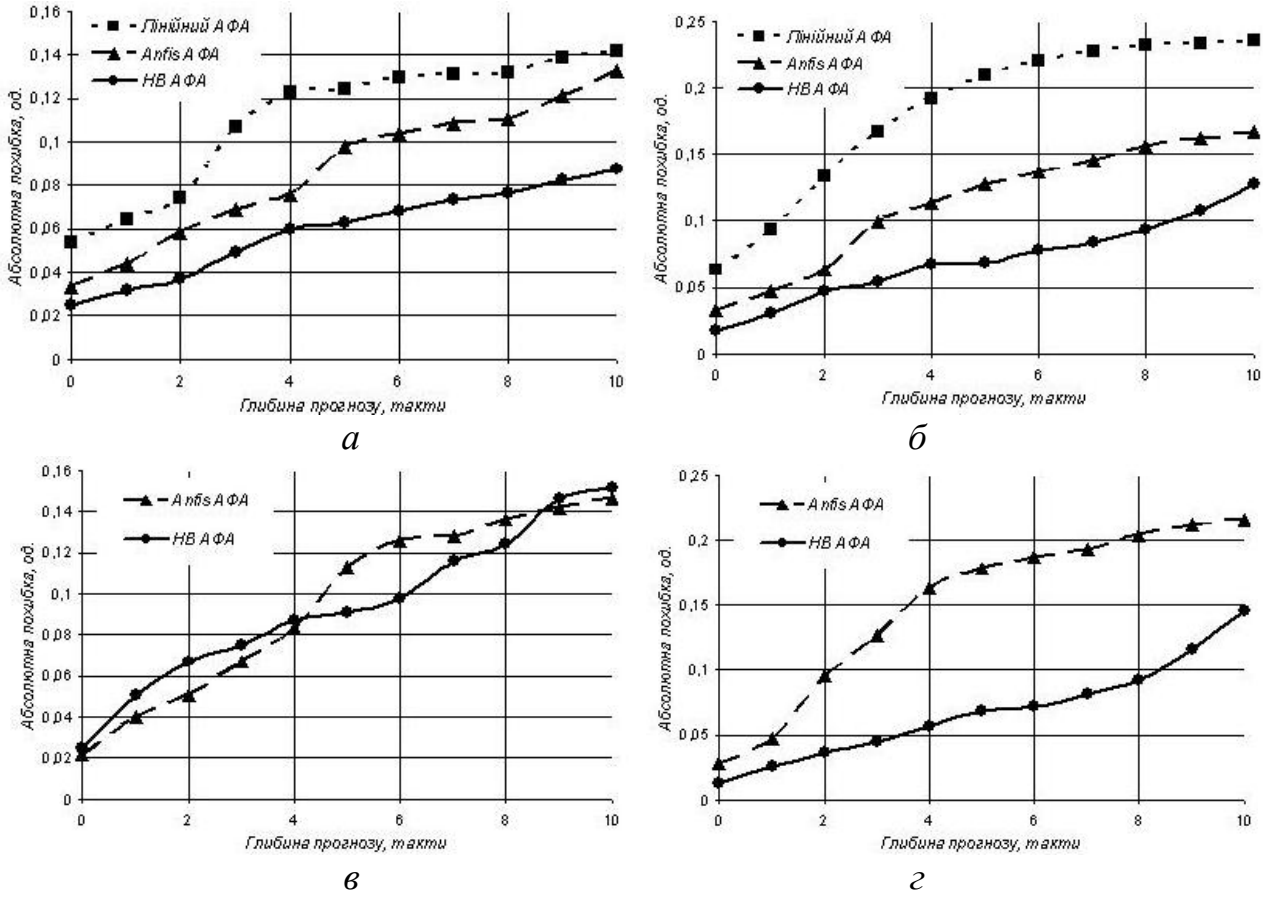


Рис. 3.18. Залежність похибки прогнозування $\bar{\varepsilon}_2$ полігармонійного (*а*), смугового (*б*), широкосмугового (*в*) і хаотичного (*г*) сигналів від глибини прогнозу n

Висновки до розділу

1. На основі визначення і систематизації залежностей похибок апроксимації сигналів з обмеженим і необмеженим спектрами від параметрів дискретизації й алгоритмів відновлення цих сигналів запропонована методика вибору параметрів дискретизації й алгоритмів відновлення сигналів, що забезпечує їх припустиму похибку апроксимації при розв'язанні задач спостереження й ідентифікації безперервних технологічних процесів, і, таким чином, забезпечує потрібну ефективність керування цими процесами.

2. Розроблено спосіб контролю крупності та міцності вхідної руди конусної дробарки за спектральними характеристиками споживаної активної потужності, який на відміну від відомих підходів реалізує демодуляцію сигналів за методом спектральної лупи, що дозволяє підвищити точність контролю за рахунок покращення вибірковості на –1,34 дБ на кожний порядок фільтра в порівнянні з методом синхронної демодуляції (на –9,28 дБ у порівнянні з прямою фільтрацією), а також за рахунок зниження інструментальної похибки цифрової реалізації способу до 1-2 %.

3. Розроблено оптичний спосіб автоматичного контролю гранулометричного складу кускового матеріалу в потоці, який забезпечує підвищення точності контролю за рахунок підвищення його завадостійкості шляхом реалізації від-

повідної фільтрації на етапі формування та відновлення зображень, а також логічної фільтрації бінарних зображень. Це забезпечує контроль з достатньою для систем автоматичного керування точністю і оперативністю.

4. Розроблено адаптивний фільтр-апроксиматор з вейвлет перетворенням, що заснований на визначенні коефіцієнтів дискретного вейвлет перетворення за допомогою нейронних мереж та їх граничного обмеження для придушення шуму. Він забезпечує підвищення точності прогнозування складних сигналів, породжуваних процесами рудопідготовки. Крім того, визначено, що пропонований АФА дозволяє скоротити обсяг обчислень і покращити властивості збіжності алгоритмів адаптації.

РОЗДІЛ 4
ІДЕНТИФІКАЦІЯ НЕЛІНІЙНИХ ПРОЦЕСІВ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ У КЛАСІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ПРОГНОЗУЮЧИХ МОДЕЛЕЙ

4.1. Нейронна вейвлет ідентифікація за допомогою АФА

Розглянуті в п. 3.4 фільтри АФА для прогнозування сигналів можуть бути використані також і для ідентифікації ОК [142, 143].

Структурна схема використання АФА у якості еталонної моделі ОК для задач керування наведена на рис. 4.1.

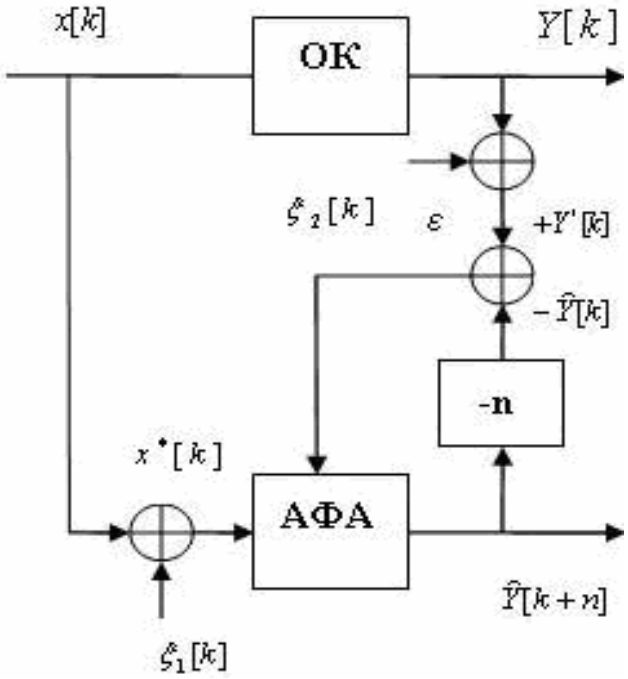


Рис. 4.1. Ідентифікація ОК за допомогою АФА

Схема навчання АФА при ідентифікації ОК наведена на рис. 4.2. Тут позначення відповідають прийнятим в п. 3.4.

Метою навчання є досягнення мінімуму похибки:

$$\bar{\varepsilon}_1 = E\{\left\| AD_{|k+n} - A\hat{D}_{|k+n} \right\|\} \to \min, \tag{4.1}$$

що відповідає мінімуму похибки на виході НВ АФА:

$$\bar{\varepsilon}_2 = E\{\left\| Y^*[k+n] - \hat{Y}[k+n] \right\|\} \to \min\ , \tag{4.2}$$

де E – математичне очікування; $AD_{|k+n}$, $A\hat{D}_{|k+n}$ – вейвлет коефіцієнти і їх оцінка прогнозу на момент часу $k+n$.

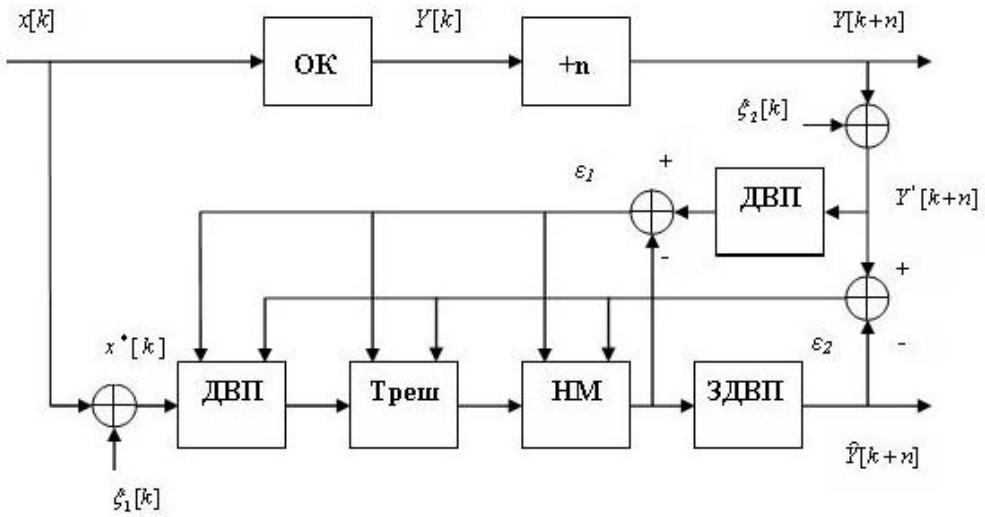


Рис. 4.2. Схема навчання НВ АФА при ідентифікації ОК

До параметрів НВ АФА, що оптимізують у процесі навчання (адаптації) за критеріями мінімуму похибки (4.1) чи (4.2), відносяться:

- тип базисного вейвлета і відповідна йому масштабної функції;
- кількість рівнів розкладання вейвлета;
- параметри трешолдинга: тип порогової обробки і коефіцієнт розрахунку порога;
- архітектура, структура і параметри (ваги) НМ.

Вибір значень параметрів і оцінка ефективності НВ АФА виконувалися шляхом його моделювання за допомогою розробленої програми у середовищі Matlab для типових ОК технологічних процесів рудопідготовки [6].

У якості тестових використовувалися моделі полігармонійного, смугового і широкосмугового кореляційних нормованих сигналів, а також хаотичний нормований сигнал відображення Ено [20].

У якості моделей ОК використовувалися лінійна аперіодична ланка першого порядку із запізнюванням (ПІТ), нелінійне кінцево-різницеве рівняння 2 порядку (НКРР), послідовно з'єднані аперіодична ланка із запізнюванням з безінерційною квадратичною ланкою (ПІТ2), а також відображення Ено в хаотичному режимі (ВЕХР).

Нестаціонарність сигналів і параметрів ОК складала 10 % від їх номінальних значень за час спостереження послідовностей, при цьому навчальна і перевірочна послідовності обиралися однакової довжини. Ефективність пропонованого НВ АФА порівнювалася з лінійним і нейронечітким Anfis АФА. Моделювання виконувалося з варіацією шуму 0…0,5 від рівня сигналу і глибиною прогнозу 0...10 тактів.

У результаті моделювання встановлено, що найкращі результати (найменшу похибку (4.1) і (4.2)) забезпечують вейвлети типу симлет п'ятого порядку з двома рівнями розкладання, а при здійсненні трешолдинга сигналів з шу-

мом перевагу має м'який трешолдинг із локальною адаптацією порога і коефіцієнтом $\alpha = 1{,}7$.

Для пропонованого НВ АФА встановлено: використання для прогнозування вейвлет коефіцієнтів нейронечіткої НМ Anfis не є ефективним; використання НМ із РБФ – ефективне для відносно простих ОК (ПІТ і НКРР); використання каскадної БНМ – ефективне для складних ОК (ПІТ2 і ВЕХР). При цьому каскадна БНМ і НМ із РБФ мали параметри: 32 нейрона в прихованому шарі (із сигмоїдальними функціями активації для каскадної НМ) і 1 нейрон у вихідному шарі з лінійною функцією по кожнім вході. Кількість вейвлет коефіцієнтів, що навчаються, 32 при 2 рівнях розкладання. Кількість епох навчання вибиралась не більш 300.

Графіки похибок $\bar{\varepsilon}_2$ (4.2) ідентифікації ОК з рівнем шуму 0,1 (відношення сигнал/шум близько 20 дБ) наведені на рис. 4.3.

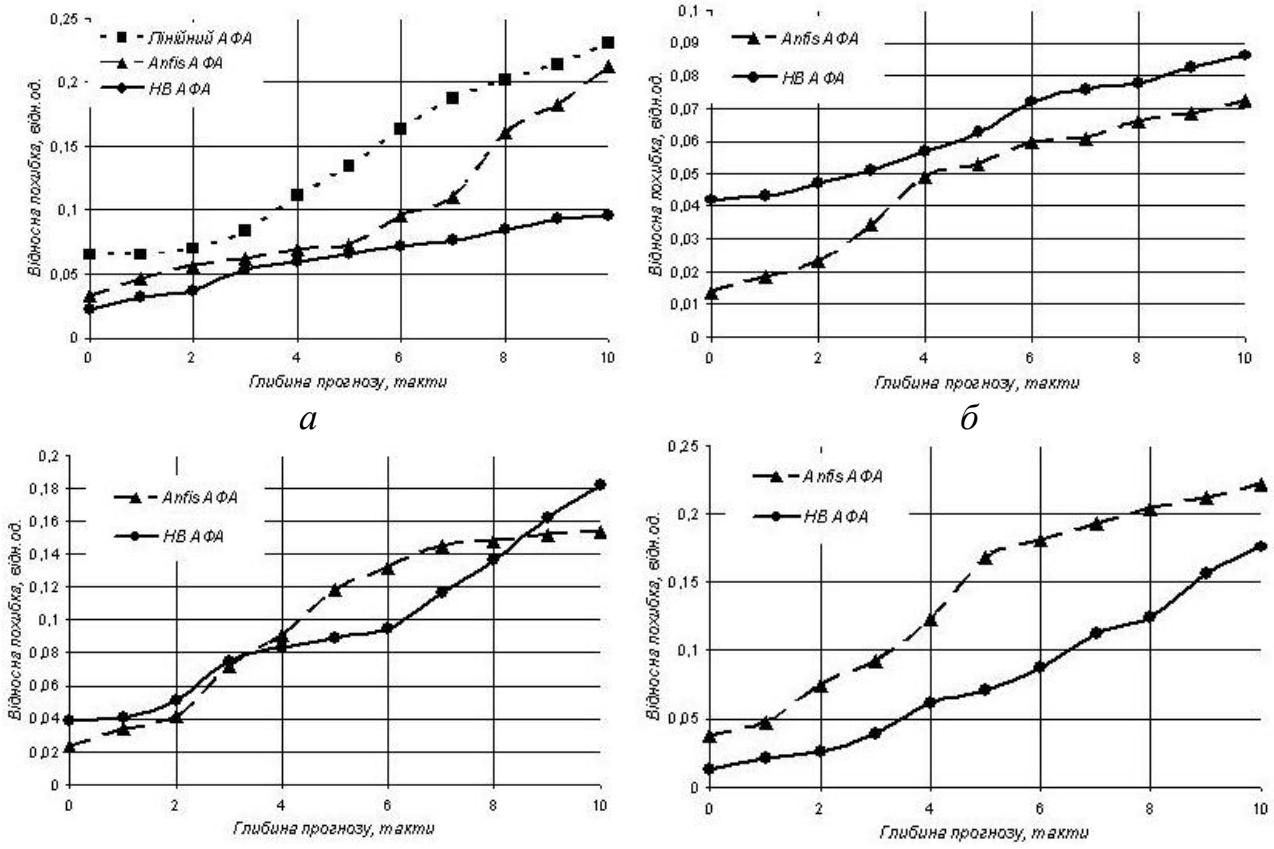


Рис. 4.3. Залежність похибки ідентифікації $\bar{\varepsilon}_2$ від глибини прогнозу n для ОК: ПІТ (*а*), НКРР (*б*), ПІТ2 (*в*) і ВЕХР (*г*)

Аналіз отриманих результатів показує, що:

- лінійний АФА працездатний лише при ідентифікації ПІТ. У цілому він має меншу точність у порівнянні з Anfis і НВ АФА;

- пропонований НВ АФА перевершує по точності інші АФА, за винятком ідентифікації НКРР (поступається Anfis АФА), а також ідентифікації ПІТ2 (рівний по якості з Anfis АФА).

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків [141] показала, що ідентифікація за допомогою НВ АФА адекватна з імовірністю 0,99 відповідним ОК при шумі 0,1 і глибині прогнозу до 10 тактів.

4.2. Метод ідентифікації нелінійних процесів за часовими реалізаціями

Ідентифікація процесу, як динамічної системи, полягає [59] в одержанні чи уточненні за експериментальними даними математичної моделі цього процесу, вираженої за допомогою того чи іншого математичного апарату.

Нелінійний процес (динамічна система) зображається векторним рівнянням:

$$\dot{x} = \Phi(x, \lambda), \tag{4.3}$$

де Φ – нелінійна функція розмірності d; x і λ – вектори координат і параметрів системи.

Процес у вигляді потоку (4.3) може бути також представлений дискретним відображенням Пуанкаре:

$$x[k+1] = \Phi\{x[k], \lambda\};\ x[k] = \{x_1[k], ..., x_{d-1}[k]\}, \tag{4.4}$$

де k – такт часу $t = k \cdot T$; T – період дискретизації.

Як відомо [20-22, 144], рівняння виду (4.3) і (4.4) залежно від значень параметрів порядку λ мають чотири стійких рішення: стан рівноваги, коли після перехідного процесу система досягає стаціонарного стану; періодичне і квазіперіодичне рішення, а також хаос. Цим типам рішень відповідають атрактори системи у вигляді стійкої рівноваги, граничного циклу, квазіперіодичного атрактора і хаотичного (дивного) атрактора.

Відмінною рисою останнього є його чутливість до початкових умов і дробова розмірність – фрактальність (властивість самоподоби на різних масштабах).

Зміна значень параметрів λ рівняння системи (4.3), (4.4) викликає втрату стійкості одного стану (режиму функціонування) системи і перехід (біфуркацію) її в інший стан.

Розглянутий формальний підхід про чотири стійкі режими добре погоджується з результатами теоретичних і експериментальних досліджень процесів дроблення і здрібнювання [6, 7, 14, 23], як нелінійних динамічних ОК зі змінною структурою (розмірністю, режимом динаміки) і параметрами, що залежать від властивостей руди, конструктивних і технологічних змінних.

4.2.1. Характеристики нелінійних хаотичних процесів.

Найважливішою характеристикою хаотичного руху у фазовому просторі довільної розмірності є ентропія Колмогорова K, що описує динамічне поводження на дивному атракторі.

Безладдя (хаос) є поняттям теорії інформації, тому ентропія Колмогорова K пропорційна швидкості втрати інформації про стан динамічної системи з часом і показує наскільки динамічна система хаотична [22]:

$$K = -\lim_{T\to 0}\lim_{\varepsilon\to 0}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{NT}(K_{k+1}-K_k) = -\lim_{T\to 0}\lim_{\varepsilon\to 0}\lim_{N\to\infty}\frac{1}{NT}\sum_{i_0\ldots i_k}P_{i_0\ldots i_k}\ln P_{i_0\ldots i_k}, \qquad (4.5)$$

де $K_{k+1}-K_k$ – втрата інформації на інтервалі часу від k до $k+1$; $P_{i_0\ldots i_k}$ – спільна ймовірність перебування точки $x[0]$ в осередку фазового простору i_0 розміром ε, $x[1T]$ – в i_1, … і $x[kT]$– в i_k; N – тривалість часової реалізації.

K-ентропія дорівнює нулю для регулярного руху, нескінченна для випадкових систем, позитивна й обмежена для систем з детермінованим хаосом.

Колмогорівська K-ентропія дозволяє визначити середній час, на який можна передбачити стан системи з динамічним хаосом. Точне прогнозування стану цієї системи можливе тільки на інтервалі часу T_d, такому, що $\varepsilon\cdot e^{KT_d}=1$ [22], відкіля

$$T_d = \frac{1}{K}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right). \qquad (4.6)$$

Точність визначення початкового стану системи характеризується величиною дискретизації фазового простору ε і впливає на T_d логарифмічно.

Відстань між найближчими точками атрактора до і після біфуркацій знаходиться в універсальному відношенні. Самоподоба такого явища описується за допомогою фрактальної розмірності Хаусдорфа D_H [20], що характеризує швидкість росту числа осередків покриття $N(\varepsilon)$ даної множини при зменшенні розміру осередків ε:

$$D_H = -\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{\log N(\varepsilon)}{\log\varepsilon}, \qquad (4.7)$$

де основа логарифма довільна.

4.2.2. Визначення характеристик стану нелінійних процесів.

Для рішення задачі ідентифікації необхідно визначити режим функціонування системи і її розмірність (порядок), а потім реконструювати модель системи (4.3) чи (4.4).

Експериментальний сигнал містить інформацію про режим роботи (атрактор) системи, що породжує. Якісними ознаками хаотичності руху системи є: нерегулярність часового сигналу; смугові складові на низьких частотах у його спектрі; швидкий спад автокореляційної функції сигналу і самоподібна структура його часо-частотного (вейвлет) перетворення.

Для періодичних рухів спектр сигналу містить дискретні лінії, тоді як хаос через аперіодичність зображається смугою на низьких частотах.

Кореляційна функція для регулярних рухів постійна чи осцилює, а в хаотичному режимі експоненційно спадає.

Усі відомі дивні атрактори мають фрактальну розмірність (самоподібні) [26], що легко видно по вейвлет перетворенню сигналу.

Доведено [20-22], що по одній часовій реалізації (що спостерігається) можна визначити наступні характеристики:

- фазовий портрет атрактора (режиму роботи);
- кореляційну розмірність D_C (нижню границю розмірності Хаусдорфа (4.7) $D_C < D_H$);
- розмірність вкладення атрактора d (розмірність фазового простору) динамічної системи;
- кореляційну ентропію K_C (нижню границю ентропії Колмогорова (4.5) $K_C < K$), що характеризує наскільки хаотичний сигнал.

По отриманій часовій реалізації (сигналу $x = x(t)$, що спостерігається), задавши затримку τ і розмірність d фазового простору, будується його дискретне відображення:

$$x[k] = \{x[k], x[k-m], x[k-2m], \ldots, x[k-(d-1)m]\}, \tag{4.8}$$

де m – ціле число ($m = \tau / T$).

При переборі по k виходить дискретний набір точок у d-мірному просторі, що при сталому режимі системи відповідно до теореми Такенса [78] є фазовим портретом атрактора.

Чисельне визначення розмірності атрактора виконується за допомогою кореляційної розмірності [20-22]:

$$D_C = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{\log\left(\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2\right)}{\log \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \to 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon}, \tag{4.9}$$

яка обчислюється за кореляційним інтегралом:

$$C(\varepsilon) = \lim_{N \to \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \left\| x_i - x_j \right\|], \tag{4.10}$$

оцінюваному по відображенню (4.8). Величина D_C пов'язана з $C(\varepsilon)$ у такий спосіб: $\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2$ – імовірність того, що дві точки на атракторі лежать усередині осередку ε^D (імовірність того, що дві точки атрактора розділені відстанню, ме-

ншою ε); $\sum_{i,j}\chi[\varepsilon-\|x_i-x_j\|]$ – число пар i і j, для яких відстань $\|x_i-x_j\|<\varepsilon$; χ – східчаста функція Хевісайда; $x_i = x[iT]$.

Значення розмірності D_C визначається по нахилу лінійної ділянки залежності $\log C(\varepsilon)$ від $\log\varepsilon$. Крім того, будується залежність $D_C(d)$ зі збільшенням d у виразі (4.8) доти, поки D_C не досягне насичення. Розмірність d, починаючи з якої D_C перестає змінюватися, є мінімальна розмірність вкладення атрактора, тобто найменша ціла розмірність фазового простору, що містить весь атрактор.

Разом з тим, із теореми про вкладення [20, 22] випливає, що оцінка розмірності фазового простору d визначається через оцінку розмірності атрактора D_C реальної динамічної системи (формула Мане):

$$d \geq 2D_C + 1. \tag{4.11}$$

На практиці значення d по виразу (4.11) для відображень виявляється завищеним, тому часто обмежуються простором розмірності $d \geq D_C$.

Оцінку (знизу) колмогорівської ентропії K можна одержати з урахуванням (4.5) і (4.10) у виді:

$$K_C = -\lim_{\varepsilon\to 0}\lim_{k\to\infty}\ln[C_k(\varepsilon)/C_{k+1}(\varepsilon)] \leq K, \tag{4.12}$$

де узагальнений кореляційний інтеграл $C_k(\varepsilon)$ обчислюється по відображенню (4.8) відповідно до виразу:

$$C_k(\varepsilon) = \lim_{N\to\infty} N^{-2}\sum_{i,j}\chi[\varepsilon-\|x_i-x_j\|_k] = \sum_{i_1\ldots i_k} P^2_{i_1\ldots i_k}. \tag{4.13}$$

Тут $\|x_i-x_j\|_k = \sqrt{\sum_{n=0}^{k-1}(x_{i+n}-x_{j+n})^2}$.

Значення $K_C = const > 0$ є достатньою умовою існування хаотичного режиму.

Оцінка (зверху) інтервалу передбачуваності виконується аналогічно виразу (4.6):

$$T_C = \frac{1}{K_C}\ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right) \geq T_d \ . \tag{4.14}$$

За часи, більші T_C, можливе тільки статистичне прогнозування, інтервал (глибина) якого залежить від кореляційної функції процесу [14].

Реконструкція моделі динамічної системи на основі аналізу часових реалізацій полягає у виборі базисних функцій (структури) і їх коефіцієнтів (параметрів) моделі, а також визначенні значень параметрів моделі, оптимальним чином відповідних часовій реалізації.

Для рішення задачі реконструкції моделі (4.3), (4.4) формується d-мірне відображення виду:

$$\begin{aligned} x_{1,i+1} &= \Phi_1\{x_{1,i}, x_{2,i}, ..., x_{d,i} | \lambda\}; \\ &\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots\cdots \\ x_{d,i+1} &= \Phi_d\{x_{1,i}, x_{2,i}, ..., x_{d,i} | \lambda\}, \end{aligned} \tag{4.15}$$

де $x_{j,i}$ – координати вектора стану в моменти часу $i \cdot T$; $j = \overline{1,d}$; $i = \overline{d, N-1}$.

Далі еволюційні функції $\Phi_j\{x_i\}$ відображаються у вигляді розкладання по деякому базисі із шуканими коефіцієнтами (параметрами) λ.

Традиційно для апроксимації функцій використовуються поліноми Лежандра чи інші. Коефіцієнти цих поліномів утворюють невідомі параметри λ, значення яких обираються так, щоб якнайкраще відповідати часовим реалізаціям, що спостерігаються, наприклад, за критерієм мінімуму похибки:

$$E_x^2 = \sum_{j=1}^{d} \sum_{i=d}^{N-1} \left[x_{j,i+1} - \Phi_j\{x_i\} \right]^2 \to \min. \tag{4.16}$$

Для розв'язання системи (4.15) за критерієм (4.16) звичайно застосовується метод найменших квадратів (за умови, що N більше кількості параметрів λ).

Перевагою традиційного підходу є його простота (пошук тільки однієї функції Φ), а істотними недоліками – громіздкість одержуваної моделі, а також наявність процедури чисельного диференціювання, що призводить до великих похибок обчислень.

Більш продуктивним для апроксимації функцій $\Phi_j\{x_i\}$ є використання НМ чи гібридних НМ з нечіткою логікою, що є універсальними й ефективними апроксиматорами. Їх параметрами λ є ваги нейронів, а також коефіцієнти їх функцій активації і належності (для гібридних мереж). Навчання мереж здійснюється, наприклад, методом зворотного поширення похибки і полягає у визначенні значень параметрів λ, що оптимальним чином (за критерієм (4.16)) відповідають спостерігаємим часовим реалізаціям.

Реконструйована модель, що правильно передає динаміку на атракторі може бути неадекватною до опису траєкторії наближення до атрактора і виходу в сталий режим. Для вирішення таких проблем необхідно додатково обробляти реалізації, що характеризують процеси встановлення. Це може бути здійснене шляхом реалізації адаптивної ідентифікації ОК у процесі функціонування сис-

теми керування, що відносно просто виконується за допомогою нейронних і гібридних мереж, але дуже трудомістко при традиційному підході.

4.3. Композиційний метод структурно-параметричної ідентифікації

4.3.1. Задача структурно-параметричної ідентифікації.

Сформулюємо задачу ідентифікації ОК таким чином: на підставі експериментальної множини функцій (часових рядів) збурень, керувань і виходів в умовах завад визначити структуру (узагальнену функцію Φ) і вектор параметрів a моделі виду (2.16):

$$\hat{Y}[k+n]=\Phi\{Y[k],u[k],w[k],\xi[k],a[k],k\}, \tag{4.17}$$

що достатньо точно (у сенсі деякого критерію) апроксимують ОК відносно вхідних і вихідних величин у всьому функціональному просторі. Тут $Y[k],u[k],w[k],\xi[k]$ – відповідно, вектори (матриці) виходу процесу, його керувань, збурень і шуму до поточного часу k з відповідними глибинами пам'яті; n – глибина прогнозу (для компенсації чистого запізнювання і часу на синтез і реалізацію керування).

Вважаємо, що оцінка $\hat{Z}[k]$ стану ОК (4.17) виконується за допомогою відповідних фільтрів спостереження (2.17):

$$\hat{Z}[k]=\Phi_{\hat{Z}}\{Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1]),\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k],k\}, \tag{4.18}$$

де $\{Y[k],u[k],w[k]\}\subset\hat{Z}[k]$ і $\hat{Z}[k]$ – вектор (матриця) оцінки стану каналу системи; $\Phi_{\hat{Z}}$ – узагальнена функція перетворення (метод, алгоритм); $Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1])$, $\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k]$ – відповідно, вектор (матриця) відомих (виміряних) значень передісторії стану каналу (до моменту часу $k-n_Z+1$); лінійно незалежні функції, що характеризують властивості часового ряду (наприклад, автокореляційна функція, дисперсія тощо); шуми вимірювань та параметри прогнозуючого фільтра.

Як міру точності ідентифікації використовується, наприклад, критерій мінімуму похибки між експериментальними $Y^*[k+n]$ і модельними значеннями виходу (4.17):

$$J=E\left\{\left\|Y^*[k+n]-\hat{Y}[k+n]\right\|\right\}\to min \tag{4.19}$$

при дотриманні обмежень на функціональний простір. Тут E – математичне очікування.

Таким чином, формування вектора $I_s=\{\Phi,a\}$ оцінки структури Φ (структурна ідентифікація) і параметрів a (параметрична ідентифікація) моделі ОК

(4.17) здійснюється на основі векторів сигналів спостереження $\hat{Z}[k]$ (4.18) шляхом мінімізації прийнятого функціонала:

$$J[I_S] \to \min_{I_s \in S} J \Rightarrow I_s^{opt} = \{\Phi_{opt}, a_{opt}\}, \tag{4.20}$$

де обмеження S, в загальному випадку, рівні:

$$S = \begin{cases} \{h(I_S) \geq 0\} \subseteq S_h; \\ \{g(I_S) = 0\} \subseteq S_g; \\ \{\phi_i,\ i = \overline{1, D}\} \subseteq S_D. \end{cases} \tag{4.21}$$

Тут h, g – неперервні функції; ϕ_i – елементи дискретного вектора D можливих значень структурної функції $\Phi = \{\phi_i\}$.

При розв'язанні задачі (4.20)-(4.21) мають бути визначені (обрані):

- ефективні методи оптимізації;
- зміст критерію (функціонала) J;
- способи врахування обмежень S;
- тип структури моделі;
- базисні функції.

4.3.2. Структурна оптимізація.

Вирази (4.20)-(4.21) є комбінацією безперервного задачі математичного програмування і задачі дискретного програмування. Остання при малих D вирішується шляхом повного перебору, а при великих D – або структурними методами, або зведенням дискретної задачі до безперервної і подальшим її вирішенням методами параметричного пошуку.

Крім того, задача (4.20)-(4.21), зважаючи на нелінійність ОК і довільний вигляд функціонала, є багатоекстремальною (полімодальною), що вимагає використання методів глобальної оптимізації.

Найбільш ефективними [59, 96, 101] при глобальній оптимізації нелінійних систем є пошукові методи, в яких алгоритм пошуку оптимального рішення зв'язує наступні один за одним рішення $I_S(K+1) = F[I_S(K)]$, де F – алгоритм пошуку, що вказує які операції слід зробити на кроці K при $I_S(K)$, щоб отримати рішення $I_S(K+1) \succ I_S(K)$. Тут знак переваги $\succ$ при мінімізації функціонала має сенс:

$$J[I_S(K+1)] < J[I_S(K)]. \tag{4.22}$$

Алгоритм рішення задачі оптимізації F виконує функції збору інформації і прийняття рішення. Наприклад, в алгоритмах прямого випадкового пошуку (ПВП) задаються напрямки пошуку і визначаються значення функціонала J в

точках $I_s(K) \pm \gamma\sigma$. Рішення полягає у виборі кроку в напрямку зменшення цього функціонала:

$$I_s(K+1) = I_s(K) - \omega\sigma\{J[I_s(K) + \gamma\sigma] - J[I_s(K) - \gamma\sigma]\}, \qquad (4.23)$$

де ω, σ, γ – параметри, що визначають сфери прийняття рішення (ω) і збору інформації (γ) та одиничний випадковий напрямок (σ). У загальному випадку ці параметри можуть змінюватися (адаптуватися) до процедури пошуку і виду гіперповерхні прийнятого функціонала.

Розвитком методів випадкового пошуку, насамперед, у підвищенні ефективності процедур спрямованого пошуку, є еволюційні алгоритми, що реалізовують біокібернетичний підхід для пошуку оптимальних рішень [96]. Вони моделюють процес біологічної еволюції: мутації структури і параметрів δI_s, їх схрещування (розмноження) $I_s(K+1) = I_s(K) + \delta I_s(K)$ і правило добору. Це дозволяє виявляти їх сприятливі варіації, за допомогою яких будується послідовність поліпшуваних рішень із властивістю (4.22).

Найбільше поширення серед цих алгоритмів одержали генетичні алгоритми (ГА) [111], основані на моделюванні розвитку біологічної популяції на рівні геномів. Нехай у задачі оптимізації за допомогою ГА потрібно знайти мінімум функціонала (функції пристосованості) $J[I_s]$. Популяція (геном) являє собою набір векторів $R_t = \{I_{si}(t)\}, i = \overline{0, M}$, де M – розмір популяції, а t – час її життя (шаги K). Елементи $I_{si}(t)$ – особи (гени-рішення), а поточний набір $\{I_{si}(t)\}$ складає генофонд популяції.

Елементи множини R_t здатні еволюціонувати за наступними правилами:

1) якщо $J[I_{si}(t)]$ малий, то особа $I_{si}(t)$ вважається вдалою й одержує пріоритет при розмноженні. Імовірність загибелі цієї особи знижується;

2) якщо $J[I_{si}(t)]$ великий, то особа $I_{si}(t)$ вважається невдалою, імовірність розмноження для цієї особи знижується і підвищується імовірність загибелі;

3) мутації: будь-яка особа має рівну імовірність мутації, тобто зсуву на невелику величину $I_{si}(t) \to I_{si}(t) + \delta I_s$. Закон визначення δI_s залежить від реалізації алгоритму. Типовий вибір – багатомірний нормальний розподіл з нульовим математичним очікуванням;

4) розмноження (схрещування): відповідно до ймовірностей, визначених на кроках 1 і 2, кожна особа має імовірність розмноження тим більшу, чим менше відповідний їй функціонал. При схрещуванні дві особи утворюють нові:

$$I_{si}(t+1) = c_t[I_{sj}(t) - I_{si}(t)] + I_{si} + \chi_t;\ I_{sj}(t+1) = c_t[I_{si}(t) - I_{sj}(t)] + I_{sj} + \chi_t, \qquad (4.24)$$

де c_t – скаляр і χ_t – вектор, що залежать від часу t; $i, j \in M$.

Схрещування передбачає далекі (випадкові) стрибки в просторі пошуку, забезпечуючи можливість виходу з локальних екстремумів. Крім того, схрещу-

вання "лагодить" деякі ушкодження, що роблять мутації, і забезпечує постійну мінливість;

5) загибель (добір): відповідно до імовірності, визначеної на кроках 1 і 2, особа може загинути, тобто бути вилученою з множини R_t.

Тут у наявності спадковість, мінливість і добір, – рушійні сили біологічної еволюції за Ч. Дарвіним.

До переваг ГА відносять здатність знаходження глобального екстремуму і продуктивність, а до їх недоліків – потребу у великому обсязі пам'яті (пропорційному розміру популяції) і відносно низьку швидкодію на фон-неймановських ЕОМ.

4.3.3. Критерії оптимізації та обмеження.

При розв’язанні задачі (4.20)-(4.21) актуальним є також вибір ефективних для конкретного випадку критеріїв якості моделі (функціонала J). Для структурної ідентифікації ефективними вважаються зовнішні критерії [145], що адекватні задачі побудови моделей із мінімальною дисперсією похибки прогнозу, і поділяються на критерії регулярності і критерії незміщенності (мінімуму зсуву) [79].

До критеріїв регулярності відноситься критерій мінімуму відносної похибки покрокового інтегрування:

$$J_{\varepsilon} = \frac{\left\| Y^*[k+n] - \widehat{Y}[k+n] \right\|}{\left\| Y^*[k+n] \right\|}, \tag{4.25}$$

який обчислюється на всій вибірці експериментальних даних N, а також критерій мінімуму вибіркової відносної похибки:

$$J_{\varepsilon B} = \frac{\left\| Y^*[k+n] - \widehat{Y}_A[k+n] \right\|_B}{\left\| Y^*[k+n] \right\|_B}. \tag{4.26}$$

Тут оптимізація моделі здійснюється на навчальній вибірці A (вихід моделі $\widehat{Y}_A[k+n]$), а перевірка її ефективності (величини похибки) на перевірочній послідовності B, що відмічене в (4.26) індексом знизу. Вся вибірка $N = A + B$.

Критерії (4.25), (4.26) чутливі до рівня шуму в початкових даних і при збільшенні завад їх мінімум зміщується в область простіших моделей.

Стійкіші до завад критерії незміщенності. Наприклад, критерій мінімуму зсуву, заснований на аналізі рішень, має вигляд:

$$J_{см} = \frac{\left\| \hat{Y}_A[k+n] - \hat{Y}_B[k+n] \right\|}{\left\| Y^*[k+n] \right\|}, \tag{4.27}$$

де $\hat{Y}_A[k+n]$ і $\hat{Y}_B[k+n]$ – виходи моделей, навчених на вибірках A і B, відповідно. Тут обчислення зсуву здійснюється на всій вибірці N.

Для узгодження вимог критеріїв (4.25)-(4.27) використовується комбінований критерій з ваговим коефіцієнтом μ, наприклад, у вигляді:

$$J_{комб} = \mu J_{\varepsilon} + (1-\mu) J_{см};\ 0 \le \mu \le 1. \tag{4.28}$$

Для критеріїв регулярності навчальна і перевірочна послідовності (вибірки) рівні $A = 0{,}7N$ і $B = 0{,}3N$, а для критеріїв мінімуму зсуву – $A = 0{,}5N$ і $B = 0{,}5N$ [79].

Обмеження, що накладаються при розв'язанні задачі (4.20)-(4.21), $I_s(K) + \delta I_s(K) \in S$ припускають $\Phi + \delta\Phi \in S$ і $a + \delta a \in S$. Обмеження $S_1 = S_h \bigcap S_g$ формують безперервну задачу математичного програмування, а $S_2 = S_h \bigcap S_D$ – задачу дискретного програмування. При цьому обмеження $S = \{S_1, S_2\}$ можна врахувати наступним чином:

- при обмеженнях типу нерівності $S = S_h$ вдалим вважається крок, коли виконується умова (4.22) і $I_s(K) \in S$, інакше крок невдалий і треба повернутися в попередній стан з подальшим новим кроком із нього;

- при обмеженнях типу рівності $S = S_g$ вводять коридор $\left\| g(I_s) \right\| < \varepsilon_{доп}$, обмежений допустимою похибкою $\varepsilon_{доп}$;

- обмеження $S = S_h \bigcap S_g$ є комбінацією перших двох випадків;

- при обмеженнях на дискретність структурних функцій $S = S_D$ здійснюється випадковий вибір нової точки біля початкової точки: $\left\| I_{si}(K+1) - I_{si}(K) \right\| < \varepsilon$, де I_{si} - вектор структурно-параметричних факторів зі значенням структурної функції ϕ_i. Якщо $\Theta_{\varepsilon}(K)$ – множина векторів I_{si}, що задовольняє вищенаведеній умові, то на $K+1$ кроці із $\Theta_{\varepsilon}(K)$ обирають точку (значення I_{si}), яке задовольняє умовам $J[I_{si}(K+1)] < J[I_{si}(K)]$ і $I_{sz}(K+1) \in \Theta_{\varepsilon}(K)$. Очевидно, що при $S = S_h \bigcap S_D$ додатково потрібно, щоб $I_{si}(K+1) \in S_h$.

4.3.4. Структура і базисні функції моделі.

Для побудови і реалізації структури динамічної прогнозуючої моделі ОК (4.17) використовуються різні підходи [62, 77]. При цьому відомо, що нелінійна динамічна система (модель ОК) може бути представлена шляхом композиції лінійної динамічної (ЛДЛ) і нелінійної статичної (НСЛ) ланок, наприклад, у вигляді моделі Вінера-Гаммерштайна (Wiener-Hammerstein) – рис. 4.4.

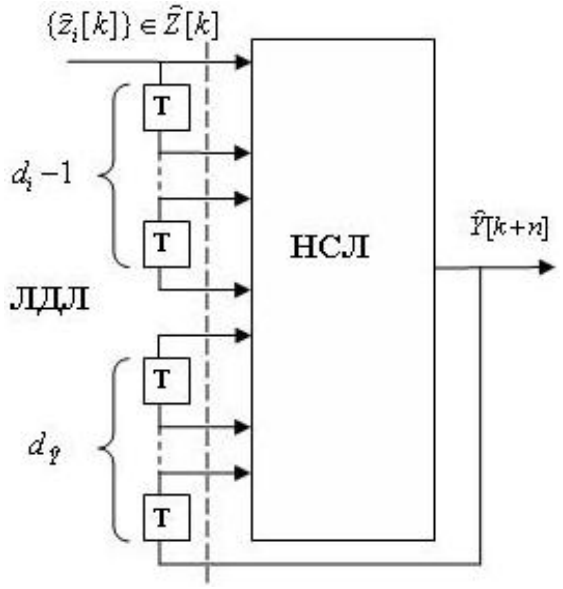


Рис. 4.4. Структура Вінера-Гаммерштайна прогнозуючої моделі нелінійного динамічного ОК

Тут ЛДЛ є лініями затримки, величини яких (глибина пам'яті) визначаються розмірністю вхідних $d_i - 1$ і вихідних $d_{\hat{Y}}$ змінних [146]. А у якості НСЛ можуть використовуватися як традиційні засоби: поліноми Лежандра, Колмогорова-Габора (Вольтерра) тощо, так й інтелектуальні – НМ, гібридні НМ з нечіткою логікою тощо.

Рівняння ОК (4.17) на основі НМ прямого поширення з прихованим шаром являє собою рівняння згортки:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \Phi_{\hat{Y}} \{ \sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot \Phi_l (\sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot y_m[k-\tau]) \}, \tag{4.29}$$

де P – множина глибини пам'яті відповідних входів; $\Phi_{\hat{Y}}$ – активаційна функція вихідного шару НМ; Q – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; Φ_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і l-го нейрона; y_m – вхід НМ.

У загальному випадку входами НМ (4.29) згідно (4.17), (4.18) і рис. 4.4 є $\{\hat{Y}[k], \hat{Z}[k]\} \subset \{y_m[k-\tau]\}$, а її структурними характеристиками – $\{T_s, P, \Phi_{\hat{Y}}, \Phi_l, r_s\} \subset \Phi$, де T_s – тип структури і розмір прихованого шару – $r_s \subset Q$. При цьому параметрами НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

Прогнозування за допомогою НМ із РБФ виконується згідно рівняння:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \Phi_{\hat{Y}} \{ \sum_{l,m \in Q} v_l \cdot \Phi_l (\vartheta_l, \| y_m[k-\tau] - \upsilon_l \|) \}, \tag{4.30}$$

де ϑ_l, υ_l - параметри РБФ l –го нейрона прихованого шару.

Структурними характеристиками НМ (4.30) є $\{T_s, P, \Phi_{\hat{Y}}, \Phi_l, r_s\} \subset \Phi$, а її параметрами – $\{v_l, \vartheta_l, \upsilon_l\} \subset a$.

Рівняння ОК на основі гібридної НМ з нечіткою логікою Anfis являє собою рівняння згортки виду:

$$\hat{Y}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \tag{4.31}$$

де $\beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau])$; $\alpha_m[k-\tau] = \underset{l,m \in Q}{Tn}\{L_{l,m}(y_m[k-\tau])\}$; $U = U(a_U)$; $L = L(a_L)$.

Тут U_m^{-1} – функція, зворотна функції належності проміжного виходу m мережі із параметрами a_U; α_m – значення проміжного виходу; Tn – довільна t-норма [75] моделювання логічної операції «І»; $L_{l,m}$ – функція належності нечіткого правила l входу m із параметрами a_L.

Структурними характеристиками НМ (4.31) є $\{T_s, P, U_m, L_{l,m}, r_p\} \subset \Phi$, де кількість правил розкладання по входам $r_p \subset Q$, а її параметрами – $\{a_U, a_L\} \subset a$.

В виразах (4.29)-(4.31) використовуються однорідні НМ (із однотипними нейронами).

Ідентифікація параметрів (навчання) НМ прямого поширення (4.29) здійснюється, зазвичай, за допомогою градієнтних алгоритмів, наприклад, алгоритму зворотного поширення похибки в просторі параметрів $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$ при заданих структурі моделі ОК і структурних характеристиках Φ з метою мінімізації похибки прогнозу (4.19) чи (4.25).

При навчанні НМ із РБФ (4.30) спочатку визначаються центри і відхилення для радіальних елементів, після цього оптимізуються параметри лінійного вихідного шару: $\{v_l, \vartheta_l, \upsilon_l\} \subset a$.

Навчання гібридної НМ Anfis (4.31) виконується аналогічно НМ (4.29) шляхом оптимізації параметрів функцій належності мережі $\{a_U, a_L\} \subset a$.

Перевагою цих алгоритмів параметричного навчання НМ є простота і швидкодія, а недоліком – їх локальність (висока ймовірність застрявання у локальному екстремумі).

Таким чином до структурних характеристик необхідно віднести і множину методів навчання НМ.

Критерії (4.26)-(4.28) використовуються для структурної оптимізації, а критерії (4.19) і (4.25) – для параметричної.

Відповідно вищевикладеному задача (4.20)-(4.21) має велику розмірність (кількість структурних характеристик і параметрів у реальності становлять сотні, тисячі й десятки тисяч). Внаслідок цього самостійне використання пошукових алгоритмів глобальної оптимізації для структурно-параметричної ідентифікації має низьку ефективність (малу швидкість збіжності) через їх відносно ни-

зьку швидкодію. Тому доцільним є реалізація в пропонованій методиці спільного використання (композиція) алгоритмів глобальної оптимізації (для структурної ідентифікації моделі) і алгоритмів локальної оптимізації (для параметричного навчання та ідентифікації моделі).

4.4. Методика ідентифікації процесів дроблення і здрібнювання

Структурна схема ідентифікації нелінійних процесів дроблення і здрібнювання наведена на рис. 4.5.

Відповідно до викладеного в п.п. 4.1-4.3 вона складається із двох процедур: визначення стану ОК та його структурно-параметричної ідентифікації.

Рис. 4.5. Структурна схема ідентифікації нелінійних процесів дроблення і здрібнювання

4.4.1. Визначення стану об’єкта керування.

4.4.1.1. Процедура визначення режиму функціонування ОК містить:

- якісний аналіз вигляду часового сигналу, його спектра, кореляційної функції і часо-частотного перетворення;
- побудову фазового портрета атрактора за дискретним відображенням часової реалізації (4.8);

- обчислення кореляційної ентропії K_C за виразами (4.12), (4.13), що є оцінкою знизу K-ентропії Колмогорова (4.5) і характеризує ступінь хаотичності режиму.

4.4.1.2. Визначення розмірності (порядку) ОК містить:

- обчислення кореляційного інтервалу передбачуваності (глибини прогнозу) процесу T_C за виразом (4.14), що є оцінкою зверху інтервалу точного прогнозування стану системи T_d (4.6);

- обчислення кореляційної розмірності атрактора D_C за виразами (4.9), (4.10), що характеризує нижню границю фрактальної розмірності D_H (4.7);

- визначення розмірності вкладення атрактора d (розмірності фазового простору) системи за виразом (4.11) і за графіком залежності $D_C(d)$.

4.4.1.3. Формування вектора оцінки спостереження (прогнозування) містить:

- вибір базисних функцій $\Phi_{\hat{Z}}$ (структури) і параметрів a_Z прогнозуючого фільтра (4.18) (наприклад, у вигляді НВ АФА (див. п. 3.4));

- настроювання (визначення) параметрів a_Z, які оптимальним чином (наприклад, за критерієм (4.16)) відповідають експериментальній часовій реалізації (4.15).

4.4.2. Структурно-параметрична ідентифікація.

4.4.2.1. Формування задачі ідентифікації здійснюється із визначенням (вибором):

- метода структурної (глобальної) оптимізації (ПВП чи ГА згідно (4.23), (4.24));

- критерію структурної оптимізації (4.26)-(4.28);

- способів врахування обмежень;

- типа структури моделі (наприклад, Вінера-Гаммерштайна на рис. 4.4);

- базисних функцій із виділенням їх структурних характеристик і параметрів згідно (4.29)-(4.31);

- методів параметричної оптимізації із вибором критерію регулярізації (4.19) чи (4.25).

Цей вибір виконується на етапі проектування системи керування ОК і базується на апріорних (теоретичних і експериментальних) даних. При необхідності він має бути скорегованим.

4.4.2.2. Структурна ідентифікація здійснюється за допомогою композиції методів глобальної оптимізації (4.23) чи (4.24), що вміщують генерування структур моделей-претендентів (базисних функцій (4.29)-(4.31) зі своїми структурними характеристиками), і методів локальної параметричної оптимізації (навчання НМ моделей (4.29)-(4.31)), а також селекції кращих моделей за критерієм структурної оптимізації (4.26), (4.27) чи (4.28).

4.4.2.3. Параметрична ідентифікація полягає в ідентифікації параметрів моделі оптимальної структури шляхом її навчання методом локальної парамет-

ричної оптимізації за критерієм регулярності (4.19) чи (4.25) на всій вибірці даних.

Ідентифікація НМ моделей у пакетному режимі реалізується за допомогою їхнього навчання, а в режимі реального часу – шляхом їхньої адаптації до мінливих умов функціонування ОК.

Для скорочення термінів навчання моделей на реальному ОК доцільно на етапі проектування системи керування ОК виконувати переднавчання цієї моделі на наявних експериментальних даних і (чи) адекватних моделях ОК. При цьому адаптивна ідентифікація моделі в процесі функціонування ОК дозволяє суттєво знизити витрати на попередні експериментальні дослідження його режимів роботи.

В процесі функціонування системи керування ОК розв'язання задачі структурно-параметричної оптимізації може здійснюватися в автоматичному чи автоматизованому режимах.

4.5. Дослідження ефективності методів ідентифікації

4.5.1. Оцінка ефективності ідентифікації за часовими реалізаціями.

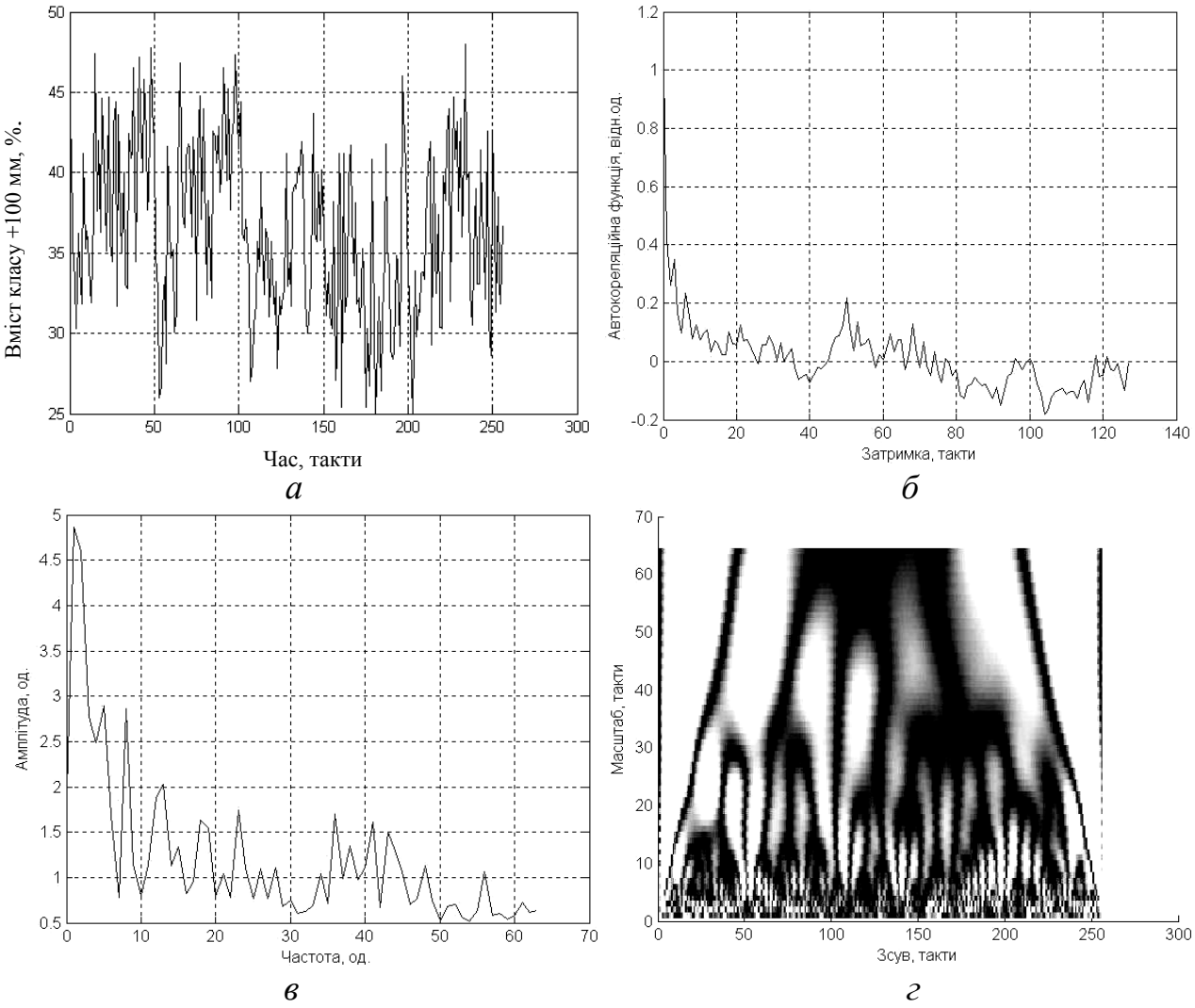
Моделювання процедури ідентифікації за часовими реалізаціями виконувалося відповідно до запропонованої методики у середовищі Matlab.

Як процеси, що ідентифікують, використовувалися часові реалізації відображення Ено і вмісту класу $+100$ *мм* у крупнодробленій руді γ_{+100}, отриманої в умовах Інгулецького ГЗК.

Часові і частотні характеристики сигналу γ_{+100} наведені на рис. 4.6. За їх видом можна сказати про нерегулярність процесу, що породжує. Це випливає з нерегулярного вигляду часової реалізації сигналу γ_{+100} (див. рис. 4.6,*а*), експоненційного спаду його кореляційної функції (рис. 4.6,*б*), наявності значної частини енергії спектра сигналу в низькочастотній області (рис. 4.7,*в*) і самоподібного (фрактального) характеру його вейвлет перетворення (гілляста структура на рис. 4.6,*г* зберігається на різних масштабах).

На рис. 4.7 наведені фазові портрети сигналів процесів, що ідентифікують. Видно, що внесення в систему білого шуму (з амплітудою 0,1 від рівня сигналу) порушує тонку структуру фазового портрета відображення Ено (див. рис. 4.7,*а* і 4.7,*б*).

Побудова фазових портретів сигналу γ_{+100} при розмірності $d \le 3$ і варіації затримки τ не дозволила знайти закономірність руху (див рис. 4.7,*в*). Це може бути викликано або великим рівнем шуму в сигналі, або перебуванням процесу, що породжує, у несталому режимі, або розмірність фазового простору процесу більше 3.



а *б* *в* *г*

Рис. 4.6. Часова реалізація сигналу γ_{+100} (*а*), його кореляційна функція (*б*), спектральна щільність (*в*) і вейвлет перетворення (*г*)

Розрахунки визначили значення кореляційних ентропії і розмірності атракторів відображення Ено $K_{CE} = 0{,}47$ і $D_{CE} = 1{,}14$ (при значеннях параметрів $a = 1{,}85$ і $b = 0{,}05$), а також сигналу γ_{+100} – $K_{C\gamma} = 0{,}39$ і $D_{C\gamma} = 3{,}04$.

При цьому інтервали передбачуваності відповідно до (4.14) складають $T_{CE} = 3{,}42$ такту і $T_{C\gamma} = 4{,}11$ такту (згідно (4.11) тривалість такту дорівнює τ чи в дискретному часі – τ / T).

Для визначення розмірності фазового простору d_γ сигналу γ_{+100} за виразом (4.11) обчислювалася її оцінка зверху: $d_\gamma \le 7{,}1$, а для оцінки значення d_γ знизу будувалась залежність $D_{C\gamma}(d_\gamma)$, що наведена на рис. 4.8. З неї випливає, що розмірність атрактора $D_{C\gamma}$ практично перестає зростати (входить у насичення) при розмірності фазового простору $d_\gamma \ge 4$.

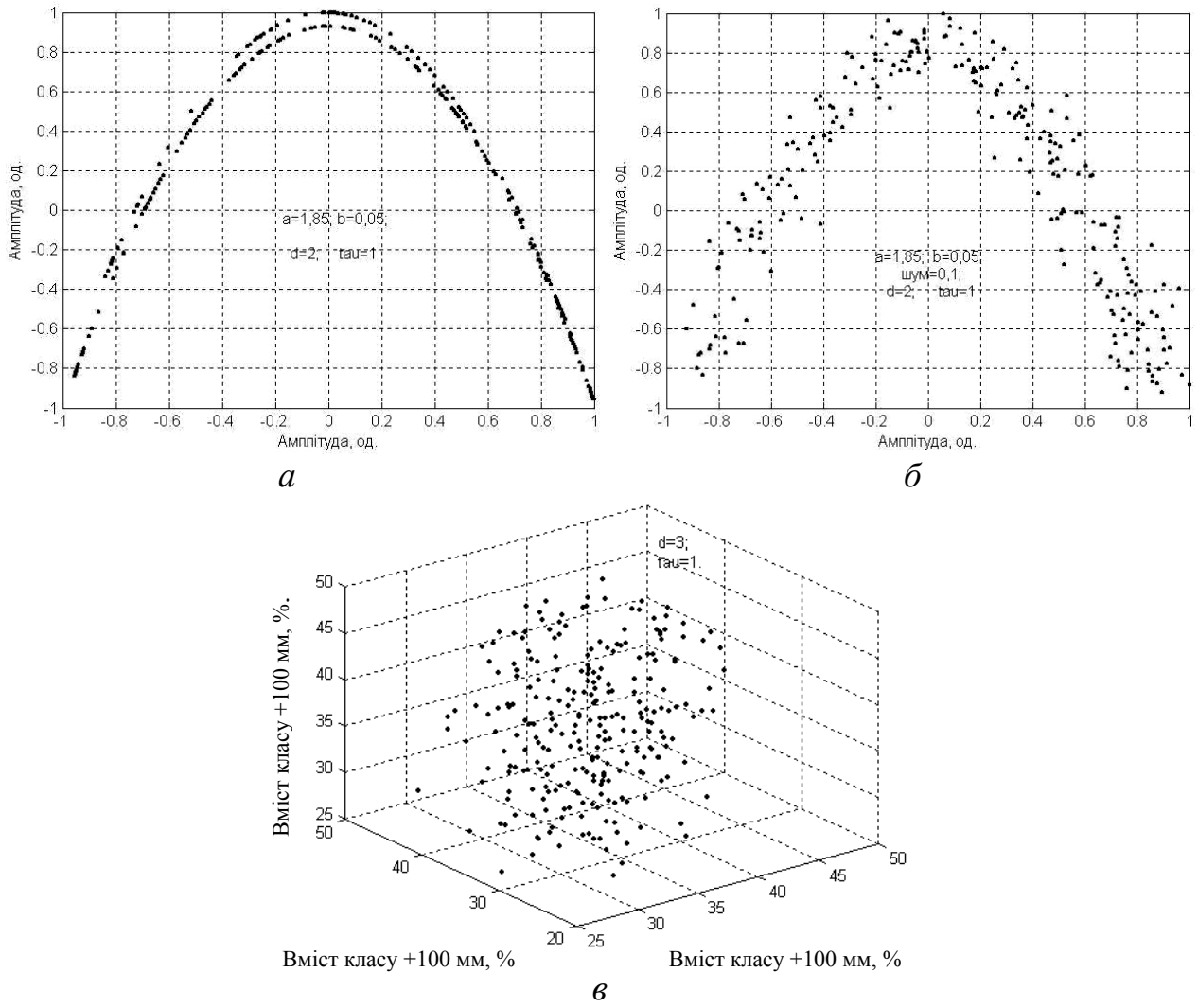


Рис. 4.7. Фазові портрети відображення Ено (*а*), відображення Ено із шумом (*б*) і сигналу γ_{+100} (*в*)

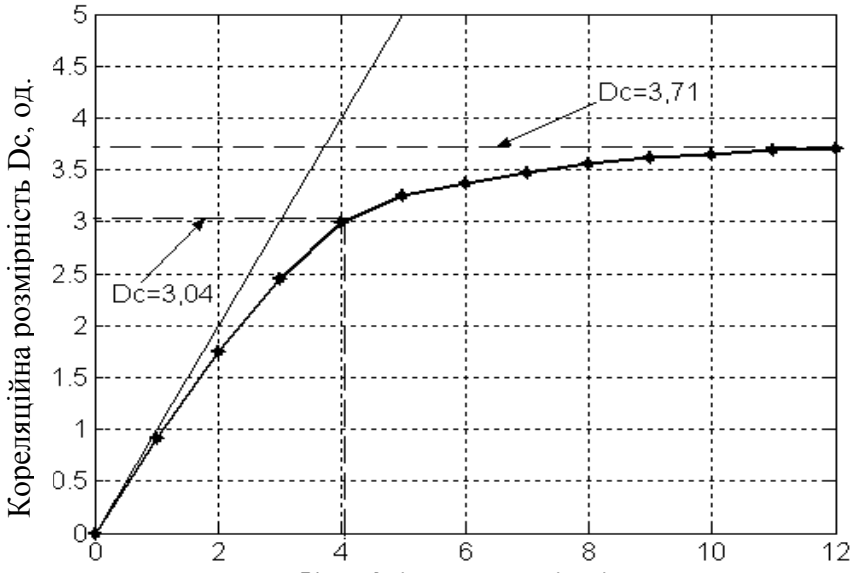


Рис. 4.8. Залежність розмірності атрактора від розмірності простору сигналу γ_{+100}

З урахуванням розрахунків і графіка на рис. 4.8 одержимо $D_{C\gamma} \cong 3{,}37$ і $4 \le d_\gamma \le 7$, що багато більше 3 і, відповідно, пояснює відсутність закономірності в русі на фазовому портреті сигналу γ_{+100} (див. рис. 4.7,*в*).

Для реконструкції моделі відображення Ено й експериментального сигналу γ_{+100} використовували адаптивну нейронну систему нечіткого висновку Anfis з дзвіноподібною функцією належності. На її вхід подавалися відповідні часові реалізації зі своїми розмірностями d (глибиною пам'яті $d-1$). Реалізації розбивалися на навчальну і перевірочну послідовності нарівно, а прогноз виконувався глибиною до 10 тактів, що перевищує отримані вище значення інтервалів точної передбачуваності T_{CE} і $T_{C\gamma}$.

Як показник ефективності прогнозування використовувалася відносна величина середньоквадратичної похибки (4.16), нормованої за діапазонами зміни сигналів. Результати розрахунків цієї похибки для прогнозування відображення Ено, відображення Ено з білим шумом рівня 0,1, а також експериментального сигналу γ_{+100} наведені на рис. 4.9. Для сигналу γ_{+100} розмірність приймалась $d_\gamma = 5$.

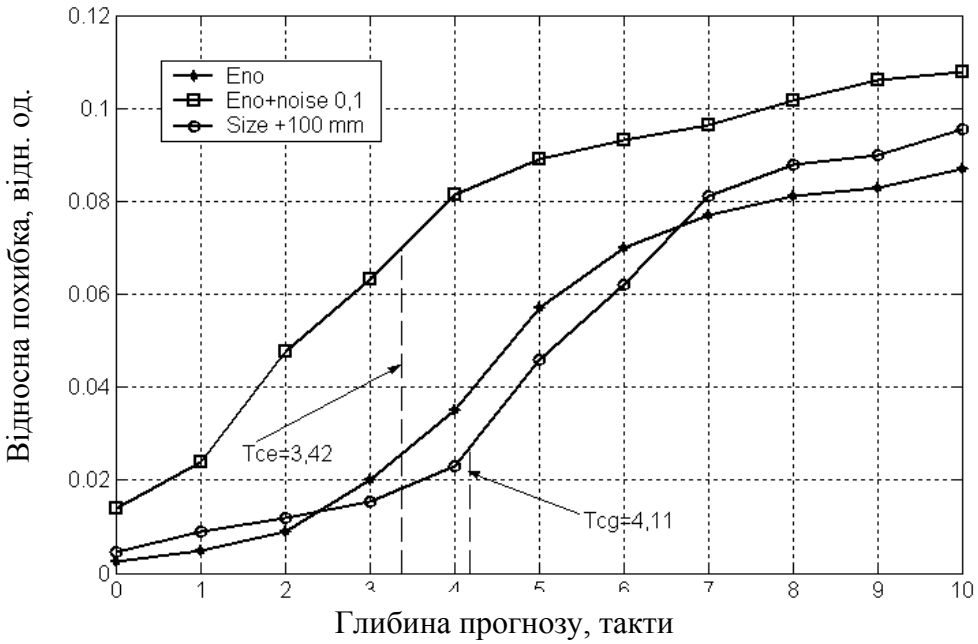


Рис. 4.9. Залежність відносної похибки від глибини прогнозу

З аналізу рис. 4.9 виходить, що відносна похибка прогнозування відображення Ено та сигналу γ_{+100} складає менше 0,10 при глибині прогнозу до 10 тактів та менше 0,03 для інтервалів передбачуваності цих сигналів. Для порівняння, відносна похибка прогнозування цих сигналів лінійними фільтрами (при лінійній моделі процесів) складає до 0,22.

Статистична перевірка за непараметричним критерієм знаків показала, що прогнозування за допомогою нейронної системи нечіткого висновку адеква-

тне з імовірністю 0,99 розглянутим часовим реалізаціям при глибині прогнозу до 10 тактів.

4.5.2. Оцінка ефективності структурно-параметричної ідентифікації процесів дроблення і здрібнювання.

Моделювання процедури структурно-параметричної ідентифікації виконувалося відповідно до запропонованої методики [147, 148] за допомогою розробленої програми у середовищі Matlab.

Як приклад виконано ідентифікацію прогнозуючих моделей процесу крупнокускового дроблення (ККД) в конусних дробарках за експериментальними даними, отриманими в умовах Інгулецького ГЗК, а також ідентифікацію процесу мокрого самоздрібнювання в барабанних млинах (МСЗ), що як ОК по каналу «подача руди – вихід готового класу» описується послідовно з'єднаними аперіодичною ланкою із запізнюванням та безінерційною квадратичною ланкою (ПІТ2) [6].

Збурюваннями процесу ККД є середньозважена крупність і міцність вхідної руди, керуванням – ширина розвантажувальної щілини дробарки, а виходом – вміст класу +100 мм у дробленій руді. З особливостей цього процесу глибина прогнозу прийнята $n = 3$ такти (для компенсації двох тактів чистого запізнювання й одного такту для синтезу і реалізації керування щілиною дробарки), а глибина пам'яті по різним входам від 1 до 4 (розмірності вхідних $d_i - 1$ і вихідних $d_{\hat{Y}}$ змінних на рис. 4.4). Похибки виміру не перевищували 10% (відношення сигнал/шум близько 20 дБ). Розмір реалізації складав $N = 56$.

Для моделювання процесу МСЗ (моделі ПІТ2) в якості вхідного сигналу використовувався смуговий кореляційний нормований сигнал із гауссівським шумом амплітудою 10% від рівня сигналу. При цьому, у відповідності із динамічними властивостями процесу МСЗ глибина прогнозу складала також $n = 3$ такти, глибина пам'яті – 4 такти, а розмір реалізації – $N = 1024$.

У якості критерію структурної оптимізації обрано комбінований критерій (4.28), поверхні якого для процесу МСЗ у просторі «кількість нейронів прихованого шару НМ (4.29) – рівень шуму», а також «кількість нейронів – глибина прогнозу» наведені на рис. 4.10,а і 4.10,б, відповідно.

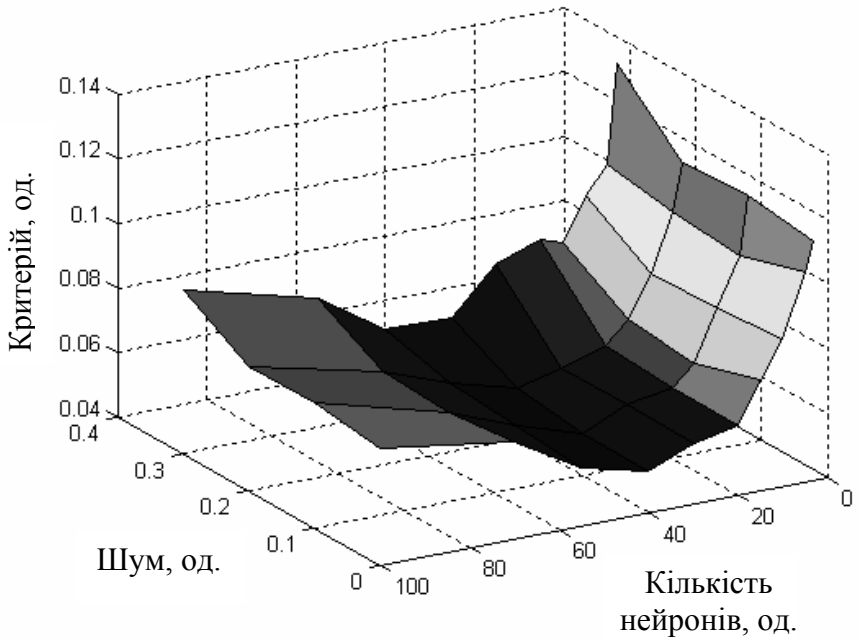
Легко бачити, що цей критерій має малу чутливість до варіації шуму і глибини прогнозу (малий зсув глобального мінімума у просторі ознак).

Із рис. 4.10 можна також визначити обмеження на кількість нейронів прихованого шару в НМ (4.29) для ідентифікації процесу МСЗ по моделі ПІТ2 – від 20 до 80 нейронів.

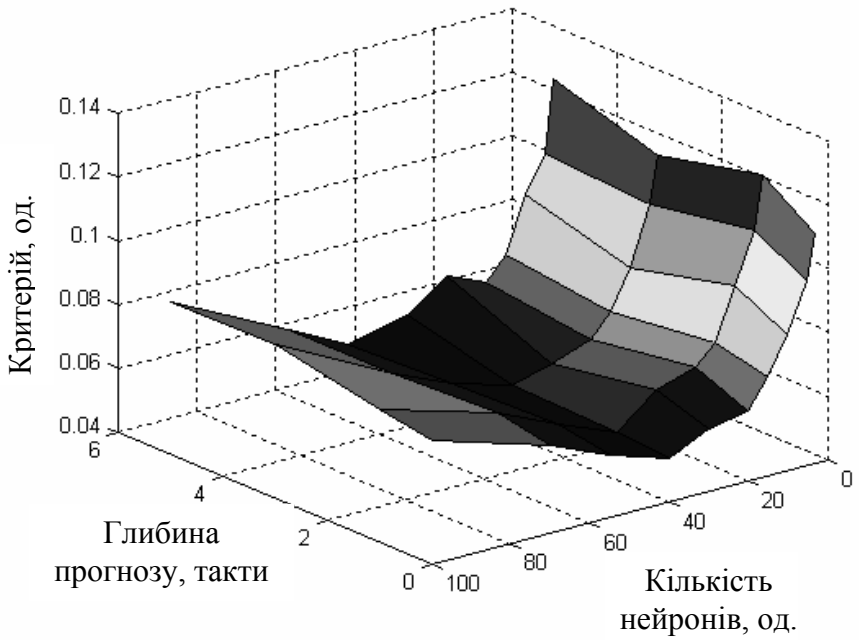
При ідентифікації процесів ККД і МСЗ використовувалася структура моделей Вінера-Гаммерштайна із базисними функціями НМ (4.29)-(4.31), а у якості глобальних методів оптимізації застосовувалися алгоритм ПВП і ГА. Результати глобальної оптимізації моделі процесу ККД наведені на рис. 4.11,*а* і *б* (для ПВП) і на рис. 4.11,*в* і *г* (для ГА).

ГА мав одноточечне схрещування, селективний вибір батьків та формування нової популяції із витисненням, а алгоритм ПВП – прискорювач (адапти-

вний механізм) кроку пошуку. Кількість ітерацій (для ГА – поколінь) обмежувалась 150, а розмір простору пошуку (популяції) – 30.



а

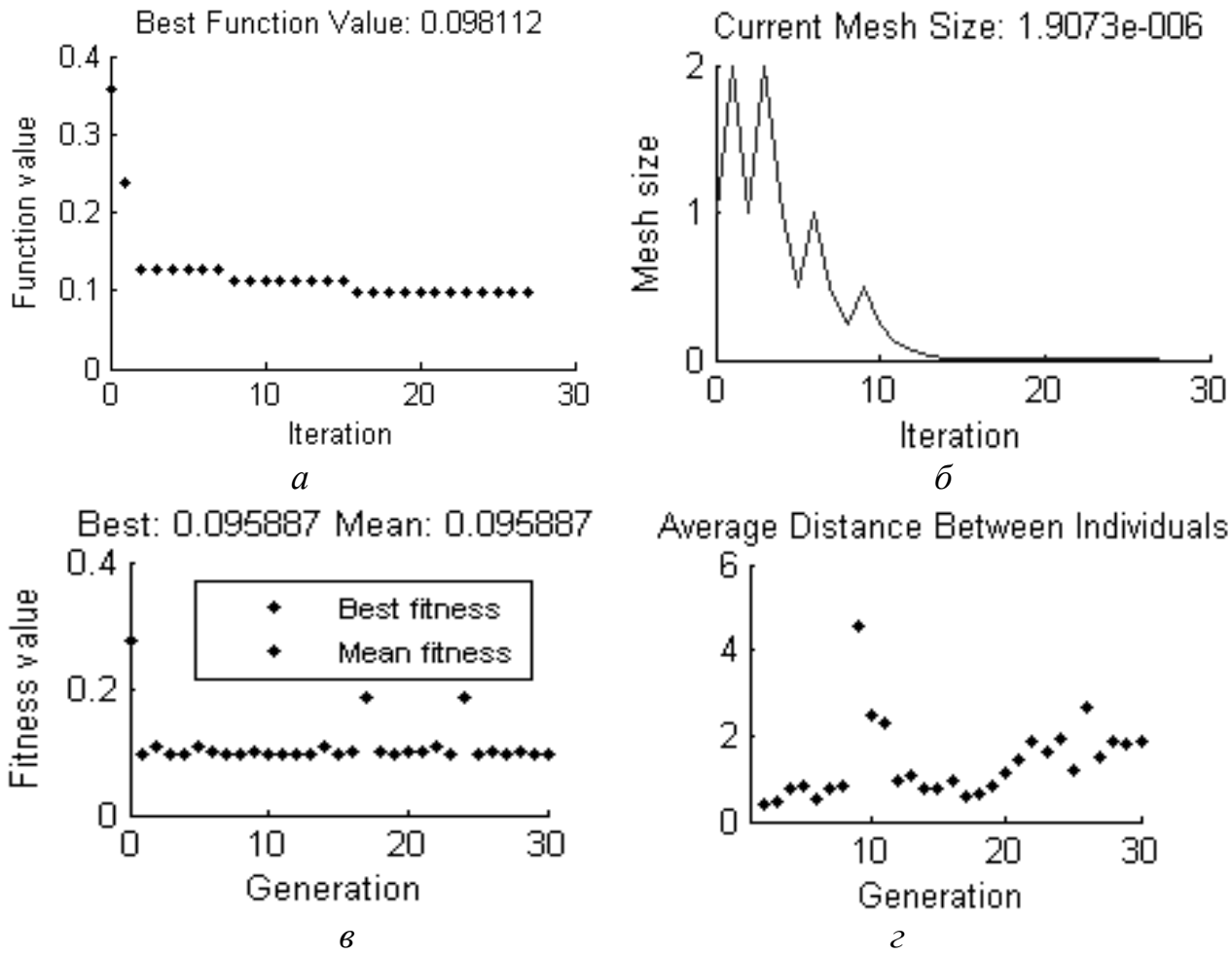


б

Рис. 4.10. Вигляд поверхні критерію (4.28) для процесу МСЗ при варіаціях шуму (*а*) та глубини прогнозу (*б*)

В цілому ці алгоритми по точності дали подібні результати. При цьому ГА виявив вищу швидкість збіжності (ГА виходить в область оптимальних рішень на перших поколіннях, а ПВП – після 15 ітерацій), а алгоритм ПВП – вищу швидкодію (приблизно 6 с на ітерацію у ПВП і 9,5 с на покоління у ГА) при обчисленнях на комп’ютері із процесором Pentium IV. Загалом час пошуку оп-

тимальних рішень складав 5…8 хвилин, що значно менше періодичності зміни режимів функціонування процесів рудопідготовки, які мають терміни від декількох годин.



а *б* *в* *г*

Рис. 4.11. Результати глобальної оптимізації структури моделі процесу ККД за ПВП (*а, б*) і за ГА (*в, г*)

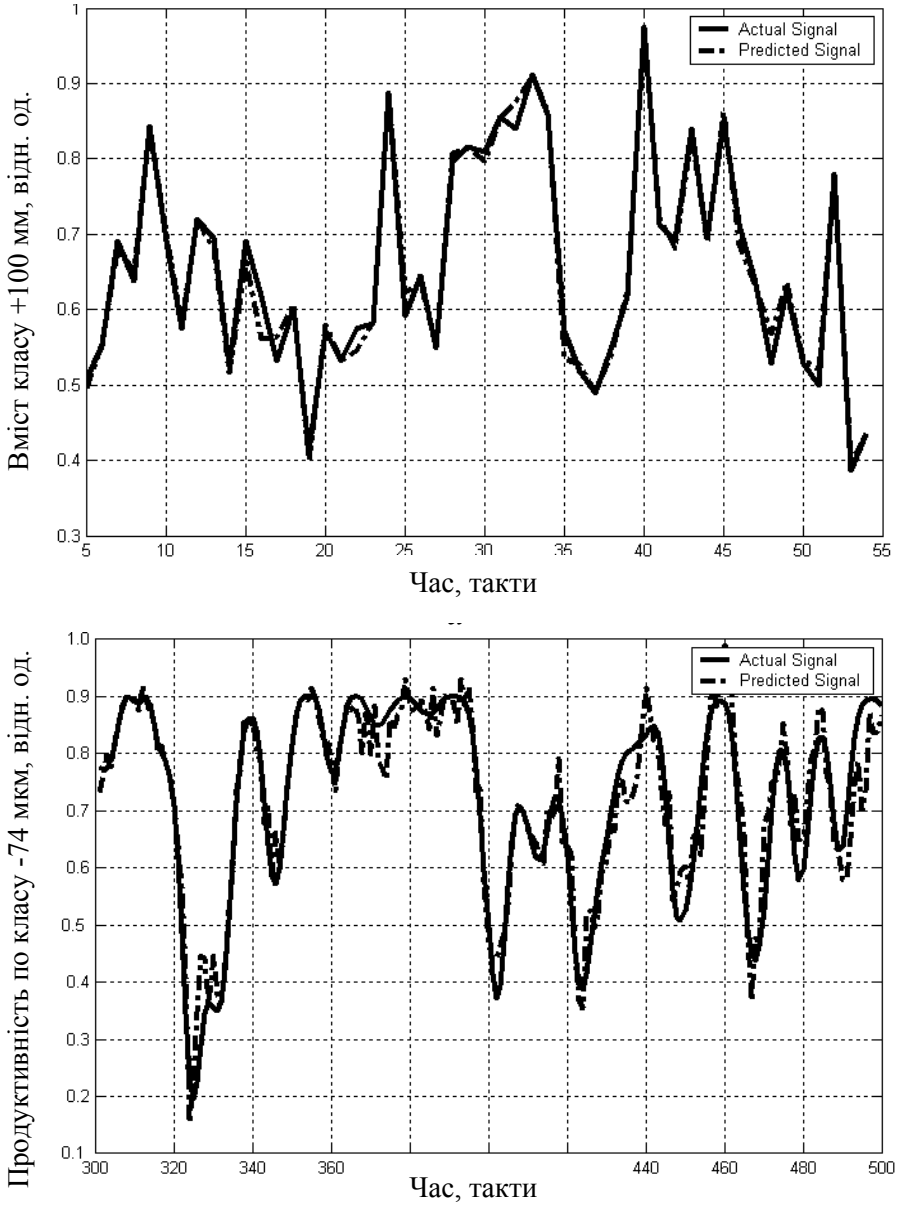
В результаті моделювання встановлено, що мінімуму критерію (4.28) для розглянутих процесів відповідають каскадні НМ моделі прямого поширення (4.29) із логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі. При цьому кількість нейронів у прихованому шарі для моделі процесу ККД складає 23 нейрони, а для моделі процесу МСЗ – 47.

Моделі у вигляді НМ із РБФ (4.30) потребують значно менше обчислень, але їх значення критерію (4.28) суттєво вище, що можна пояснити поганою прогностичною здатністю цих НМ.

Моделі у вигляді НМ із нечіткою логікою Anfis (4.31) мають достатню точність, але у них дуже низька швидкодія при розмірностях вектора входів більше 5 (наприклад, сумарна кількість входів моделі ККД складає 10).

Тип методу параметричного навчання НМ виявився несуттєвим фактором, тому остаточно було обрано алгоритм Левенберга-Марквадта, що має найбільшу швидкодію. Результати параметричної оптимізації НМ моделей прямого

поширення оптимальної складності процесів ККД і МСЗ (ПІТ2) наведені на рис. 4.12,*а* і 4.12,*б*, відповідно.



б

Рис. 4.12. Результати ідентифікації процесів ККД (*а*) і МСЗ (*б*)

Час обчислень на комп'ютері із процесором Pentium IV (Pentium II) по цих моделях складає менше 1 (10) мс на цикл прогнозу, що не вносить часових обмежень на їх застосування в системах керування процесами рудопідготовки.

Як міру точності ідентифікованих моделей використовували критерій мінімуму відносної похибки покрокового інтегрування (4.25), значення якого склали: для моделі ККД – 0,0365 і для моделі МСЗ (ПІТ2) – 0,0348, що суттєво краще, ніж похибка ідентифікації за МГУА (0,0653 [14]).

Статистична перевірка по непараметричному критерію знаків показала, що для рівня значимості 0,01 прогнозуючі моделі з ідентифікованими структурою і параметрами адекватні динаміці розглянутих процесів.

Висновки до розділу

1. Шляхом моделювання визначено, що використання розробленого НВ АФА у якості еталонної моделі ОК дозволяє підвищити точність ідентифікації нелінійних динамічних ОК процесів рудопідготовки.

2. Розроблено метод ідентифікації режимів роботи нелінійних динамічних ОК за часовими реалізаціями, що полягає у: визначенні режиму функціонування ОК за видом час-частотних перетворень його сигналу, фазового портрету і значень кореляційної ентропії Колмогорова; визначенні розмірності (порядку) ОК по кореляційній розмірності атрактора його режиму й оцінки кореляційного інтервалу його передбачуваності; реконструкції моделі режиму ОК шляхом вибору структури його інтелектуальної моделі й оптимального настроювання параметрів по обраному критерію.

Це дозволяє ідентифікувати режими функціонування процесів рудопідготовки (від сталого до хаотичного) з позицій нелінійної динаміки без суттєвих витрат на експериментальні дослідження у порівнянні з традиційними методами. Ефективність пропонованого метода оцінена для часових реалізацій процесів рудопідготовки. Доведена адекватність отриманих по ній результатів ідентифікації.

3. Розроблено метод структурно-параметричної ідентифікації нелінійних динамічних ОК, що полягає в:

- ідентифікації структури моделі ОК за допомогою композиції методів глобальної оптимізації, що вміщують генерування структур моделей-претендентів (базисних функцій), і методів локальної оптимізації для параметричного навчання базисних функцій, а також селекції кращих моделей по критеріям структурної оптимізації;
- ідентифікації параметрів моделі оптимальної структури шляхом її навчання методом локальної параметричної оптимізації по критерію регулярності на всій вибірці даних.

Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких нейромережевих моделей, які легко адаптуються під змінювані режими функціонування ОК.

Шляхом моделювання встановлено, що отримані за пропонованим методом моделі процесів дроблення і здрібнювання мають підвищену точність, а це дозволяє підвищити ефективність керування цими процесами. При цьому часові витрати на реалізацію методу і обчислення моделей не накладають обмежень на їх застосування в АСК ТП рудопідготовки.

РОЗДІЛ 5
РОЗРОБКА АДАПТИВНИХ СИСТЕМ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ

5.1. Адаптивне регулювання з інтелектуальним прогнозуванням

Адаптивні САР, у яких недолік апріорної інформації заповнюється за рахунок відповідної обробки поточної інформації, дозволяють скоротити строки проектування, налагодження й випробувань, а також забезпечити ефективне керування в умовах збурень і неконтрольованих змін властивостей ОК [59, 60]. При цьому, у безпошукових адаптивних САР попередньо проводиться ідентифікація ОК, а потім, за визначеними параметрами ОК, обчислюються коефіцієнти регулятора.

Для ідентифікації ОК використовуються адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА) [142], в яких процес адаптації включає оцінювання шуканого виходу фільтра і корегування його параметрів по значенню вихідної похибки. При цьому, перспективними вважаються АФА на основі методів систем штучного інтелекту, зокрема, НМ і систем з нечіткою логікою, оскільки вони є універсальними й ефективними апроксиматорами, легко настроюються (адаптуються) під властивості ОК, що змінюються, і, відповідно, є ефективними засобами моделювання складних систем.

Нехай прогнозуюча модель ОК має вид:

$$\hat{Y}[k+n] = \Phi\{Y[k], u[k], \xi[k], a[k], k\}, \tag{5.1}$$

де Φ, a – узагальнена функція і параметри моделі (АФА); $u[k], \xi[k]$ – вектори керувань і завад до поточного часу k з відповідними глибинами пам'яті; n – глибина прогнозу (для компенсації чистого запізнювання і часу на синтез і реалізацію керування – $n \geq 1$).

Для ідентифікації ОК знайшли поширення безпошукові алгоритми параметричної ідентифікації з адаптивною моделлю, орієнтовані на функціонування в реальному масштабі часу, до яких відносяться градієнтні алгоритми [59, 97]. Процес ідентифікації при цьому полягає в адаптації параметрів a за величиною функціонала похибки J між реальним виходом і відгуком моделі (градієнтом функціонала в просторі параметрів):

$$\hat{a}[k] = \hat{a}[k-1] - K_a \cdot \nabla_{\hat{a}} J\{Y[k], \hat{Y}[k], k\}, \tag{5.2}$$

де $\hat{a}[k]$ – оцінка вектора параметрів, що адаптують, у поточному такті; $\nabla_{\hat{a}} = (\partial / \partial \hat{a})^T$ – символ градієнта; K_a – задана матриця коефіцієнтів.

Тут функціонал похибки J має, зазвичай, вид:

$$J_1 = E\{(e[k])^2\} = E\{(Y[k] - \hat{Y}[k])^2\}, \tag{5.3}$$

де E – математичне очікування; $e[k] = Y[k] - \hat{Y}[k]$ – похибка моделі ОК.

АФА (модель ОК) стає оптимальним при $\hat{a} = a_{opt}$, коли $J_1 = 0$, тоді завдання адаптації полягає в знаходженні оптимальних коефіцієнтів $\hat{a}$ шляхом ітеративного визначення градієнта поверхні мінімальної середньоквадратичної похибки (5.3).

5.1.1. САР із самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю.

Для автоматичного регулювання в умовах обмеженої апріорної інформації пропонується самоналагоджувальна система з інтелектуальним прогнозуванням виходу ОК за допомогою АФА (рис. 5.1) [149].

Згідно класифікації [59] це адаптивна САР з ідентифікацією ОК шляхом настроювання його моделі або, іншими словами, безпошукова система непрямого адаптивного керування з еталонною моделлю, що навчається.

ОК і регулятор (РЕГ) утворюють основний контур системи, а АФА виконує роль еталонної прогнозуючої моделі (апроксиматора) ОК, який корегує коефіцієнти регулятора і є інформаційним контуром. Тобто це САР з розімкнутим основним і замкненим інформаційним контурами.

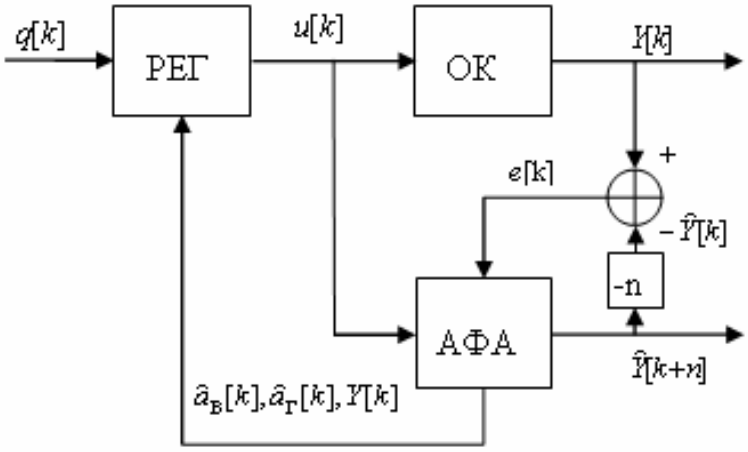


Рис. 5.1. Структура САР із самоналагуджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю

Синтез адаптивного керування в цій САР на такті k полягає в:

- адаптації (оцінці) коефіцієнтів АФА $\hat{a}[k]$ за величиною похибки моделі ОК (5.1) (наприклад, згідно (5.2) по градієнту функціонала (5.3)), а потім обчисленні по адаптованому АФА прогнозу виходу ОК $\hat{Y}[k+n]$;

- обчисленні за завданням на наступний такт керування $q[k+1]$ похибки регулювання:

$$\varepsilon[k] = q[k+1] - \hat{Y}[k+n] \qquad (5.4)$$

і визначенні по ній значення керування $u[k]$, що потім реалізується на ОК.

Відомо [59], що для нелінійного ОК задача керованості зводиться до задачі розв'язання нелінійних рівнянь цих ОК, а здатність до адаптації основного контуру забезпечується якістю адаптації моделі ОК (малим значенням J_1), що реалізує параметричну інваріантність і є структурною характеристикою основного контуру, яка виражає компенсацію впливу параметричних збурювань на його динамічні характеристики.

Розглянемо більш детально процедуру визначення керування $u[k]$. Метою регулювання є забезпечення нульової похибки $\varepsilon^*[k] = q[k+1] - Y[k+n] = 0$, де $Y[k+n]$ – відповідний до завдання $q[k+1]$ вихід ОК. При цьому, оскільки сигнал $Y[k+n]$ у момент часу k не спостерігається, то використовується його оцінка (прогноз) за АФА $\hat{Y}[k+n]$, що відповідає критерію регулювання для стохастичного ОК:

$$J_2 = E\{(\varepsilon[k])^2\} = E\{(q[k+1] - \hat{Y}[k+n])^2\}. \qquad (5.5)$$

Тоді значення керування $u[k]$ з урахуванням (5.1) і (5.4) визначається із рівняння:

$$E\{(q[k+1] - \Phi\{Y[k], u[k], \xi[k], a[k], k\})^2\} \to \min, \qquad (5.6)$$

що відповідає мінімуму функціонала (5.5) і є задачею мінімізації функції однієї змінної.

Рішення (5.6) відносно $u[k]$ залежно від виду функції Φ (і, у загальному випадку, від характеру функціонала J_2) шукається відомими аналітичними або чисельними методами [59, 150].

При лінійно вхідним керуванні в моделі (5.1) визначення керування не вимагає додаткового залучення спеціальних методів. Так, нехай модель ОК (5.1) може бути представлена у вигляді рівняння з лінійно вхідним керуванням:

$$\hat{Y}[k+n] = \mathrm{B}\{Y[k], \hat{a}_\mathrm{B}[k]\} + \Gamma\{Y[k], \hat{a}_\Gamma[k]\} \cdot u[k], \qquad (5.7)$$

де B – функція частини ОК, інваріантної до керування (функція автономного руху ОК); Γ – функція чутливості керування; $\hat{a}_\mathrm{B}[k], \hat{a}_\Gamma[k]$ – вектори настроюваних параметрів узагальнених функцій B і Γ, відповідно.

Якщо параметри $\hat{a}_\mathrm{B}[k], \hat{a}_\Gamma[k]$ відомі (адаптовані, наприклад, згідно (5.2)-(5.3)), то керуючий вплив поточного такту визначається згідно (5.7) за рівнянням регулятора (при $Y[k+n] = q[k+1]$ й $\hat{Y}[k+n] \approx Y[k+n]$), що має вид:

$$u[k] = \frac{q[k+1] - \mathrm{B}\{Y[k], \hat{a}_{\mathrm{B}}[k]\}}{\Gamma\{Y[k], \hat{a}_{\Gamma}[k]\}}. \qquad (5.8)$$

ОК загального виду (5.1) може бути приведений до форми (5.7) різними способами [59, 60, 151]. По-перше, якщо синтезовані керування мають малий діапазон зміни Δu навколо значення u^0, то шляхом лінеаризації функції Φ по u вираз (5.1) можна записати:

$$\hat{Y}[k+n] = \Phi\{Y[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\} + (\partial \Phi / \partial u)_{u=u^0} \cdot \Delta u,$$

де $\mathrm{B}\{Y[k], \hat{a}_{\mathrm{B}}[k]\} = \Phi\{Y[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\}$ і $\Gamma\{Y[k], \hat{a}_{\Gamma}[k]\} = (\partial \Phi / \partial u)_{u=u^0}$ у відповідності із (5.7).

Однак при такому підході звужується діапазон керуючих впливів і, відповідно, знижується ефективність керування.

Більш продуктивним є спосіб, коли керуванням є не керуючий вплив, а його швидкість (зміна значення керуючої координати на поточний такт):

$$u^*[k] = u[k] - u[k-1]. \qquad (5.9)$$

Тоді модель (5.1) із врахуванням (5.9) набуває розширеного виду:

$$\begin{bmatrix} \hat{Y}[k+n] \\ u[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi \\ u[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot u^*[k],$$

або більш компактно

$$\vec{Y}[k+n] = \vec{\mathrm{B}} + \vec{\Gamma} \cdot u^*[k], \qquad (5.10)$$

де I – одинична матриця; $\vec{Y}[k+n] = \{\hat{Y}[k+n], u[k]\}^T$; $\vec{\mathrm{B}} = \{\Phi, u[k-1]\}^T$; $\vec{\Gamma} = \{0, I\}^T$; $\{\hat{a}_{\Phi}, \hat{a}_{\Gamma}\} \subset \hat{a}$; $n \geq 1$.

Цей спосіб призводить до розширення фазового простору і, у загальному випадку, вимагає переформулювання функціонала (5.5), але не знижує ефективності керування.

Остаточно розширене рівняння регулятора відповідно до (5.8) і (5.10) має вид:

$$u^*[k] = (\vec{q}[k+1] - \vec{\mathrm{B}}) \cdot \vec{\Gamma}^{-1},$$

де $\vec{q}[k+1] = \{q[k+1], u[k]\}^T$.

5.1.2. Адаптивна САР з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю.

Пропорційно-інтегрально-диференціальні регулятори (ПІД-Р) широко використовуються в системах регулювання технологічними процесами, зокрема, нелінійними ОК [6, 59]. Їх перевагами є швидкодія, відгук як на відхилення, так і на швидкість його зміни.

Структура адаптивної САР з ПІД-регулятором і інтелектуальною прогнозуючою моделлю у вигляді АФА представлена на рис. 5.2. Це замкнена САР як за основним, так й інформаційним контурами.

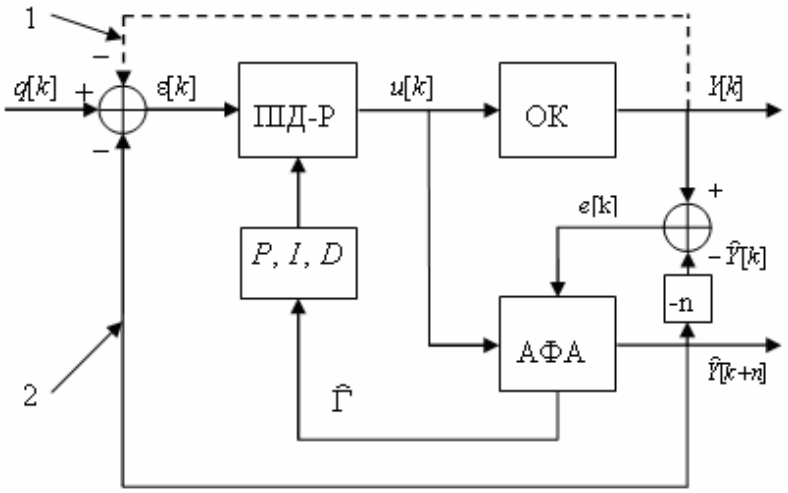


Рис. 5.2. Структура адаптивної САР з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю

Синтез адаптивного керування в цій САР також включає процедуру обчислення прогнозу $\hat{Y}[k+n]$ по адаптованій моделі ОК, яка аналогічна розглянутій вище, і процедуру визначення керуючого впливу $u[k]$, що має певні особливості.

ПІД-регулятор реалізує закон керування у вигляді ідеалізованого рівняння:

$$u(t) = K_p \cdot \varepsilon(t) + K_I \cdot \frac{1}{T_I} \int_0^t \varepsilon(t)dt + K_D \cdot T_D \frac{d\varepsilon(t)}{dt}, \qquad (5.11)$$

де K_p, K_I, K_D – коефіцієнти підсилення ПІД-каналів; T_I, T_D – постійні часу інтегрального й диференціального каналів; $\varepsilon(t)$ - похибка регулювання.

Відповідно до (5.11) ПІД-регулятор описується дискретним рівнянням:

$$u[k] = u[k-1] + P[k] \cdot (\varepsilon[k] - \varepsilon[k-1]) + I[k] \cdot \varepsilon[k] + D[k] \cdot (\varepsilon[k] - 2\varepsilon[k-1] + \varepsilon[k-2]), \quad (5.12)$$

де $\varepsilon[k]$ – похибка регулювання (5.4), а параметри $\Theta = \{P, I, D\}$ відповідають коефіцієнтам K_p, K_I, K_D у виразі (5.11).

Таким чином процедура визначення керуючого впливу $u[k]$ в цій САР полягає в знаходженні значень параметрів Θ, що згідно (5.12) визначають значення керуючого впливу, яке є рішенням рівняння (5.6) і відповідає мінімуму функціонала (5.5). Це є задачею мінімізації функції декількох змінних і рішення (5.6) відносно Θ залежно від виду функції Φ шукається відомими аналітичними або чисельними методами [59, 150].

Так, наприклад, при задоволенні вимог по використанню градієнтних методів (гладкість функції Φ і її диференційованість) мінімуму функціонала (5.5) з урахуванням (5.12) відповідає $\partial J_2[k]/\partial\Theta[k]=0$ і $\Theta[k]=\{P[k],I[k],D[k]\}$, звідки поточні значення параметрів $\Theta[k]$ визначаються (адаптуються) аналогічно виразу (5.2):

$$\Theta[k]=\Theta[k-1]-\mu_\Theta\cdot\partial J_2[k]/\partial\Theta[k], \tag{5.13}$$

де $\mu_\Theta=\{\mu_P,\mu_I,\mu_D\}$ – коефіцієнти настроювання ПІД-каналів.

Для моделей ОК з лінійно вхідним керуванням (5.7) рівняння (5.13) відповідно до (5.12) приймає вид:

$$\begin{aligned}
&P[k]=P[k-1]+\mu_P\cdot\varepsilon[k]\cdot\Gamma\{Y[k],\hat{a}_\Gamma[k]\}\cdot(\varepsilon[k]-\varepsilon[k-1]);\\
&I[k]=I[k-1]+\mu_I\cdot\varepsilon[k]\cdot\Gamma\{Y[k],\hat{a}_\Gamma[k]\}\cdot\varepsilon[k];\\
&D[k]=D[k-1]+\mu_D\cdot\varepsilon[k]\cdot\Gamma\{Y[k],\hat{a}_\Gamma[k]\}\cdot(\varepsilon[k]-2\varepsilon[k-1]+\varepsilon[k-2]).
\end{aligned}$$

5.1.3. Оцінка якості адаптивного регулювання.

Оцінка ефективності запропонованих адаптивних САР виконувалась шляхом їх моделювання за допомогою розробленої програми у середовищі Matlab для типових ОК технологічних процесів рудопідготовки.

У якості моделей ОК використовувалися: лінійна аперіодична ланка із запізненням (ПІТ), послідовно з'єднані аперіодична ланка із запізненням та безінерційна квадратична ланка (ПІТ2), відображення Ено в хаотичному режимі (ВЕХР) та відображення Ено при біфуркації режимів (ВЕБР) [6, 22].

З особливостей процесів рудопідготовки глибина прогнозу прийнята $n=3$ такти, а глибина пам'яті – 4. У якості завдання (Set-point) використовувалася східчаста функція Хевісайда, а час спостереження складав 256 тактів. Нестаціонарність ОК складала 20 % від номінальних значень їх параметрів за час спостереження.

Для прогнозування стану ОК використовувався АФА (AFA) у вигляді каскадної НМ прямого поширення із логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі та кількістю нейронів у прихованому шарі – 47.

Моделювалась робота САР із самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю (СНС+AFA), САР з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю (PID+AFA), а також адаптивна САР з ПІД-регулятором без АФА і відсу-

тнім зворотним зв'язком 2 (див. рис. 5.2) та присутнім зворотним зв'язком 1 (PID).

Для розв'язання оптимізаційної задачі (5.6) в системі СНС+AFA використовувався метод золотого перетину, а в системах з ПІД-регулятором – симплекс-метод Нелдера-Міда (Nelder-Mead). Як міри точності прогнозування та регулювання використовувалися середньоквадратичні похибки $\bar{e}$ і $\bar{\varepsilon}$ зі змістом (5.3) і (5.5), відповідно.

Результати регулювання ОК за допомогою адаптивних САР наведені на рис. 5.3 і 5.4, а значення похибок прогнозування та регулювання ОК – в таблиці 5.1.

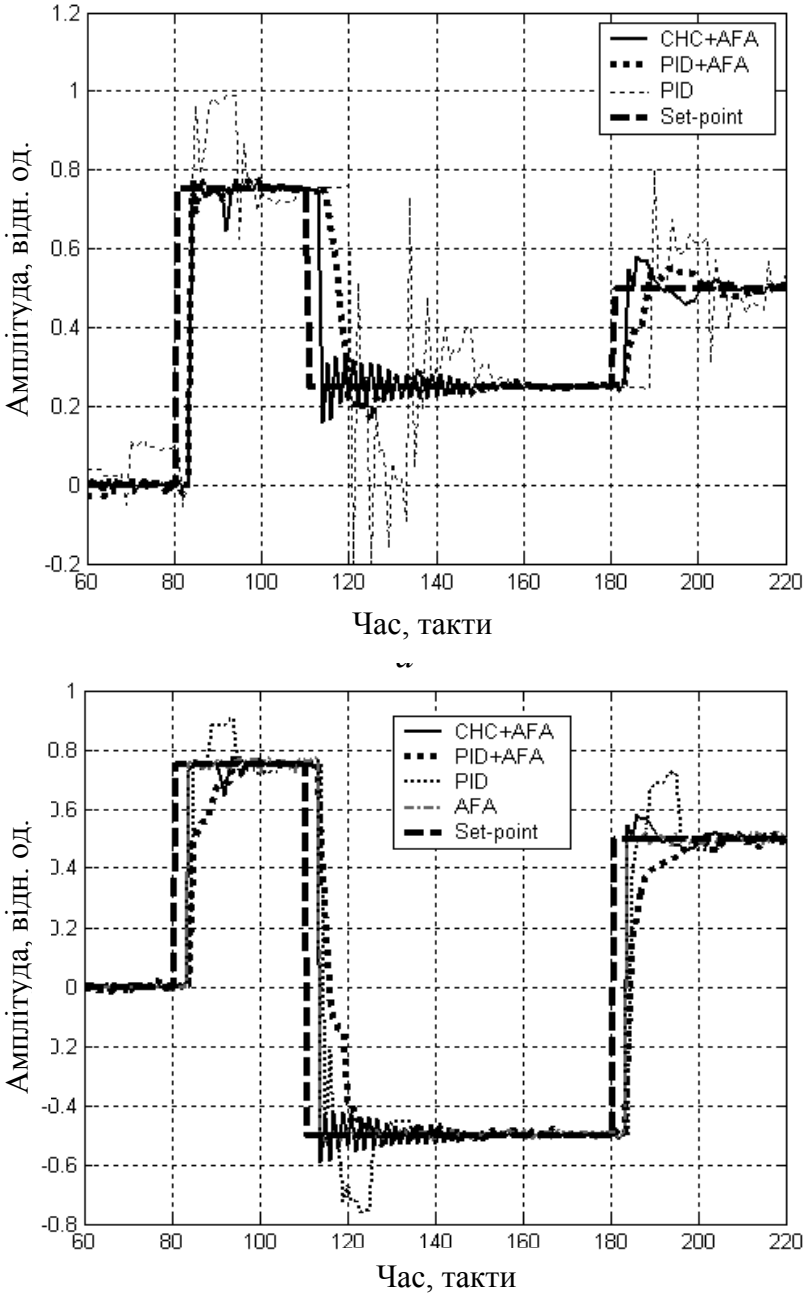
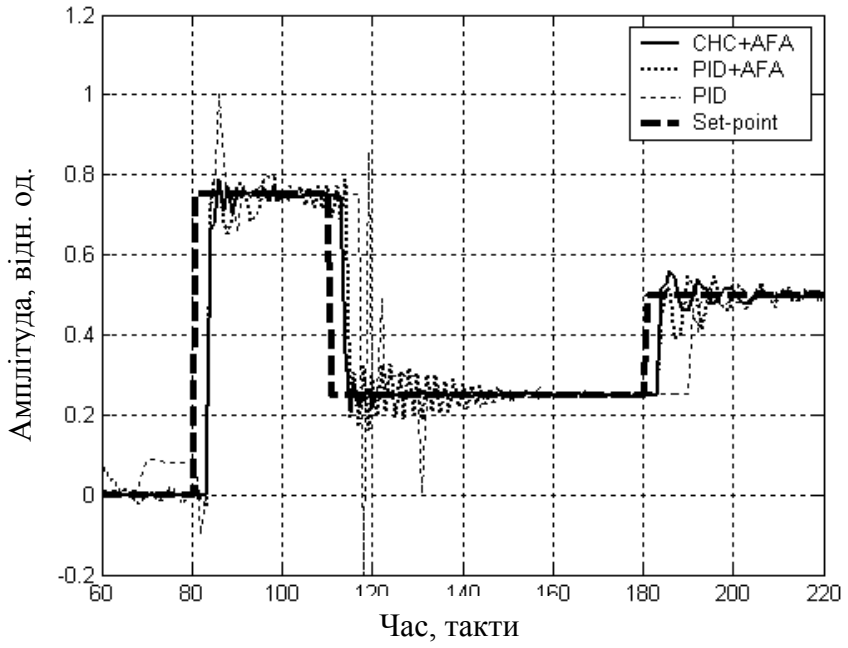
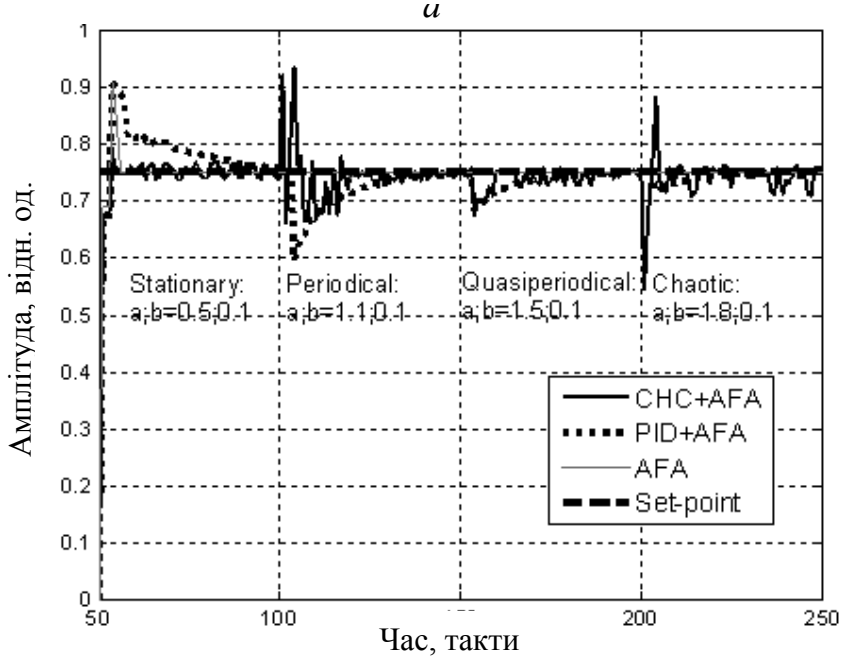


Рис. 5.3. Результати регулювання нелінійним ПІТ2 (*а*) та лінійним ПІТ (*б*)



а



б

Рис. 5.4. Результати регулювання відображенням Ено
в хаотичному режимі (*а*) та при біфуркації режимів (*б*)

Аналіз отриманих результатів свідчить, що для нелінійних ОК системи з інтелектуальним прогнозуванням (CHC+AFA та PID+AFA) мають в 3…5 разів меншу похибку регулювання, ніж САР без прогнозування (PID). При цьому система CHC+AFA має вищу точність, ніж система PID+AFA, а система PID має перерегулювання більше 150 %. Для лінійного ОК ефективність розглянутих САР є порівняною.

Статистична перевірка показала значущість отриманих висновків. Загалом похибки регулювання визначаються похибками прогнозування.

Переднавчання АФА покращує збіжність алгоритмів адаптації і, відповідно, забезпечує зниження похибки регулювання.

Подальше зниження похибки регулювання можливе за рахунок компенсації запізнювання. Для цього необхідно прогнозувати функцію завдання $q[k+1]$, що потребує переходу від керування за допомогою САР до реалізації оптимальних систем автоматичного керування.

Похибки прогнозування та регулювання ОК Таблиця 5.1

Об'єкт керування	Похибка прогнозування $\bar{e}$, од.		Похибка регулювання $\bar{\varepsilon}$, од.		
	CHC+AFA	PID+AFA	CHC+AFA	PID+AFA	PID
ПІТ2	0,018	0,021	0,037	0,046	0,127
ВЕХР	0,008	0,031	0,031	0,049	0,178
ВЕБР	0,022	0,022	0,019	0,024	0,067
ПІТ	0,027	0,024	0,048	0,047	0,043

Час синтезу керування на один такт прогнозу при обчисленні на процесорі Pentium IV складає: для CHC+AFA – 0,7…0,9 с; для PID+AFA – 1,6…2,2 с та для PID – 0,027…0,032 с, що не вносить часових обмежень на застосування цих систем в контурах керування рудопідготовкою (еквівалентні постійні часу процесів дроблення і здрібнювання складають від десятків до сотень секунд).

5.2. Адаптивне керування за мінімумом узагальненої роботи

5.2.1. Адаптивна система оптимального керування (АСОК).

Структура АСОК наведена на рис. 5.5 і визначається принципом поділу (теоремою стохастичної еквівалентності) [59, 60, 83, 152, 153]. Відповідно до нього АСОК складається з оптимальної підсистеми оцінювання й ідентифікації та підсистеми оптимального керування, побудованої для умов точного виміру вектора стану і вектора параметрів, але при використанні оцінки цих величин (вихідних сигналів підсистеми оцінювання й ідентифікації).

Керований процес в умовах впливу збурень w контролюється (спостерігається) за допомогою первинних вимірювальних перетворювачів (датчиків) з похибками вимірів ξ. Вектор сигналів спостереження надходить у підсистему оптимального оцінювання й ідентифікації, на виході якої формується оцінка вектора стану $\hat{Z}$, оцінка вектора параметрів $\hat{a}$ (параметрична ідентифікація) й оцінка структури $\hat{\Phi}$ (структурна ідентифікація) математичної моделі керованого процесу.

Підсистема оптимального керування на основі моделі керованого процесу, поточної оцінки вектора стану і критерію оптимізації J (функціонала), що надходить від системи старшого рівня, формує оптимальне керування u_{opt}, яке впливає на керований процес.

АСОК реалізує адаптацію на основі поточного оцінювання стану й ідентифікації ОК, а також формування за їх результатами оптимального керування в процесі функціонування ОК. Згідно із класифікацією це сполучений синтез оптимального керування, який реалізується так званими

універсальними САК [60, 83]. У них властивість універсальності забезпечується адаптацією оптимальних алгоритмів, заснованою на поточних автоматичних оцінюванні й ідентифікації ОК, а також довільним (у межах заданої структури) змістом ФУР.

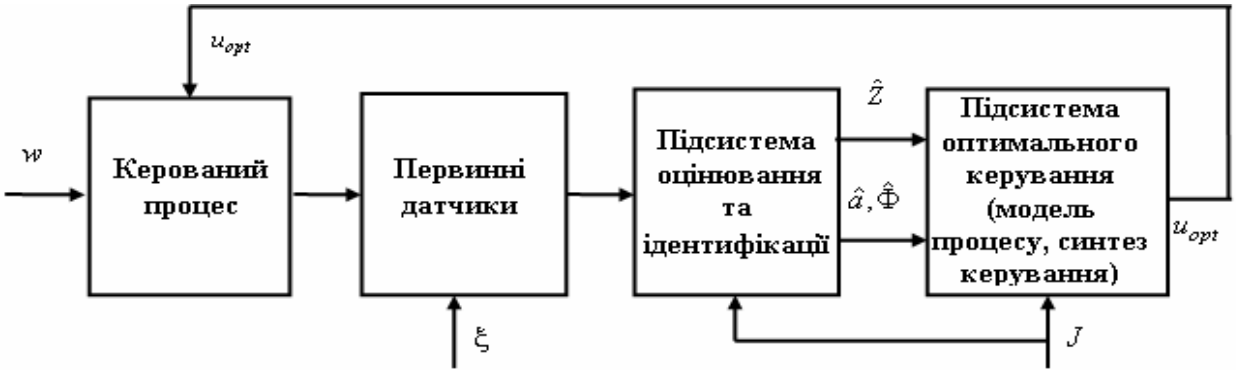


Рис 5.5. Загальна структура АСОК

Такі САК близькі по ефективності до систем дуального керування (які складаються з фільтра Калмана-Б'юсі й оптимального регулятора), виграючи у них в питаннях реалізуємості (немає необхідності шукати рішення рівняння Ріккаті).

Синтез оптимального керування здійснюється за стохастичним ФУР з адитивними функціями витрат на керування і дискретним часом:

$$J_{FR1} = E\{V_з(\hat{Y}[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j+n}^{k_{j+1}-1} Q_з(\hat{Y}[k], Y[k], k) +$$

$$+ K^{-1} \cdot \{ \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} U_з(u[k], k) + \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} U_з^*(u_{opt}[k], k)\}\}, \qquad (5.14)$$

де E – математичне очікування; $V_з$ – термінальна функція кінцевого стану етапу керування (цільова функція); $Q_з, U_з$ – позитивно визначені функції витрат; $U_з^*$ – позитивно визначена функція, що приймає мінімальне значення при $u = u_{opt}$; u_{opt} – шукане оптимальне керування, що приносить мінімум функціоналу; k_j, k_{j+1} – початкові такти послідовних етапів (циклів) керування; K – позитивна матриця заданих коефіцієнтів; n - глибина прогнозу; $Y, \hat{Y}$ - вихід ОК та його оцінка.

Керування повинно здійснюватися з випередженням (глибиною прогнозу n) на час, більший суми часу чистого запізнювання в системі, а також часу пошуку і реалізації оптимального керування. Тоді виходом моделі ОК є оцінка прогнозу стану процесу глибиною $n \geq 1$ (задача ідентифікації):

$$\hat{Y}[k+n]=\Phi_{\hat{Y}}\{Y[k],u[k],w[k],\xi[k],a_{\hat{Y}}[k],k\};\ a_{\hat{Y}}\subset a. \qquad (5.15)$$

де $\Phi_{\hat{Y}}$ – узагальнена функція (алгоритм) перетворення; $Y[k],u[k],w[k],\xi[k],a_{\hat{Y}}[k]$ – відповідно, вектори (матриці) виходу процесу, його керування, збурення, завад і параметрів до поточного часу k з відповідними глибинами пам'яті.

Вираз (5.15) припускає, що запізнювання існує тільки по виходу ОК. У загальному ж випадку система може мати різні запізнювання в різних каналах n_Z (збурення, керування і виходу). Тоді можливе прогнозування виходу ОК, наприклад, відповідно до виразу (5.15), аргументи якого оцінюються за допомогою канальних прогнозуючих фільтрів (задача спостереження):

$$\hat{Z}[k]=\Phi_{\hat{Z}}\{Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1]),\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k],k\}, \qquad (5.16)$$

де $\{Y[k],u[k],w[k]\}\subset\hat{Z}[k]$ і $a_{\hat{Z}}\subset a$. Тут $\hat{Z}[k]$ – вектор (матриця) оцінки стану каналу системи; $\Phi_{\hat{Z}}-$ узагальнена функція перетворення; $Z[k-n_Z+1],\varphi(Z[k-n_Z+1]),\xi_{\hat{Z}}[k],a_{\hat{Z}}[k]$ – відповідно, вектор (матриця) відомих (виміряних) значень передісторії стану каналу (до моменту часу $k-n_Z+1$); лінійно незалежні функції, що характеризують властивості часового ряду (наприклад, автокореляційна функція, дисперсія й ін.); шуми вимірювань та параметри прогнозуючого фільтра.

Слід зазначити, що у функціоналі (5.14) якість процесу (другий доданок) оцінюється на інтервалі $[k_j+n,k_{j+1}-1]$, а керування (третій й четвертий доданки) – на інтервалі $[k_j,k_{j+1}-n-1]$, що, на наш погляд, відповідає фізичному змісту задачі синтезу оптимального керування за прогнозуючими моделями (5.15), (5.16).

Структурно-параметрична ідентифікація та оцінювання нелінійних динамічних процесів рудопідготовки складається з визначення характеристик стану ОК та його структурно-параметричної ідентифікації [148]. Перша процедура дозволяє визначити режими функціонування ОК і розмірності його координат, за якими формується вектор оцінки стану ОК. А процедура структурно-параметричної ідентифікації включає:

- ідентифікацію структури моделі за допомогою композиції методів глобальної оптимізації, що вміщує генерування структур моделей-претендентів (базисних функцій), і методів локальної оптимізації для параметричного навчання базисних функцій, а також селекцію кращих моделей по критеріям структурної оптимізації;

- ідентифікацію параметрів моделі оптимальної структури шляхом її навчання методами локальної параметричної оптимізації по критерію регулярності на всій вибірці даних.

Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких НМ моделей, які легко адаптуються під змінювані режими функціонування ОК

і, відповідно, є ефективними засобами моделювання складних систем.

Навчання моделей здійснюється шляхом настроювання параметрів НМ у відповідності із функціоналом (5.14) (функцією витрат $Q_з$), наприклад, шляхом мінімізації норми різниці між модельними і реальними значеннями.

Для визначення (адаптації) вектора параметрів a моделей (5.15), (5.16) (ідентифікація й оцінка) використовуються, наприклад, градієнтні алгоритми [59]:

$$\hat{a}[k_{j+1}] = \hat{a}[k_j] - K_1 \cdot \partial / \partial \hat{a}\{Q_з(\hat{Y}[k_j], Y[k_j], k)\}^T,$$

де $\hat{a}[k_{j+1}]$ – оцінка вектора параметрів на новий цикл керування; K_1 – задана матриця коефіцієнтів,

Оптимальне у сенсі ФУР керування стохастичним процесом (5.15) в умовах некорельованості цільової функції і похибок виміру ($\langle V_з \cdot \xi[k] \rangle \approx 0$) може бути приблизно отримане [59, 83], як оптимальне керування детермінованим процесом з точним виміром вектора стану $Z[k]$ шляхом заміни його дійсного значення на оцінку по його умовному математичному очікуванні $\hat{Z}[k] = E_y\{Z[k]\}$. Отримані таким шляхом наближені рішення задачі синтезу закону керування стохастичним процесом тим точніші, чим вище точність оцінювання, тобто чим менше $\left\| Z[k] - \hat{Z}[k] \right\|$.

Задача синтезу оптимального керування процесами рудопідготовки за принципом мінімуму узагальненої роботи розв'язується наступним чином. Нехай прогнозуючі моделі процесів дроблення і здрібнювання виду (5.15) мають лінійно вхідне керування:

$$\hat{Y}[k+n] = \phi(x[k], \xi[k], a_\phi[k], k) + \psi(x[k], \xi[k], a_\psi[k], k) \cdot u[k], \qquad (5.17)$$

де відповідно до (5.15) $\{Y[k], w[k]\} \subset \{x[k]\}$, $\{a_\phi, a_\psi\} \subset a_{\hat{Y}}$, $\{\phi, \psi\} \subset \Phi_{\hat{Y}}$.

(Розгляд ОК з лінійно вхідним керуванням (5.17) обумовлений відносною простотою синтезу їх оптимального керування. Модель ОК загального виду (5.15) може бути приведена до виду (5.17) або лінеаризацією узагальненої функції $\Phi_{\hat{Y}}$, або шляхом переходу до керування швидкістю керуючого впливу (див. п. 5.1.1)).

Тоді дискретне рівняння Беллмана записується у виді

$$V_i(\hat{Y}[i+n]) = E\{Q_з(\hat{Y}[i+n], Y[i+n]) + V_{i+1}\{\phi(x[i]);$$
$$+ \psi(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\} - \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial \hat{Y}[i+n+1]} \cdot \psi^T(x[i]) \cdot u_{opt}[i]\} \qquad (5.18)$$

де $i = k_{j+1} - n - 1, k_{j+1} - n - 2, ..., k_j$. Тут для спрощення сприйняття в функціях $Q_з, \phi$ і ψ не наведені аргументи k, ξ, a_ϕ і a_ψ.

При граничній умові $V_{k_{j+1}}(\hat{Y}[k_{j+1}]) = V_з(\hat{Y}[k_{j+1}])$ рішення рекурентного рівняння (5.18) визначається відповідно до рівності

$$K^{-1} \cdot \frac{\partial}{\partial u_{opt}} U_з(u_{opt}[i]) = -\frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial \hat{Y}[i+n+1]} \cdot \psi^T(x[i])$$

і, наприклад, при квадратичній функції витрат на керування дорівнює (гамільтоніан має єдиний мінімум при):

$$u_{opt}[i] = -K \cdot \frac{\partial V_{i+1}^T}{\partial \hat{Y}[i+n+1]} \cdot \psi^T(x[i]). \qquad (5.19)$$

Таким чином, регуляризація задачі синтезу шляхом виділення у ФУР (5.14) частини, що залежить від власне оптимального керування (четвертий доданок), спрощує розв'язання і зводить його до відшукання мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування (5.16) і його майбутнього стану за прогнозуючою моделлю ОК (5.15). При цьому використовуються природні власні рухи ОК.

Структура АСОК наведена на рис. 5.6, а алгоритм його роботи узагальнено складається з наступних етапів:

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового інтервалу керування (k_j) згідно (5.16);

2) ідентифікація структури $\Phi_{\hat{Y}}$ та параметрів a моделі ОК (5.15);

3) прогнозування вільного руху ОК за моделлю (5.15) (у модифікації (5.17)) на заданому інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимізації керування;

4) обчислення градієнта цільової функції $V_{i+1}(\hat{Y}[i+n+1])$ для поточного стану ОК і формування сигналу оптимального керування згідно (5.19).

Тобто, відповідно до принципу поділу в АСОК на кожнім циклі керування послідовно вирішуються оптимізаційні задачі:

1) визначення оптимальних (у сенсі обраного функціонала оцінки й ідентифікації) коефіцієнтів a і структури Φ моделей (5.15), (5.16);

2) синтез оптимального керування (у сенсі обраного функціонала керування) за адаптованими у п.1 моделями.

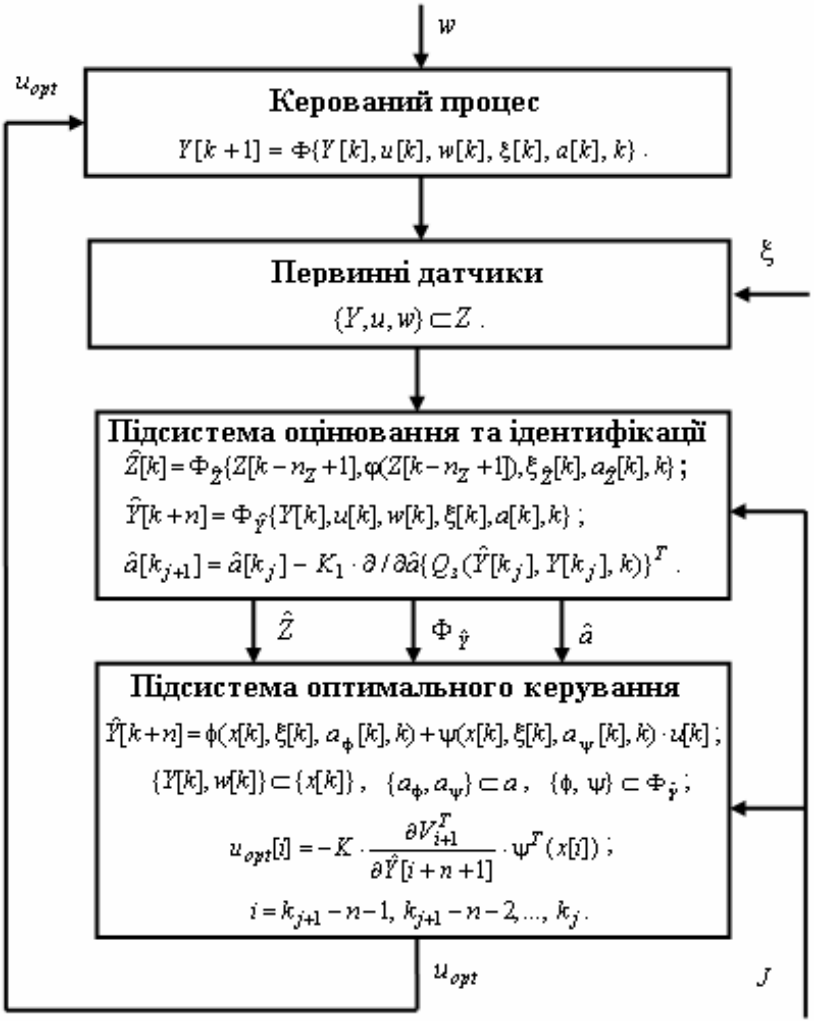


Рис. 5.6. Структура АСОК за ФУР із прогнозуючою моделлю

Адаптація є різновидом керування і полягає в цілеспрямованій зміні керуючих факторів системи для підтримки екстремуму заданого функціонала. У нашому випадку до множини керуючих факторів відносяться: при параметричній адаптації – $\{a, u_{opt}\}$ і при структурно-параметричній адаптації – $\{a, \Phi, u_{opt}\}$, де $\{a_{\hat{Z}}, a_{\hat{Y}}\} \subset a$ і $\{\Phi_{\hat{Z}}, \Phi_{\hat{Y}}\} \subset \Phi$.

5.2.2. АСОК процесом крупнокускового дроблення (ККД).

Розглянемо побудову АСОК процесом ККД в конусних дробарках крупного дроблення ККД-1500/180, що в технологічних схемах із самоздрібнюванням є єдиною стадією дроблення.

Технологічний принцип керування процесами дроблення і здрібнювання полягає у максимізації швидкості скорочення класів руди, крупніших за граничне зерно в кінцевому продукті і мінімізації швидкості для класів, дрібніших від граничного зерна.

Крім забезпечення якості продукту процеси рудопідготовки повинні бути погоджені по продуктивності. При цьому на гірничо-збагачувальних комбіна-

тах по переробці магнетитових кварцитів тісний взаємозв'язок між якістю і продуктивністю дроблення істотно ослаблений, і керування процесом дроблення доцільно здійснювати за якісним показником [9], наприклад, шляхом мінімізації різниці між поточним $\gamma_{вих}$ і заданим $\gamma_{вих}^{зад}$ гранулометричними складами продукту дроблення

$$\left\| \gamma_{вих} - \gamma_{вих}^{зад} \right\| \to \min \qquad (5.20)$$

при обмеженнях на припустимі потужність P і продуктивність $Q_{др}$: $P \le P_{\max}$ і $Q_{др} \ge Q_{др\min}$.

Основними вихідними змінними цього процесу є гранулометричний склад дробленого продукту $\gamma_{вих}$, продуктивність процесу $Q_{др}$ і споживана потужність P. Його керуючими впливами є продуктивність рудного постачання Q_p, розмір розвантажувальної щілини дробарки g і частота хитань її рухливого конусу, а збурюваннями – гранулометричний склад вхідної руди $\gamma_{вх}$ та її міцність ρ, стан футеровок тощо [6]. При цьому, для прогнозування $\gamma_{вих}$ суттєвими змінними є $\gamma_{вх}$, ρ і g [14].

Тоді для процесу ККД згідно позначень в моделі (5.15) маємо $\gamma_{вих} \subset Y$; $g \subset u$; $\{\gamma_{вх}, \rho\} \subset w$, а його прогнозуюча модель приймає вид:

$$\hat{\gamma}_{вих}[k+n] = \Phi_{\hat{\gamma}}\{\gamma_{вих}[k], g[k], \gamma_{вх}[k], \rho[k], \xi[k], a_{\hat{\gamma}}[k], k\};\ a_{\hat{\gamma}} \subset a. \qquad (5.21)$$

Дробарки ККД-1500/180 оснащені гідравлічною системою регулювання ширини розвантажувальної щілини g і призначені для роботи під завалом, внаслідок чого подача руди Q_p не є суттєвим фактором для прогнозування $\gamma_{вих}$.

Змінні $\gamma_{вих}$, $\gamma_{вх}$ і ρ можуть контролюватися за допомогою автоматичних засобів, що реалізують як прямі методи контролю (наприклад, контроль $\gamma_{вих}$ і $\gamma_{вх}$ за допомогою обробки оптичних зображень), так і непрямі (наприклад, контроль $\gamma_{вх}$ і ρ за спектральними складовими споживаної активної потужності дробарки). Очевидно, що при оцінюванні змінних за непрямими методами контролю необхідно виконувати прогнозування їх значень.

Таким чином результатом оцінки стану ОК є формування вектора:

$$\hat{Z} = \{g, \gamma_{вх}, \rho, \gamma_{вих}, Q_{др}, P\}. \qquad (5.22)$$

Оптимальними структурами моделей процесів рудопідготовки є рівняння ОК на основі НМ прямого поширення із прихованим шаром, які мають вид рівняння згортки [148]:

$$\hat{\gamma}_{вих}[k+n] = \sum_{\tau \in R} \Phi_{\gamma N} \{ \sum_{l \in G} v_l[\tau] \cdot \Phi_l (\sum_{m \in G} v_{l,m}[\tau] \cdot y_m[k-\tau]) \}, \quad (5.23)$$

де R – множина глибини пам'яті відповідних входів; $\Phi_{\gamma N}$ – активаційна функція вихідного шару НМ; G – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; Φ_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і l-го нейрона; y_m – вхід НМ.

У загальному випадку входами НМ (5.23) згідно (5.16), (5.21) і (5.22) є $\{\hat{\gamma}_{вих}[k], \hat{Z}[k]\} \subset \{y_m[k]\}$, а її структурними характеристиками – $\{T_s, R, \Phi_{\hat{\gamma}N}, \Phi_l, r_s\} \subset \Phi_{\hat{\gamma}}$, де T_s – тип структури і $r_s \subset G$ – розмір прихованого шару. При цьому параметрами НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

Якщо прийняти технологічний критерій керування (5.20), то відповідна йому функція витрат $Q_з$ при оцінюванні та ідентифікації в функціоналі (5.14) являє собою норму вектора різниці прогнозованого і реального значень гранулометричного складу продукту дроблення на поточний інтервал:

$$Q_{зIO} = \left\| \hat{\gamma}_{вих}[k] - \gamma_{вих}[k] \right\|, \quad (5.24)$$

а при синтезі оптимального керування – норму вектора різниці прогнозованого і заданого значень гранулометричного складу продукту дроблення на прогнозований інтервал:

$$Q_{зК} = \left\| \hat{\gamma}_{вих}[k+n] - \gamma^{зад}_{вих}[k+n] \right\|. \quad (5.25)$$

Перехід від моделі ОК типу (5.15) і (5.21) до моделі з лінійно вхідним керуванням виду (5.17), як відзначалось вище, легко виконується, якщо у якості керування використовувати не координату ОК, а її швидкість. Наприклад, якщо керування – це ширина розвантажувальної щілини дробарки g, то шукане u_{opt} – її зміна на поточний такт керування:

$$g^*[k] = g[k] - g[k-1]. \quad (5.26)$$

При цьому модель (5.21) набуває розширеного виду:

$$\begin{bmatrix} \hat{\gamma}_{вих}[k+n] \\ g[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{\hat{\gamma}} \\ g[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot g^*[k], \quad (5.27)$$

або більш компактно

$$\vec{\gamma}[k+n] = \vec{\phi} + \vec{\psi} \cdot g^*[k], \tag{5.28}$$

де I – одинична матриця; $\vec{\gamma}[k+n] = \{\hat{\gamma}_{вих}[k+n], g[k]\}^T$; $\vec{\phi} = \{\Phi_{\hat{\gamma}}, g[k-1]\}^T$; $\vec{\psi} = \{0, I\}^T$.

Внаслідок граничного використання (і економії) енергії на керування необхідно синтез керування виконувати з максимальним використанням природних власних рухів ОК, що й забезпечується синтезом оптимального керування за ФУР.

Відповідно до (5.14) ФУР із квадратичними функціями витрат на керування для процесу ККД приймає вид:

$$J_{FR2} = E\{V_з(\vec{\gamma}[k_{j+1}]) + \sum_{k=k_j+n}^{k_{j+1}-1} Q_з(\vec{\gamma}[k], \gamma_{вих}^{зад}[k]) +$$

$$+ K^{-1} \cdot \{ \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} (g^*[k])^2 + K^{-1} \cdot \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} (g^*{}_{opt}[k])^2 \} \}. \tag{5.29}$$

Тоді задача синтезу оптимального керування полягає в знаходженні:

$$\min_{g^* \in S} J_{FR2} \Rightarrow g^*{}_{opt}$$

при обмеженнях $\{P \le P_{\max};\ Q_{др} \ge Q_{др\min};\ g_{\min} \le g \le g_{\max}\} \subset S$.

Дискретне рівняння Беллмана з урахуванням (5.21), (5.26), (5.28) і (5.29) набуває виду:

$$V_i(\vec{\gamma}[i+n]) = E\{Q_з(\vec{\gamma}[k], \gamma_{вих}^{зад}[k]) + V_{i+1}\{\vec{\phi} + \vec{\psi} \cdot g^*{}_{opt}[i]\} - \frac{\partial V_{i+1}}{\partial g[i+1]} \cdot g^*_{opt}[i]\};$$

$$i = k_{j+1} - n - 1, k_{j+1} - n - 2, ..., k_j$$

і рішення (5.19) приймає вид:

$$g^*{}_{opt}[i] = -K \cdot \frac{\partial V_{i+1}}{\partial g[i+1]}. \tag{5.30}$$

Для алгоритмів синтезу оптимального керування за ФУР із прогнозуючою моделлю відносно $g^*{}_{opt}$ (5.30) принциповою особливістю є

зв'язок оптимального рішення з вільним рухом ОК (при $g^* = 0$) на прогнозований цикл керування.

Крім того, оптимальне за ФУР керування дозволяє будувати асимптотично стійкі (при $g^* = 0$) САК, а основне функціональне рівняння (Гамільтона-Якобі) нелінійного ОК являє собою лінійне диференціальне рівняння в частинних похідних (рівняння Ляпунова), що має прості чисельні рішення.

САК, що реалізують оптимальне керування (5.30) за функціоналом (5.29) при функції витрат (5.25) є оптимальними за точністю системами в статистичному сенсі.

Структура алгоритму роботи АСОК ККД за ФУР із прогнозуючою моделлю наведена на рис. 5.7 і складається з наступних етапів:

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового інтервалу керування (k_j) згідно (5.22);

2) ідентифікація структури $\Phi_{\hat{\gamma}}$ та параметрів a моделі ОК (5.21), наприклад, у виді НМ (5.23);

3) прогнозування вільного руху ОК за моделлю (5.21) (в розширеному виді (5.26)-(5.28)) на заданому інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимізації керування;

4) обчислення градієнта цільової функції $V_{i+1}(\vec{\gamma}[i+n+1])$ для поточного стану ОК і формування сигналу оптимального керування згідно (5.30).

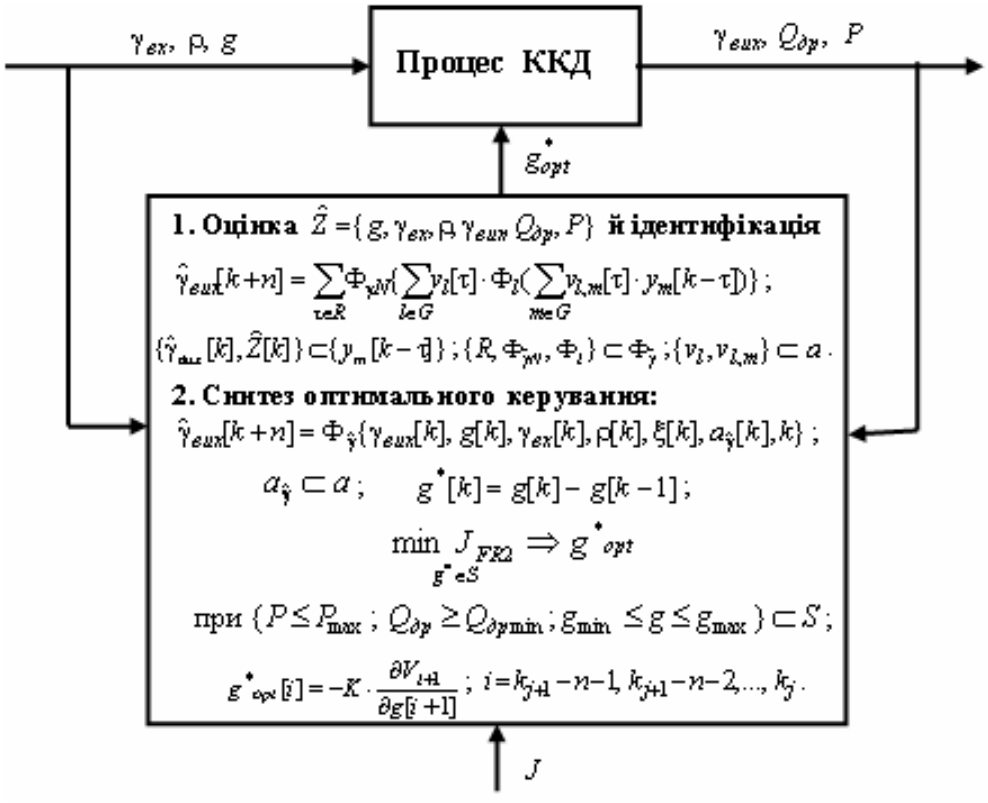


Рис. 5.7. Структура алгоритму роботи АСОК процесом ККД за ФУР із прогнозуючою моделлю

5.2.3. Оцінка ефективності адаптивного оптимального керування процесом ККД.

Оцінка ефективності АСОК технологічним процесом ККД виконувалася шляхом її імітаційного моделювання у середовищі Matlab.

Як характеристика гранулометричного складу вхідної руди використовувалася середньозважена крупність $d_{вх}$, а як характеристика вихідної руди $\gamma_{вих}$ – вміст класу +100 мм γ_{+100}. Якість вхідної руди (її крупність $d_{вх}$ і міцність ρ) моделювалась генераторами збурень із кореляційними функціями і статистичними характеристиками, визначеними за експериментальними послідовностями [30], а процес ККД моделювався нелінійним кінцево-різницевим рівнянням [14]. Похибки виміру якості вхідної руди приймались на рівні 10% (гауссівська модель шуму із рівнем 0,1 від рівня сигналів). Нестаціонарність ОК складала 20% від номінальних значень його параметрів за час спостереження у 256 тактів (тривалість циклу керування приймалась рівною одному такту).

В АСОК для прогнозування ОК використовувалась модель (Model) у вигляді каскадної НМ прямого поширення із логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі.

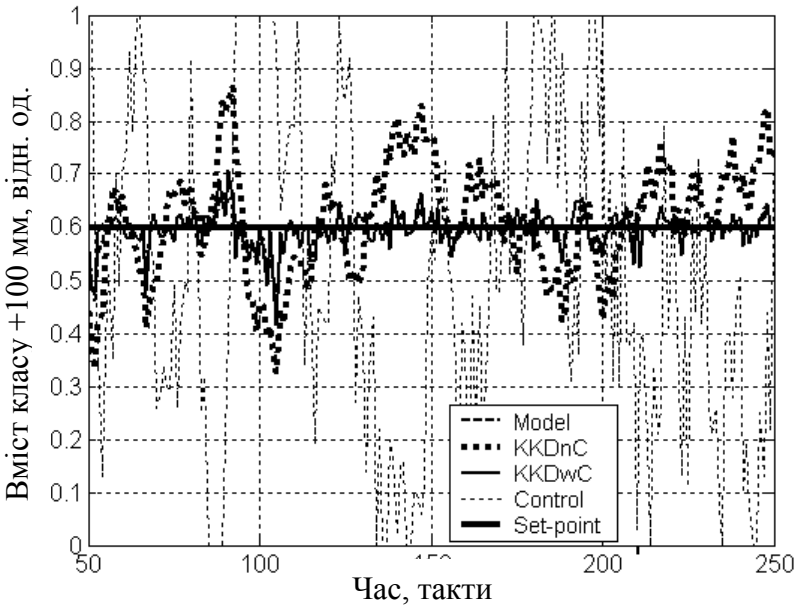
З особливостей процесу ККД глибина прогнозу прийнята $n = 3$ такти, а глибина пам'яті по різним входам від 1 до 4 тактів. Діапазони значень вхідних ($d_{вх}[130...330\,мм]$, $\rho[4...19\ од.]$) і вихідних ($\gamma_{+100}[30...70\,\%]$) змінних були занормовані в сигнали із рівнем 0…1. При цьому значення ширини розвантажувальної щілини дробарки g (Control) обмежувались значеннями $g_{\min} = 160\,мм$ і $g_{\max} = 240\,мм$, а коефіцієнт у виразі (5.30) приймався $K = 0{,}65$.

У якості завдання (Set-point) використовувалась східчаста функція Хевісайда зі значеннями $\{0{,}5; 0{,}6; 0{,}7\}$, що відповідає $\gamma_{+100}^{зад} = \{50\%; 54\%; 58\%\}$, а мірами точності оцінювання й ідентифікації та оптимального керування були середньоквадратичні похибки $\bar{e}$ і $\bar{\varepsilon}$ зі змістом (5.24) і (5.25).

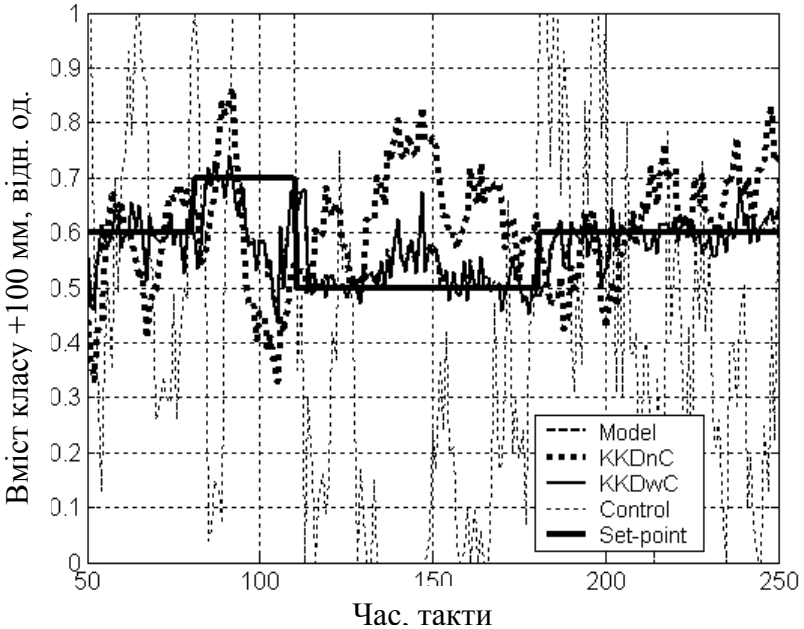
Результати моделювання роботи АСОК процесом ККД у керованому (KKDwC) і некерованому (KKDnC) режимах наведені на рис. 5.8.

Значення похибок для режиму $\gamma_{+100}^{зад} = const\,(54\%)$ (див. рис. 5.8,а) склали $\bar{\varepsilon}_{KKDwC} = 0{,}042$ і $\bar{\varepsilon}_{KKDnC} = 0{,}108$, а для режиму $\gamma_{+100}^{зад} = \mathrm{var}$ (див. рис. 5.8,б) – $\bar{\varepsilon}_{KKDwC} = 0{,}060$ і $\bar{\varepsilon}_{KKDnC} = 0{,}143$, що визначає зниження середньоквадратичної похибки у керованому режимі в $\sim 2{,}5$ рази. При цьому похибка прогнозуючої моделі $\bar{e}_{Model} = 0{,}024$.

Отримане підвищення якості керування процесом ККД дозволяє підвищити продуктивність по вхідній руді млинів самоздрібнення типу ММС 70х23 на 5,5 т/год. або на 4,5 % (що суттєво краще, ніж у відомих систем оптимізації, де зниження похибки керування складає в 1,2 рази, а підвищення продуктивності – на 1,5 т/год. [31]).



а



б

Рис. 5.8. Результати оптимального керування процесом ККД з постійним (*а*) та змінним (*б*) завданнями

Таким чином, пропонована система керування забезпечує у порівнянні з відомими системами зниження у 2 рази похибки керування та підвищення на 3,3 % продуктивності процесу самоздрібнювання за рахунок стабілізації вмісту класу +100 мм у його вхідній руді.

Час синтезу на один такт (цикл) керування при обчисленнях на процесорі Pentium IV складає $0{,}012\,c$ при аналітико-чисельному пошуку оптимального керування (за виразом (5.30)) та $0{,}753\,c$ при використанні чисельних пошукових методів оптимізації (золотого перетину та прямого пошуку). Тобто виграш у часі при використанні запропонованих алгоритмів синтезу оптимального керування складає більш, ніж у 60 разів.

5.3. Ієрархічне адаптивне керування за синергетичним принципом

5.3.1. Ієрархічна АСОК.

Структура ієрархічної АСОК наведена на рис. 5.9 і складається з підсистеми оцінювання й ідентифікації та підсистеми оптимального керування, які утворюють перший (верхній) рівень керування, та підсистеми локального регулювання – другий (нижній) рівень керування [154].

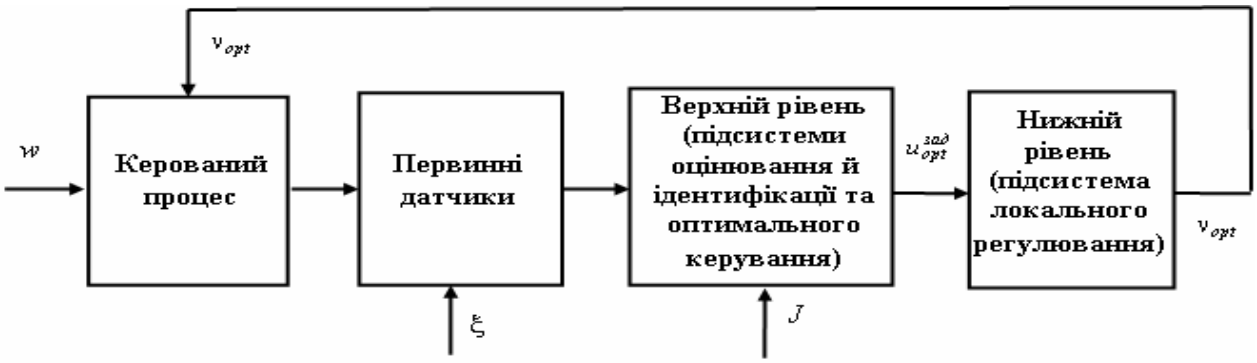


Рис 5.9. Загальна структура ієрархічної АСОК

Керований процес в умовах впливу збурювань w контролюється первинними датчиками з помилками вимірів ξ. Вектор сигналів спостереження надходить у підсистему оцінювання й ідентифікації, на виході якої формується оцінка вектора стану, оцінка вектора параметрів (параметрична ідентифікація) й оцінка структури (структурна ідентифікація) математичної моделі керованого процесу.

Підсистема оптимального керування на основі моделі керованого процесу, поточної оцінки вектора стану і критерію керування J, що надходить від системи старшого рівня, формує оптимальне завдання на керування $u_{opt}^{зад}$ для підсистеми локального регулювання, яка впливає на керований процес ν_{opt}.

Ієрархічна побудова САК доцільна для складних багатоз'вязних ОК, що мають велику розмірність, оскільки дозволяє шляхом структурування загальної задачі керування на підзадачі спростити рішення й забезпечити еволюцію САК технологічними процесами із уже наявними системами регулювання.

Оцінювання та ідентифікація в ієрархічній АСОК виконуються аналогічно процедурам, розглянутим в п. 5.2.

Синтез оптимального керування полягає у визначенні закону керування, що забезпечує зближення стану ОК (5.17) із бажаним режимом роботи (атрактором – цільовою макрозмінною):

$$\Psi[k] = \Psi(x[k]) = 0 \tag{5.31}$$

і наступний асимптотично стійкий рух ОК уздовж нього до початку координат фазового простору.

Відповідно до моделі ОК (5.17) основне функціональне рівняння Ейлера-Лагранжа [91]

$$\frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \psi(x) \cdot u + \frac{\partial \Psi}{\partial x} \cdot \phi(x) + T_н^{-1} \cdot \varphi(\Psi) = 0 ;\ T_н > 0$$

в дискретній формі має підродину стійких екстремалей виду:

$$\Psi[k+1] \cdot \psi(x[k]) \cdot u[k] + \Psi[k+1] \cdot \phi(x[k]) + T_\partial^{-1} \cdot \varphi(\Psi[k]) = 0 ;\ T_\partial > 1 , \quad (5.32)$$

які визначають закон керування

$$u[k] = -\{\Psi[k+1] \cdot \psi(x[k])\}^{-1} \cdot \{\Psi[k+1] \cdot \phi(x[k]) + T_\partial^{-1} \cdot \varphi(\Psi[k])\}, \quad (5.33)$$

що доставляє мінімум супровідному функціоналу виду

$$J_{SR1} = E\{ \sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} \{T_\partial^2 \cdot \Delta\Psi^2[k+1] + \varphi^2(\Psi[k])\}\}. \quad (5.34)$$

Тут E – математичне очікування; $\Delta\Psi[k+1] = (\Psi[k+1] - \Psi[k])/T$ – перша різниця; T – період дискретизації; $T_н, T_\partial$ – позитивно визначені коефіцієнти; φ – диференційована функція, яка характеризує потрібну якість перехідних процесів ОК ($\varphi(0) = 0$).

У виразах (5.32), (5.33) для спрощення сприйняття в функціях ϕ і ψ не наведені аргументи k, ξ, a_ϕ і a_ψ.

У функціоналі (5.34) якість процесу оцінюється на інтервалі $[k_j, k_{j+1} - n - 1]$, на якому формується керування (5.33), а прогнозування за моделями (5.15), (5.17) здійснюється на інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$.

Керування (5.33) забезпечує аперіодичність перехідних процесів в ОК із часом регулювання $(3...5) \cdot T_н$ [91].

Таким чином, нелінійна динаміка ОК у просторі станів апроксимується лінійною динамікою в просторі макрозмінних Ψ, а їх вибір зводиться до задачі синтезу стійкої однорідної системи рівнянь (5.32).

Синтез керування в адаптивних САР, що розглянуті в п. 5.1, полягає в адаптації коефіцієнтів моделі ОК по каналу регулювання $\hat{Y}_\nu$ (наприклад, виду (5.1) чи (5.15)) за величиною її похибки, обчисленні прогнозу за адаптованою моделлю і визначенні за оптимальним завданням на керування $u_{opt}^{зад}$ ($u[k]$ згідно (5.33)) регулюючого впливу ν_{opt}, що потім реалізується на ОК:

$$\nu_{opt}[k] = \Phi_{CAP}\{u_{opt}^{зад}[k_j, k_{j+1} - n - 1], \hat{Y}_\nu[k + n_\nu]\}, \qquad (5.35)$$

де $\hat{Y}_\nu[k + n_\nu]$ – оцінка прогнозу по каналу регулювання ОК глибиною n_ν; Φ_{CAP} – функція (алгоритм) синтезу закону регулювання адаптивної САР. Тут слід зазначити, що у загальному випадку термін циклу керування $[k_j, k_{j+1} - n - 1]$ багато більше терміну такту часу k.

Структура ієрархічної АСОК за синергетичним принципом із прогнозуючою моделлю наведена на рис. 5.10 і узагальнено складається з наступних етапів:

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового інтервалу керування (k_j) згідно (5.16);

2) ідентифікація структури $\Phi_{\hat{Y}}$ та параметрів a моделі ОК (5.15);

3) прогнозування вільного руху ОК за моделлю (5.15) (у модифікації (5.17)) на заданому інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимізації керування;

4) обчислення цільової макрозмінної $\Psi[k + 1]$ для поточного стану ОК і формування сигналу оптимального керування згідно (5.33);

5) реалізація на ОК у відповідності із оптимальним керуванням регулюючих впливів згідно (5.35).

Отже, в ієрархічній АСОК синтез оптимального керування за синергетичним принципом зводиться до визначення закону керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування (5.16) і його майбутнього стану по прогнозуючій моделі ОК (5.17). Це забезпечує зближення стану ОК із бажаним режимом роботи (5.31) і наступний рух в ньому з мінімізацією супровідного функціонала (5.34) якості перехідних процесів на ковзкому інтервалі часу (циклі керування). При цьому забезпечується асимптотична стійкість системи без пошуку рішень нелінійних динамічних рівнянь ОК (5.16), (5.17). Визначене таким чином оптимальне керування являє собою завдання, що відпрацьовується локальним регулюванням (5.35) на ОК.

5.3.2. Ієрархічна АСОК процесом мокрого самоздрібнювання (МСЗ).

Розглянемо побудову ієрархічної АСОК процесом МСЗ в млинах мокрого самоздрібнювання (ММС) в комплексі зі спіральним класифікатором (СК), що в технологічних схемах із самоздрібнюванням є першою стадією здрібнювання.

Для технологічного процесу самоздрібнювання керування можливоо здійснювати з метою максимізації продуктивності по готовому класу:

$$Q_{гот} \rightarrow \max \qquad (5.36)$$

при обмеженнях на припустиму потужність $P \le P_{\max}$, що забезпечує мінімізацію експлуатаційних витрат [6, 7].

Рис. 5.10. Структура ієрархічної АСОК за синергетичним принципом із прогнозуючою моделлю

Для процесу МСЗ вихідними змінними є вміст готового класу крупності у вихідному продукті (зливі КС) $\gamma_к$, продуктивність по готовому класу $Q_{гот}$ і споживана потужність P. Його керуючими впливами є продуктивність по вхідній руді $Q_р$, витрати води в КС $B_к$ і в ММС $B_м$, а збуреннями – гранулометричний склад вхідної руди $\gamma_р$, її фізико-механічні і речовинні властивості ζ, витрата пісків $П$, густина $\rho_м$ і гранулометричний склад $\gamma_м$ пульпи на виході млина, стан футеровок і ліфтерів тощо.

Для реалізації технологічної цілі керування (5.36) використовуються, зазвичай, три САР [6, 7]:

- стабілізації густини зливу класифікатора $\rho_к$, що дозволяє знизити дисперсію гранулометричного складу зливу класифікатора, а також підтримати необхідні щільнісні режими подальших стадій збагачення;

- стабілізації співвідношення тверде/рідке в млині $\Delta_м = (Q_р + П) / B_м$, що поліпшує режими здрібнювання й транспортування руди через млин;

- стабілізації ефективного значення внутрімлинового заповнення θ, що дозволяє використовувати млин у режимі максимально можливої в конкретних умовах продуктивності й знизити питому витрату електроенергії (мінімум енергії руйнування досягається при максимумі можливого заповнення).

Ці локальні САР спрямовані на досягнення якісних показників процесу МСЗ, але проектуються і функціонують автономно (зв'язані лише через ОК). Крім того, в них як регульовані використовуються показники $\rho_к$, $\Delta_м$ і θ, які посередньо характеризують продуктивність по готовому класу, що входить в ціль (5.36). Таким чином, для процесу МСЗ доцільно використовувати ієрархічну АОСАК, верхній рівень керування якої на основі залежності $Q_{гот}$ від $\{\rho_к, \Delta_м, \theta\}$ визначає оптимальні завдання для розглянутих трьох локальних САР нижнього рівня.

Моделі каналів регулювання ОК відповідно до (5.15) можуть бути представлені у виді:

$$\hat{\rho}_к[k+n_\rho] = \Phi_{\hat{\rho}}\{\rho_к[k], B_к[k], \gamma_м[k], \rho_м[k], \xi[k], a_\rho[k], k\}; \quad (5.37)$$

$$\hat{\Delta}_м[k+n_\Delta] = \Phi_{\hat{\Delta}}\{\Delta_м[k], B_м[k], \xi[k], a_\Delta[k], k\};\ \Delta_м = (Q_р + П)/B_м; \quad (5.38)$$

$$\hat{\theta}[k+n_\theta] = \Phi_{\hat{\theta}}\{\theta[k], Q_р[k], \gamma_р[k], \zeta[k], П[k], \xi[k], a_\theta[k], k\}; \quad (5.39)$$

де згідно (5.15) $\{a_\rho, a_\theta, a_\Delta\} \subset a$; $\{\Phi_{\hat{\rho}}, \Phi_{\hat{\theta}}, \Phi_{\hat{\Delta}}\} \subset \Phi_{\hat{Y}}$; $\{\hat{\rho}_к, \hat{\Delta}_м, \hat{\theta}\} \subset \hat{Y}$; $\nu = \{B_к, B_м, Q_р\} \subset u$ (див. рис. 5.8); n_ρ, n_Δ, n_θ - глибини прогнозу по каналам регулювання.

Тоді модель процесу МСЗ по вихідній координаті (продуктивності по готовому класу) має вид:

$$\hat{Q}_{гот}[k+n] = \Phi_{\hat{Q}}\{Q_{гот}[k], \rho_к[k], \theta[k], \Delta_м[k], \gamma_р[k], \zeta[k], \xi[k], a_Q[k], k\}. \quad (5.40)$$

де $u = \{\rho_к, \Delta_м, \theta\}$; $a_Q \subset a$.

Перехід від моделі ОК виду (5.15) і (5.40) до моделі з лінійно вхідним керуванням виду (5.17), як відзначалось вище, легко виконується, якщо у якості керування використовувати не координату ОК, а її швидкість:

$$\rho^*[k] = \rho_к[k] - \rho_к[k-1]; \quad (5.41)$$

$$\Delta^*[k] = \Delta_м[k] - \Delta_м[k-1]; \quad (5.42)$$

$$\theta^*[k] = \theta[k] - \theta[k-1]. \tag{5.43}$$

При цьому модель процесу МСЗ (5.40-5.43) набуває розширеного виду:

$$\begin{bmatrix} \hat{Q}_{гот}[k+n] \\ u^T[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{\hat{Q}} \\ u^T[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot u^*[k] \tag{5.44}$$

або більш компактно

$$\vec{Q}_{гот}[k+n] = \vec{\phi} + \vec{\psi} \cdot u^*[k], \tag{5.45}$$

де I – одинична матриця; $\vec{Q}_{гот}[k+n] = \{\hat{Q}_{гот}[k+n], u[k]\}^T$; $\vec{\phi} = \{\Phi_{\hat{Q}}, u[k-1]\}^T$; $\vec{\psi} = \{0, I\}^T$; $u^* = \{\rho^*, \Delta^*, \theta^*\}$.

Таким чином результатом оцінювання стану процесу МСЗ є формування вектора:

$$\hat{Z} = \{\gamma_к, Q_{гот}, P, \rho_к, \theta, B_к, B_м, Q_р, \gamma_м, \rho_м, \gamma_р, \zeta, П\}. \tag{5.46}$$

Оптимальними структурами моделей процесів рудопідготовки є рівняння ОК на основі НМ прямого поширення із прихованим шаром, які мають вид рівняння згортки:

$$\hat{Q}_{гот}[k+n] = \sum_{\tau \in R} \Phi_{QN} \{ \sum_{l \in G} v_l[\tau] \cdot \Phi_l (\sum_{m \in G} v_{l,m}[\tau] \cdot y_m[k-\tau]) \}, \tag{5.47}$$

де R – множина глибини пам'яті відповідних входів; Φ_{QN} – активаційна функція вихідного шару НМ; G – множина входів нейронів; l – порядковий номер входу вихідного шару НМ; v_l – вагові коефіцієнти вихідного шару; Φ_l – активаційна функція нейронів прихованого шару; m – порядковий номер входу НМ; $v_{l,m}$ – вагові коефіцієнти зв'язку m-го входу і l-го нейрона; y_m – вхід НМ.

У загальному випадку входами НМ (5.47) згідно (5.16), (5.40) є $\{\hat{Q}_{гот}[k], \hat{Z}[k]\} \subset \{y_m[k]\}$, а її структурними характеристиками – $\{T_s, R, \Phi_{QN}, \Phi_l, r_s\} \subset \Phi_{\hat{Q}}$, де T_s – тип структури і $r_s \subset G$ – розмір прихованого шару. При цьому параметрами НМ є $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$.

Оскільки ціллю керування є задача максимізації (5.36), то переформулюємо її в задачу мінімізації, наприклад, у виді:

$$(Q_{\max} - Q_{гот}) \to \min, \tag{5.48}$$

де $Q_{\max}$ – максимально можлива продуктивність процесу МСЗ по готовому класу.

Очевидно, що бажаним режимом роботи ОК на наступному такті, що відповідає (5.48), є:

$$\Psi[k+1] = Q_{\max} - \hat{Q}_{гот}[k+n] = 0 .$$

Остаточно відповідно до (5.40) цільову макрозмінну для стохастичного ОК приймемо у виді:

$$\Psi[k+1] = E\{Q_{\max} - \hat{Q}_{гот}[k+n]\} = 0 , \qquad (5.49)$$

яка однакова для кожного каналу керування u^*: $\Psi_{\rho^*} = \Psi_{\theta^*} = \Psi_{\Delta^*} = \Psi$.

Для моделі ОК (5.45) і макрозмінної (5.49) функціональні рівняння підродини стійких екстремалей з урахуванням (5.32) рівні:

$$\Psi[k+1] \cdot \{\vec{\phi}(x[k]) + \vec{\psi}(x[k]) \cdot u^*[k]\} + T_{\partial}^{-1} \cdot \Psi[k] = 0 ,$$

де $T_{\partial} = \{T_\rho, T_\Delta, T_\theta\}$ – призведені постійні часу по каналах керування; $\{\vec{Q}_{гот}, u\} \subset x$; $\varphi(\Psi) = \Psi$.

Тоді керування з урахуванням виразу (5.44) визначається як:

$$u^*[k] = -\Psi^{-1}[k+1] \cdot (\Psi[k+1] \cdot \hat{Q}_{гот}[k+n] + T_{\partial}^{-1} \cdot \Psi[k]) , \qquad (5.50)$$

що доставляє мінімум супровідному функціоналу:

$$J_{SR2} = E\{\sum_{k=k_j}^{k_{j+1}-n-1} (T_{\partial}^2 \cdot \Delta\Psi^2[k+1] + \Psi^2[k])\} .$$

Отримане оптимальне керування (5.50) визначає собою завдання, що реалізується на ОК локальними САР з прогнозуючими моделями (5.37-5.39):

$$\nu_{opt}[k] = \Phi_{CAP}\{u_{opt}^{зад}[k_j, k_{j+1} - n - 1], \hat{Y}_\nu[k + n_\nu]\} , \qquad (5.51)$$

де $\nu_{opt}[k] = \{B_к[k], B_м[k], Q_p[k]\}$; $\hat{Y}_\nu[k+n_\nu] = \{\hat{\rho}_к[k+n_\rho], \hat{\Delta}_м[k+n_\Delta], \hat{\theta}[k+n_\theta]\}$; $u_{opt}^{зад}[k] = u[k]$; $u[k] = u[k-1] + u^*[k]$.

Структура алгоритму роботи ієрархічної АСОК процесом МСЗ наведена на рис. 5.11 і складається з наступних етапів:

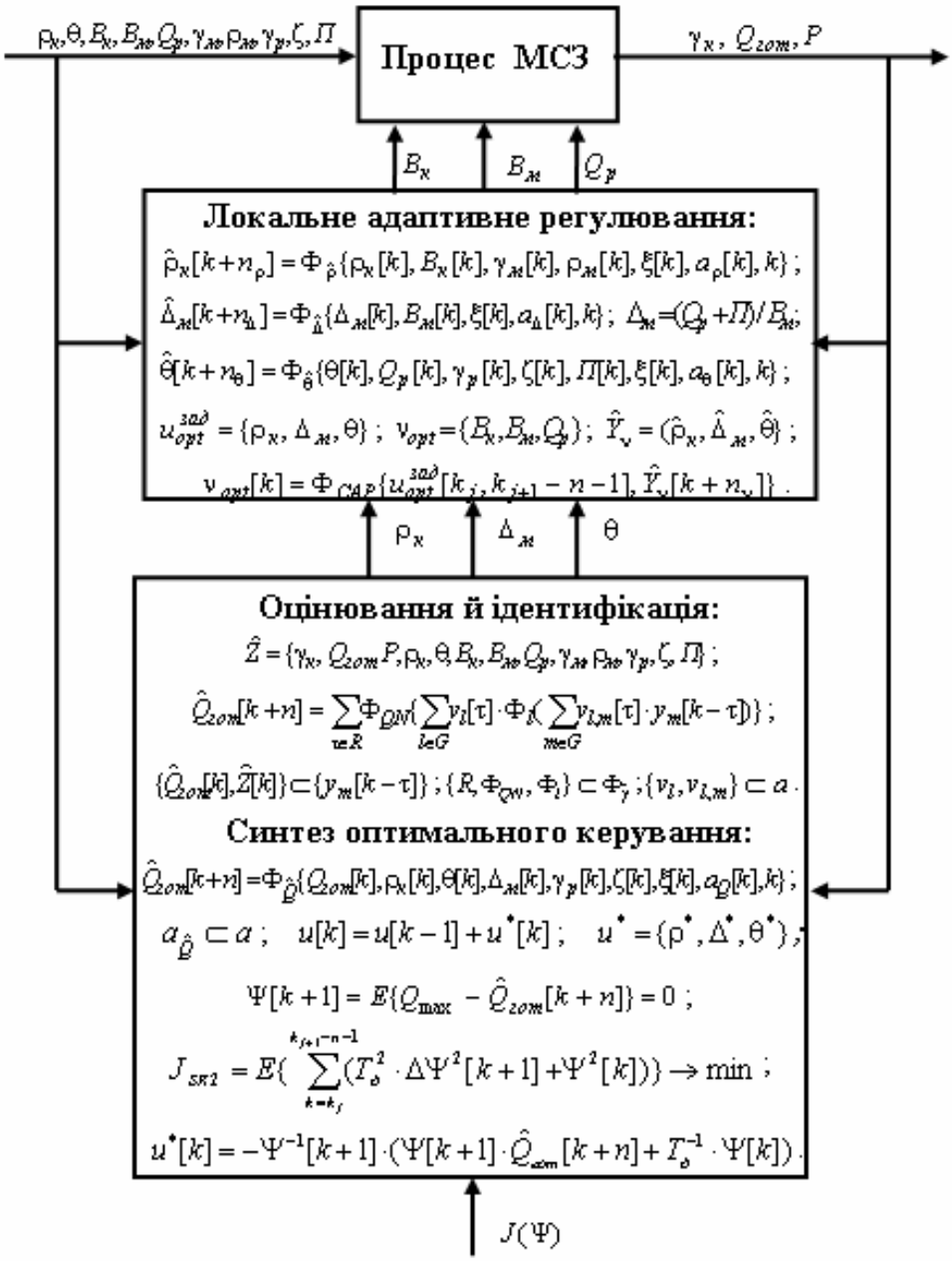


Рис. 5.11. Структура алгоритму роботи ієрархічної АСОК процесом МСЗ за синергетичним принципом із прогнозуючими моделями

1) оцінка поточного стану ОК в моменти початку чергового інтервалу керування (k_j) згідно (5.46);

2) ідентифікація структури $\Phi_{\hat{Q}}$ та параметрів a моделі ОК (5.40), наприклад, у виді НМ (5.47);

3) прогнозування вільного руху ОК за моделлю (5.40) (в розширеному виді (5.41-5.45)) на заданому інтервалі $[k_j + n, k_{j+1} - 1]$ оптимізації керування;

4) обчислення цільової макрозмінної $\Psi[k+1]$ для поточного стану ОК і формування сигналу оптимального керування згідно (5.50).

5) реалізація на ОК регулюючих впливів (5.51) у відповідності із оптимальним керуванням (5.50) і прогнозуючими моделями каналів регулювання (5.37-5.39).

Запропонована концепція автоматичного керування процесом МСЗ дозволяє за рахунок стабілізації й оптимізації робочих режимів технологічного устаткування, збільшити продуктивність при одночаснім зниженні енергоспоживання й підвищенні якості вихідного продукту й, тим самим, забезпечити істотний економічний ефект.

5.3.3. Оцінка ефективності ієрархічного адаптивного оптимального керування процесом МСЗ.

Оцінка ефективності АСОК технологічним процесом МСЗ виконувалася шляхом імітаційного моделювання у середовищі Matlab.

Як характеристика гранулометричного складу вхідної руди γ_p використовувався вміст класу +100 мм, а як характеристика фізико-механічних властивостей ζ – її міцність, що моделювались генераторами збурень із кореляційними функціями і статистичними характеристиками, визначеними за експериментальними послідовностями [30]. У якості вихідної характеристики ОК приймалась продуктивність по класу -74μ ($Q_{гот}$).

Моделювалось адаптивне керування за синергетичним принципом млином ММС та процесом МСЗ.

З особливостей ОК глибина прогнозу приймалась $n = 2$ цикли керування, а глибина пам'яті по різним входам – від 1 до 4. Діапазони значень вхідних і вихідних змінних були занормовані в сигнали із рівнем 0…1.

Нестаціонарність ОК складала 20% від номінальних значень його параметрів за час спостереження у 256 циклів керування. Похибки виміру вхідних сигналів приймались на рівні 10% (гауссівська модель шуму із рівнем 0,1 від рівня сигналів).

Для прогнозування ОК використовувались моделі (Model) у вигляді каскадної НМ прямого поширення із логістичною функцією активації прихованого шару і лінійною функцією у вихідному шарі.

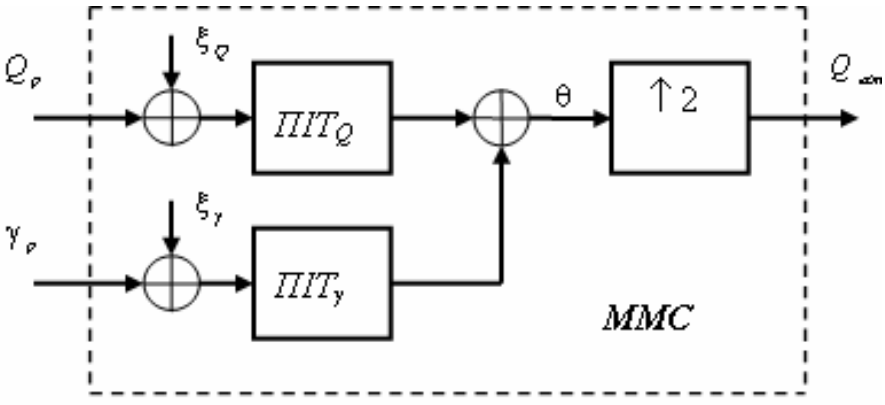
Модель млина ММС наведена на рис. 5.12,*а* і складається з комбінації каналів керування ($ПІТ_Q$) і збурювань ($ПІТ_\gamma$) у вигляді аперіодичних ланок із запізнюванням, а також послідовно з'єднаною безінерційною квадратичною ланкою ($\uparrow 2$) [6, 33].

Результати моделювання роботи млина ММС у керованому (MMCwC) і некерованому (MMCnC) режимах наведені на рис. 5.12,*б*.

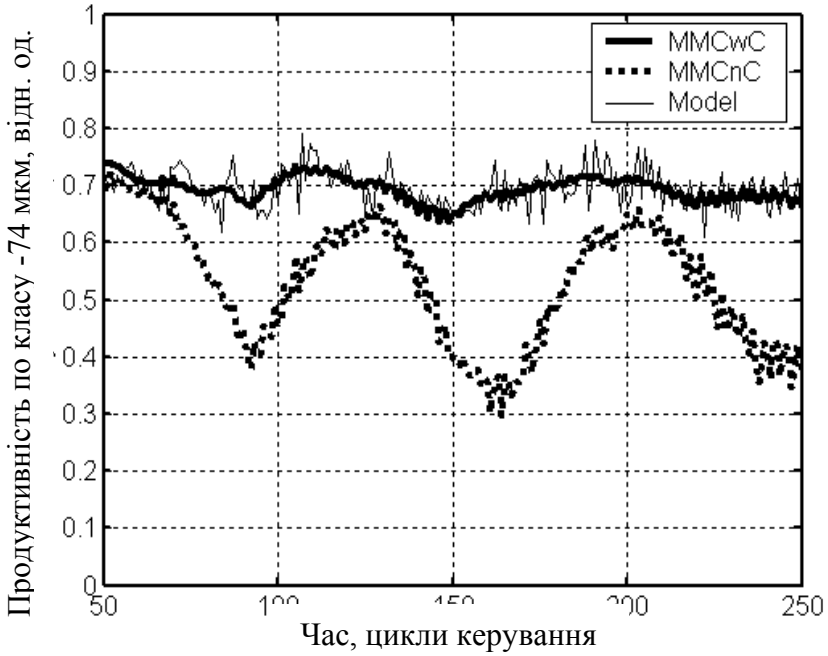
Значення математичних очікувань і середньоквадратичних відхилень виходу $Q_{гот}$ в некерованому режимі склали $M_{MMCnC} = 0{,}549$ і $\sigma_{MMCnC} = 0{,}109$, а в керованому – $M_{MMCwC} = 0{,}687$ і $\sigma_{MMCwC} = 0{,}022$ при похибці прогнозуючої моделі 0,032. Таким чином, адаптивне керування млином ММС за синергетичним принципом дозволяє в 1,25 разів (на 0,138 відн.од.) підвищити

його продуктивність по готовому класу $Q_{гот}$ та знизити її середньоквадратичне відхилення в 5 разів.

Модель верхнього рівня процесу МСЗ наведена на рис. 5.13 і включає моделі каналів керування у вигляді: послідовно з'єднаних аперіодичної ланки із запізнюванням з безінерційною квадратичною ланкою (ПІТ2), відображення Ено у хаотичному режимі (ВЕХР) та аперіодичних ланок із запізнюванням (ПІТ). При цьому, для каналів керування по θ і $\Delta_м$ вплив збурень ($\gamma_р$,ζ) враховувся шляхом додавання в ці канали моделей впливу збурень (у вигляді ПІТ), а по каналу $\rho_к$ – шляхом введення залежності значень параметрів відображення Ено від поточних значень збурень.



а



б

Рис. 5.12. Модель млина ММС (*а*) та результати керування ним (*б*) за синергетичним принципом

Результати моделювання роботи ієрархічної АСОК процесом МСЗ у керованому (МСЗwС) і некерованому (МСЗnС) режимах наведені на рис. 5.14,*а*.

Тут у якості завдання на керування (Set-point) використовувалось нормоване значеннями $Q_{\max} = 1$.

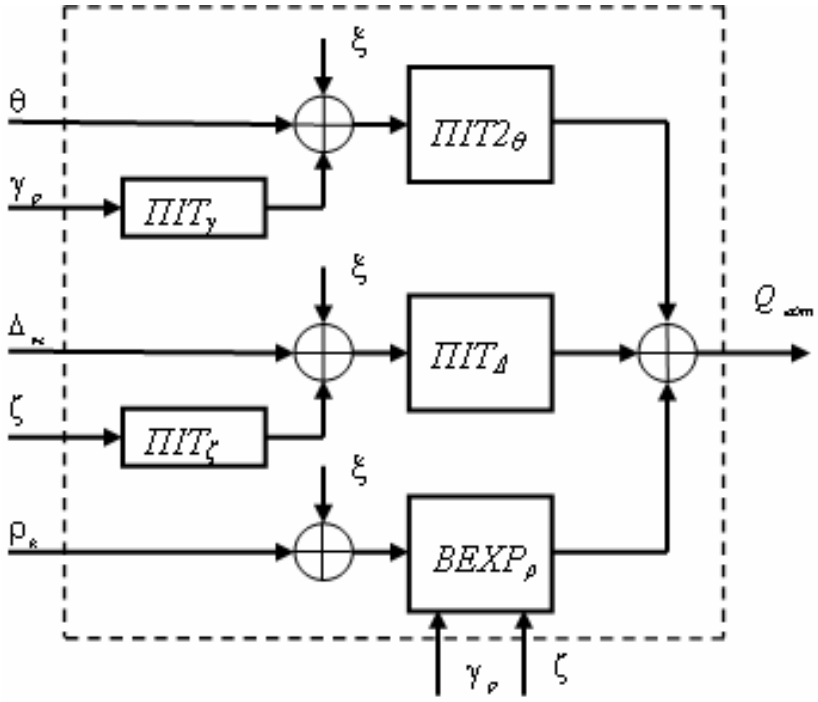


Рис. 5.13. Модель верхнього рівня процесу МСЗ

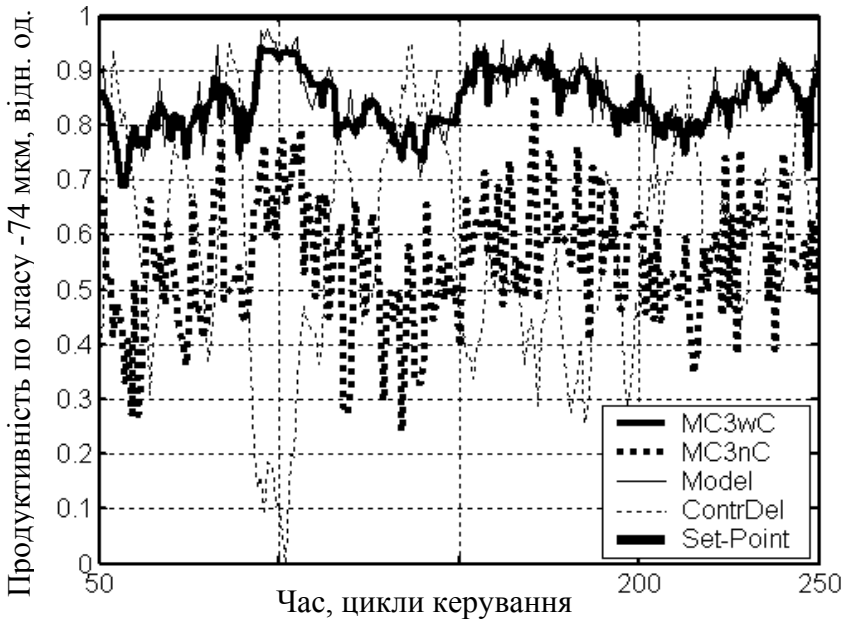
У якості моделей каналів регулювання ОК (нижній рівень АСОК) використовувалися: моделі ПІТ (PIT), ПІТ2 (PIT2) та ВЕХР.

З особливостей каналів регулювання глибина прогнозу приймалась у 3 такти, а глибина пам'яті – 4. У якості завдання (Set-point Del) використовувалися отримані на верхньому рівні значення керування (на рис. 5.14,*а* для прикладу наведені значення каналу керування $\Delta_м$ – ContrDel).

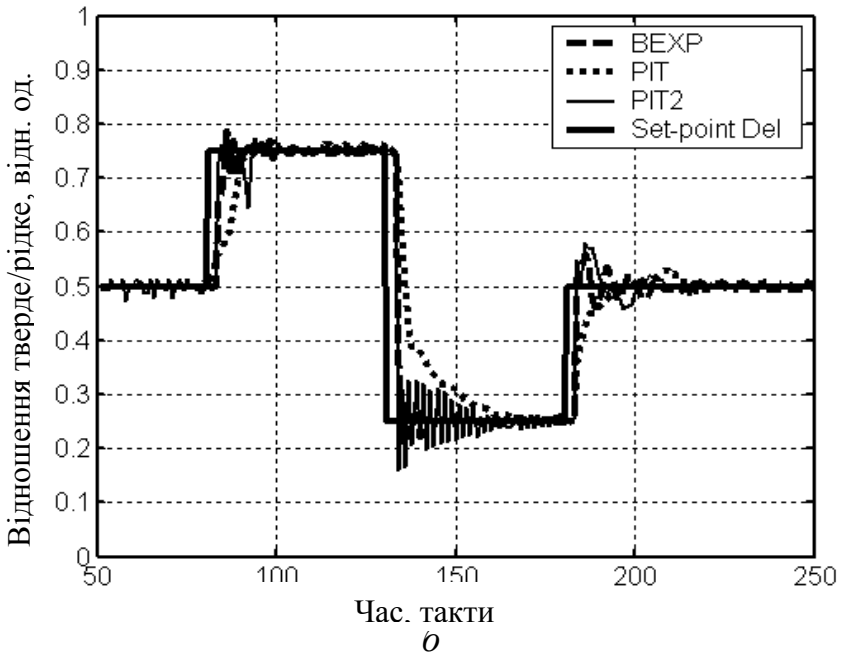
Нестаціонарність каналів регулювання ОК складала 20 % від номінальних значень їх параметрів за час спостереження у 256 тактів.

Результати регулювання ОК по каналу $\Delta_м$ (Set-point Del) за допомогою адаптивної САР із самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю наведені на рис. 5.14,*б*. Значення похибок регулювання склали 0,03-0,04 для каналів PIT2 і ВЕХР та ~0,10 для PIT при похибках прогнозування ~0,02 і ~0,05, відповідно.

Значення математичних очікувань і середньоквадратичних відхилень виходу $Q_{гот}$ в некерованому режимі склали $M_{МСЗпС} = 0{,}558$ і $\sigma_{МСЗпС} = 0{,}117$, а в керованому – $M_{МСЗwС} = 0{,}825$ і $\sigma_{МСЗwС} = 0{,}057$ при похибці прогнозуючої моделі $0{,}036$. Таким чином, адаптивне керування процесом МСЗ за синергетичним принципом дозволяє в 1,45 разів (на 0,257 відн.од.) підвищити його продуктивність по готовому класу $Q_{гот}$ та знизити її середньоквадратичне відхилення в 2,1 разів.



а



б

Рис. 5.14. Результати керування процесом МСЗ на верхньому (*а*) та нижньому (*б*) рівнях

Статистична перевірка показала значущість отриманих результатів.

Час синтезу адаптивного оптимального керування при обчисленнях на процесорі Pentium IV складає $\sim 0{,}12\,c$ на один цикл при аналітико-чисельному пошуку (за виразом (5.50)) та $\sim 0{,}86\,c$ при використанні чисельних пошукових методів оптимізації. Тобто виграш у часі при використанні запропонованих алгоритмів адаптивного синтезу оптимального керування складає більш, ніж у 7 разів.

Отримане підвищення якості керування процесом МСЗ дозволяє підвищити продуктивність млинів першої стадії самоздрібнювання на 3…15 % (при коефіцієнтах варіації якості руди від 0,1 до 0,8) зі зниженням питомих витрат електроенергії у порівнянні з існуючими системами керування [29, 40].

Висновки до розділу

1. Розроблено адаптивні САР з інтелектуальним прогнозуванням стану ОК, які забезпечують ефективне регулювання складними ОК зі збуреним середовищем функціонування.

Для нелінійних процесів рудопідготовки пропоновані САР забезпечують похибку прогнозування стану ОК на рівні 0,01-0,03 та похибку регулювання на рівні 0,02-0,05, що в 3-5 разів менше, ніж САР без прогнозування.

2. Розроблено АСОК, які забезпечують ефективне керування складними ОК зі збуреним середовищем функціонування шляхом реалізації принципу мінімуму узагальненої роботи, що вміщує відшукання мінімуму функціонала на ковзному циклі керування із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування і його майбутнього стану за інтелектуальною прогнозуючою моделлю ОК.

Для нелінійного процесу ККД пропонована АСОК забезпечує у порівнянні з відомими системами зниження в 2 рази похибки керування та підвищення на 3,3 % продуктивності наступного (у технологічній лінії) процесу самоздрібнювання за рахунок стабілізації вмісту класу +100 мм у його вхідній руді.

3. Розроблено АСОК, які забезпечують ефективне керування складними багатозв'язними ОК зі збуреним середовищем функціонування шляхом синтезу керування за синергетичнм принципом із залученням у реальному масштабі часу інформації про стан ОК до нового циклу керування і його майбутнього стану за інтелектуальною прогнозуючою моделлю. Визначене таким чином оптимальне керування являє собою завдання, що відпрацьовується на ОК локальними системами регулюванням (адаптивними САР з інтелектуальним прогнозуванням).

Запропоноване ієрархічне керування процесом мокрого самоздрібнювання дозволяє підвищити в 1,45 разів його продуктивність по готовому класу та знизити в 2,1 рази її середньоквадратичне відхилення, а це забезпечує підвищення продуктивності млинів першої стадії самоздрібнювання на 3-15 % (при коефіцієнтах варіації якості руди від 0,1 до 0,8) зі зниженням питомих витрат електроенергії у порівнянні з існуючими системами керування.

РОЗДІЛ 6
ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ДОСЛІДЖЕНЬ

6.1. Реалізація адаптивних систем оптимального керування процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд

6.1.1. Система керування процесом ККД.

Запропоновано систему керування процесом ККД (рис. 6.1), за яким вхідна руда після дроблення в КД через бункер 1 за допомогою пластинчастих живильників надходить на конвеєр 2. Далі системою конвеєрів крупнодроблена руда подається в прийомні бункери збагачувальної фабрики й за допомогою катучих конвеєрів (автостел) надходить у бункери технологічних секцій самоздрібнювання.

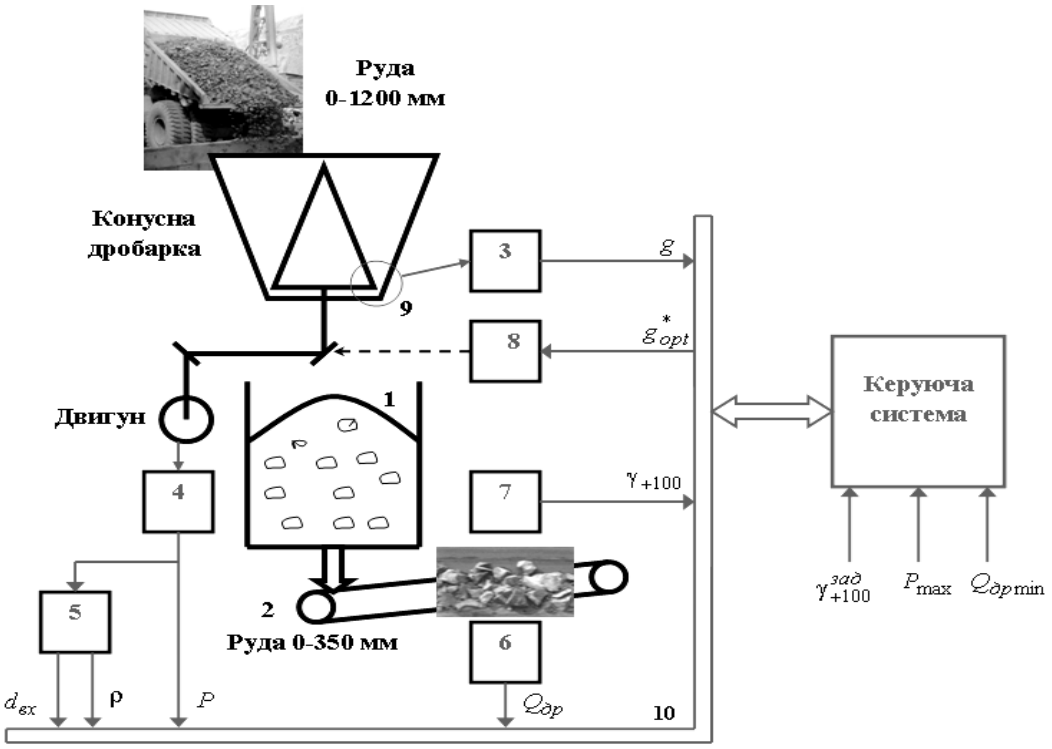


Рис. 6.1. Схема системи керування процесом ККД

Система керування включає пристрій 3 контролю ширини розвантажувальної щілини дробарки, перетворювач 4 споживаної активної потужності приводного двигуна дробарки, пристрій 5 контролю крупності й міцності вхідної руди, конвеєрні ваги 6, пристрій 7 контролю гранулометричного складу дробленої руди (гранулометр), а також виконавчий механізм 8 регулювання ширини розвантажувальної щілини 9 дробарки. Ці пристрої пов'язані з керуючої системою за допомогою інформаційної шини 10.

Оскільки завантаження дробарок ККД-1500 здійснюється одиничними порціями (автосамоскидами або думпкарами), то в якості міри часу використовують їхні порядкові номери [14]. При цьому перехід до реального часу легко

здійснюється через середній інтервал часу (інтенсивність) надходження порцій руди на розвантаження (наприклад, для умов Лебединського ГЗК цей інтервал становить 98,4 с [30]).

Система керування працює в такий спосіб. На поточний інтервал оптимізації керування відповідно до цілі керування процесом ККД (5.20) у керуючу систему від системи старшого рівня надходять необхідні (задані) значення вмісту класу +100 мм у дробленій руді $\gamma_{+100}^{зад}$, а також обмеження на припустиму потужність $P_{\max}$ і продуктивність $Q_{др\min}$.

У відповідності з алгоритмом роботи (див. п. 5.2.2) керуюча система виконує оцінку поточного стану процесу ККД до моменту початку чергового інтервалу керування. Для цього здійснюються опитування й усереднення за попередній інтервал показання пристрою 3 контролю ширини щілини (g), перетворювача потужності 4 (P), пристрою 5 контролю крупності й міцності вхідної руди ($d_{вх}$, ρ), конвеєрних ваг 6 ($Q_{др}$), а також гранулометра 7 (γ_{+100}). При цьому, оскільки контроль крупності й міцності вхідної руди здійснюється по сигналу споживаної активної потужності, викликаному вже продробленою рудою, то при оцінці стану процесу ККД виконують прогноз значень $d_{вх}$ і ρ на 1 такт.

Далі виконується ідентифікація прогнозуючої моделі процесу ККД, яка здійснюється в такий спосіб. За отриманими оцінками виконується адаптація параметрів моделі процесу ККД. Якщо похибка моделі менше деякого припустимого значення, то переходять до прогнозування процесу ККД на заданий інтервал керування. А якщо ні, то виконується структурно-параметрична ідентифікація моделі процесу ККД.

За оцінками і прогнозом процесу ККД визначається (відповідно до п. 5.2.2) оптимальне керування (зміна ширини розвантажувальної щілини дробарки) g_{opt}^{*} на наступний інтервал, яке відпрацьовується гідравлічною системою 8 регулювання щілини.

Глибина прогнозу моделі обирається з умови її перевищення суми часу транспортування руди (часу запізнювання) через конусну дробарку ККД-1500, бункер 1 і конвеєр 2 до місця контролю гранулометра 7, а також часу пошуку оптимального керування g_{opt}^{*} й часу його відпрацьовування виконавчим механізмом 8.

У якості пристрою 3 контролю ширини розвантажувальної щілини можуть використовуватися автоматичні пристрої контролю положення рухливого конуса дробарки, а в якості вимірників активної потужності 4 – перетворювачі Е-728, Е-829 тощо, які мають похибку ±1%.

У якості ваг 6 можуть використовуватися конвеєрні ваги ВК-202 або ТЕНЗОД-200, які мають похибку перетворення ±1% й інтерфейс зв'язку з комп'ютером RS-485.

Для контролю крупності й міцності (пристрій 5), а також у якості гранулометра 7 можуть бути використані пристрої, що реалізовують способи контролю, запропоновані в п.п. 3.2, 3.3.

Структура комплексу технічних засобів АСК ТП ККД містить мікропроцесорні контролери, промислові сервери та автоматизовані робочі місця (операторські станції), елементна база яких обирається відповідно до вимог конкретного ГЗК.

Для реалізації пропонованої керуючої системи за технічними характеристиками можуть бути використані комп'ютерні засоби фірм General Electric, Kontron, Advantech тощо. Як стандартне базове програмне забезпечення наразі на ГЗК Кривбасу використовується комплекс програмних засобів TRACE MODE 6 з основним мережевим протоколом TCP/IP.

6.1.2. Система керування процесом МСЗ.

Запропоновано систему керування процесом МСЗ (рис. 6.2), за яким дроблена руда із бункера 1 технологічної секції самоздрібнювання через живильник 2 надходить за допомогою конвеєра 3 у БМ. Розвантаження БМ відповідного гранулометричного складу $\gamma_м$ й густини $\rho_м$ надходить у ванну СК, з якої готовий клас (крупністю – 0,074 мкм) йде на злив, а крупні класи (піски П) за допомогою СК повертаються в БМ.

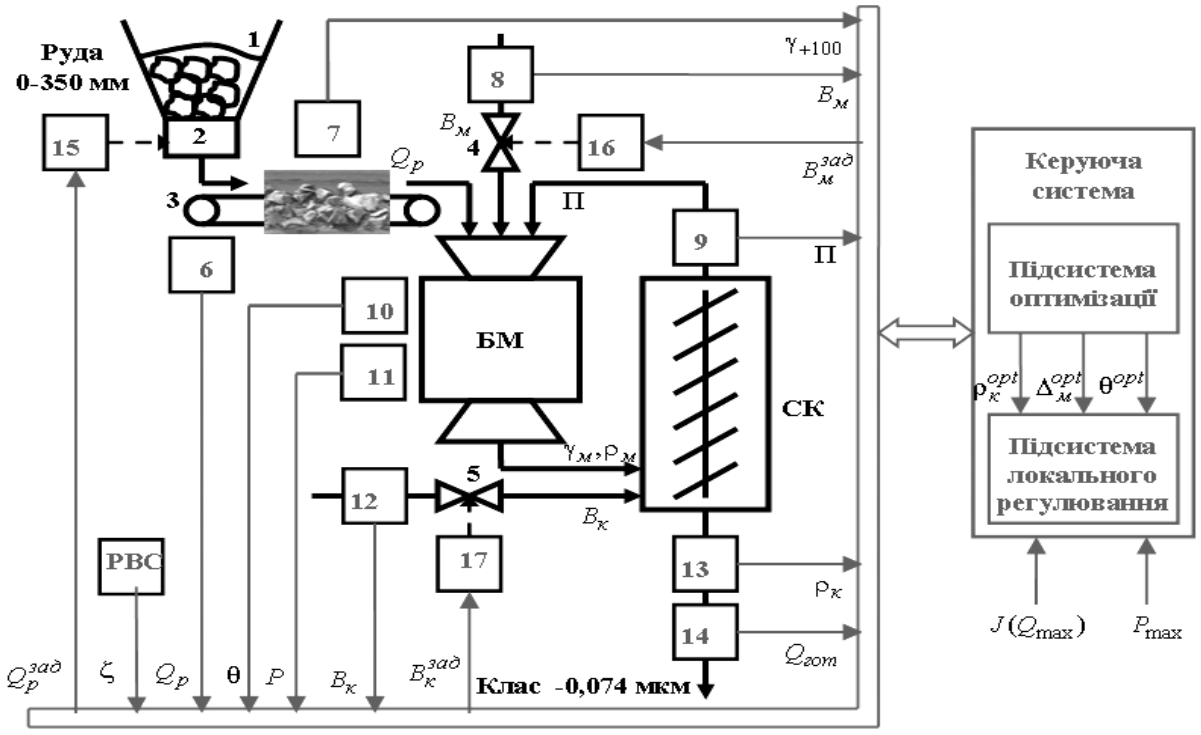


Рис. 6.2. Схема системи керування процесом МСЗ

Регулювання режимів роботи процесу МСЗ здійснюється за допомогою живильника 2 подачі руди (Q_p), вентиля 4 подачі води в БМ ($B_м$) і вентиля 5 подачі води у ванну СК ($B_к$).

Система керування включає конвеєрні ваги 6, гранулометр 7, витратомір води 8 на вході БМ, пристрої контролю піскового навантаження 9 і внутрішньомлинового заповнення 10, перетворювач потужності 11, витратомір води 12 у ванну СК, густиномір 13 зливу СК і пристрій контролю продуктивності по готовому класу 14.

Система керування працює в такий спосіб. Відповідно до цілі керування (5.36) керуючій системі задаються функціонал керування J й обмеження на споживану потужність $P_{\max}$.

Відповідно до алгоритму роботи (див. п. 5.3.2) керуюча система виконує оцінку поточного стану процесу МСЗ до початку чергового інтервалу керування. Для цього здійснюється опитування й усереднення за попередній інтервал показань конвеєрних ваг 6 (Q_p), гранулометра 7 (γ_{+100}), витратоміра 8 ($B_м$), пристроїв контролю піскового навантаження 9 (Π) і внутрішньомлинового заповнення 10 (θ), перетворювача потужності 11 (P), витратоміра 12 ($B_к$), густиноміра 13 ($\rho_к$) і пристрою контролю продуктивності по готовому класу 14 ($Q_{гот}$).

При цьому, оскільки гранулометр 7, зазвичай, встановлюється безпосередньо біля живильника 2 (там, де мінімальна сегрегація руди на конвеєрі), то значення вмісту класу +100 мм γ_{+100} прогнозують на глибину, рівну часу транспортування руди конвеєром 3 в БМ.

Гранулометричний склад $\gamma_м$ й густина $\rho_м$ розвантаження БМ в ванну СК не контролюється (розглядаються тут як завади).

Інформація про фізико-механічні і речовинні властивості руди ζ надходить в керуючу систему через інформаційну шину від рудо-випробувальної станції (РВС) центральної заводської лабораторії ГЗК. При цьому, внаслідок непогодження (зазвичай, перевищення) періоду технологічних випробувань і необхідного періоду дискретизації в керуючій системі застосовуються алгоритми відновлення (див. п. 3.1.3) послідовності значень ζ для синхронізації моментів їх відліків з тактами роботи системи керування.

Далі виконується ідентифікація прогнозуючих моделей верхнього й нижнього рівнів керуючої системи процесу МСЗ, яка здійснюється в такий спосіб. За отриманими оцінками виконується адаптація параметрів моделей (нижнього й верхнього рівнів) процесу МСЗ. Якщо похибка моделі верхнього рівня менше деякого припустимого значення, то переходять до прогнозування процесу МСЗ на заданий інтервал керування. А якщо ні, то виконують стуктурно-параметричну ідентифікацію моделі верхнього рівня процесу МСЗ.

За виконаними оцінками й прогнозами у підсистемі оптимізації керуючої системи визначаються (відповідно до п. 5.3.2) оптимальні значення керуючих впливів:

- щільності зливу класифікатора $\rho_к^{opt}$;

- співвідношення тверде/рідке в БМ $\Delta_м^{opt}$;

- внутрішньомлинове заповнення θ^{opt}.

Ці оптимальні значення є завданнями для підсистеми локального регулювання, яка на основі адаптованих моделей формує регулюючі впливи $Q_p^{зад}, B_м^{зад}, B_к^{зад}$, які відпрацьовуються відповідно виконавчим механізмом 15, пов'язаним з живильником 2, виконавчим механізмом 16, пов'язаним з вентилем 4 і виконавчим механізмом 17, пов'язаним з вентилем 5.

При цьому, оскільки подача руди Q_p одночасно впливає на співвідношення тверде/рідке в БМ $\Delta_м = (Q_p + П)/B_м$ та на внутрішньомлинове заповнення θ, то спочатку визначається значення $Q_p^{зад}$, що відповідає θ^{opt}, а потім по $\Delta_м^{opt}$, $Q_p^{зад}$ і П визначається значення подачі води у БМ $B_м^{зад}$.

Глибини прогнозів моделей обираються з умови їх перевищення суми часу запізнювання у відповідних каналах регулювання й керування (часу транспортування руди конвеєром 3 і через БМ у ванну СК, а також часу транспортування пісків у СК), часу пошуку оптимальних керувань і регулюючих впливів, а також часу їх відпрацьовування виконавчими механізмами 15-17.

Як пристрій 9 контролю піскового навантаження можуть використовуватися пристрої, засновані на вимірі активної потужності, споживаної привідним двигуном СК, а також засновані на вимірі ваги жолобу з пісками на вході БМ.

Для контролю внутрішньомлинового заповнення (пристрій 10) наразі найбільш ефективним вважається віброакустичний аналізатор заповнення млина ВАЗМ-1, що реалізується на контроллері та використовує для контролю акустичний, вібраційний та енергетичний сигнали БМ.

Для контролю продуктивності процесу МСЗ по готовому класу (пристрій 14) може використовуватися інформація від витратоміру і густиноміру пульпи у зливі СК та інформація від гранулометра «ПИК-074П», що вимірює відсоток виходу готового класу у реальному масштабі часу.

Структура комплексу технічних засобів АСК ТП МСЗ та її елементна база обирається відповідно до вимог конкретного ГЗК.

6.2. Реалізація способів контролю

6.2.1. Пристрій контролю крупності та міцності вхідної руди.

Схема спектрального пристрою контролю, що реалізовує запропонований в п. 3.2 спосіб автоматичного контролю крупності і міцності вхідної руди КД за спектральними складовими споживаної активної потужності, наведена на рис. 6.3.

Аналоговий смуговий фільтр (СФ1) із сигналу споживаної активної потужності $P_{акт}$ виділяє інформативні спектральні складові (див. рис. 3.5, поз. 5), які за допомогою дискретизатора (Д) і квадратурного помножувача (КП) зрушуються в область низьких частот (поз. 6).

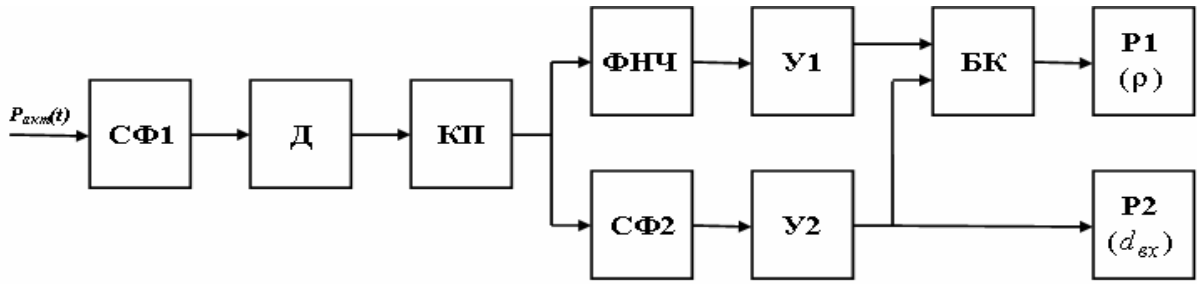


Рис. 6.3. Схема спектрального пристрою контролю крупності і міцності вхідної руди конусної дробарки

З вихідного сигналу КП за допомогою цифрового смугового фільтра (СФ2) виділяється складова 9, що корелює із крупністю вхідної руди $d_{вх}$, а за допомогою цифрового фільтра нижніх частот (ФНЧ) виділяється складова 8, що корелює із крупністю $d_{вх}$ й міцністю ρ вхідної руди.

Усереднений у блоці У2 сигнал складової 9 надходить на перший вхід блоку корекції (БК), а також фіксується реєстратором Р2, як крупність $d_{вх}$ вхідної руди.

На другий вхід БК надходить усереднений у блоці У1 сигнал складової 8, який після корекції за величиною усередненої складової 9 фіксується реєстратором Р1 як міцність ρ вхідної руди.

Порядок аналогового СФ1 обирається з умови перевищення рівня придушення ним сторонніх сигналів рівня шуму квантування в дискретизаторі Д, що в п. 3.2.2 для розрядності у 16 біт визначений на рівні –98 дБ. Тоді порядок СФ1 має бути –98 дБ/–20 дБ на порядок, що дорівнює 4,9, тобто має бути не нижче 5. Аналоговий СФ1 реалізовується по схемі активного фільтра, побудованого на основі операційних підсилювачів.

Дискретизатор Д являє собою аналого-цифровий перетворювач (АЦП), що здійснює перетворення аналогового сигналу СФ1 у дискретний у часі сигнал з безперервною амплітудою (операція вибірка-зберігання) з наступним квантуванням його амплітуди й представлення її в цифровому (бінарному) виді. АЦП, зазвичай, входить до складу сучасних цифрових сигнальних процесорів.

КП здійснює цифрове множення вихідного сигналу Д на квадратурну несучу $\exp(-2\pi f_0 t) = \cos 2\pi f_0 t - j \sin 2\pi f_0 t$, де f_0 – опорна частота.

Цифрові ФНЧ і СФ2 являють собою рекурсивні лінійні фільтри з НІХ, оскільки в порівнянні з нерекурсивними вони забезпечують більш якісні характеристики й більш ощадливі в реалізації.

Блок БК на основі апроксимації зворотних залежностей (3.26), (3.27) здійснює корекцію усередненого сигналу ФНЧ по величині усередненого сигналу СФ2, тоді вихідний сигнал БК корелює тільки з міцністю вхідної руди.

Виконаємо розробку цифрових фільтрів ФНЧ і СФ2 для пристрою контролю крупності та міцності вхідної руди для дробарки ККД-1500/180. Специфікації цих фільтрів визначені в п. 3.2.2 і містять такі дані:

- частота (період) дискретизації – 5,54 Гц (0,18 с);

- смуга пропущення ФНЧ – до 0,07 Гц;
- смуга пропущення СФ2 – від 0,25 до 0,62 Гц;
- порядок ФНЧ – не менше 7, а СФ2 – не менше 2*7=14;
- фільтри типу Баттерворта;
- розрядність сигнального процесору – 16 біт.

Розробка фільтрів полягає у розрахунку їх коефіцієнтів, визначенні структури побудови, аналізі впливу кінцевої розрядності, а також у визначенні програмно-апаратної реалізації фільтрів.

У результаті розрахунків у середовищі Matlab за допомогою пакета Filter Design обрані рішення й отримані результати, викладені нижче.

Порядок цифрового ФНЧ прийнятий рівним 8. Його структура складається із чотирьох однакових, послідовно з'єднаних секцій другого порядку (рис. 6.4), а значення його коефіцієнтів наведені в табл. 6.1.

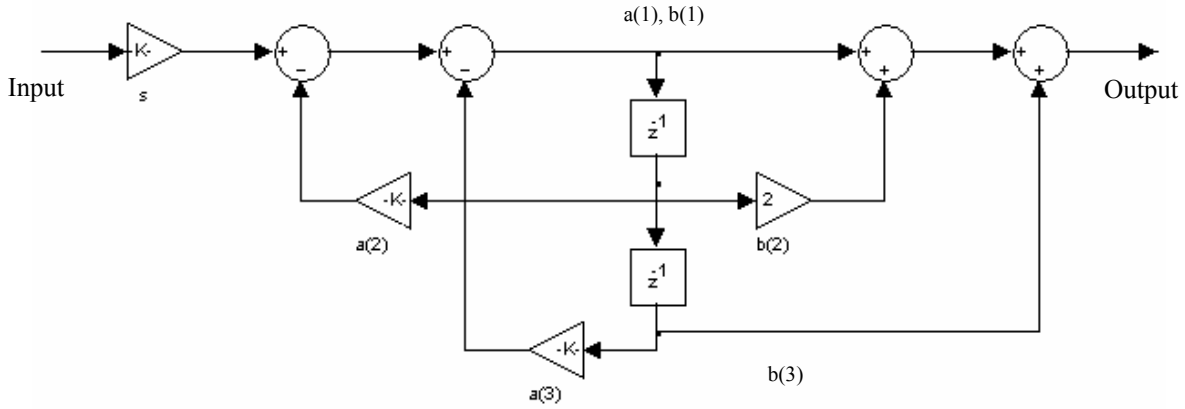


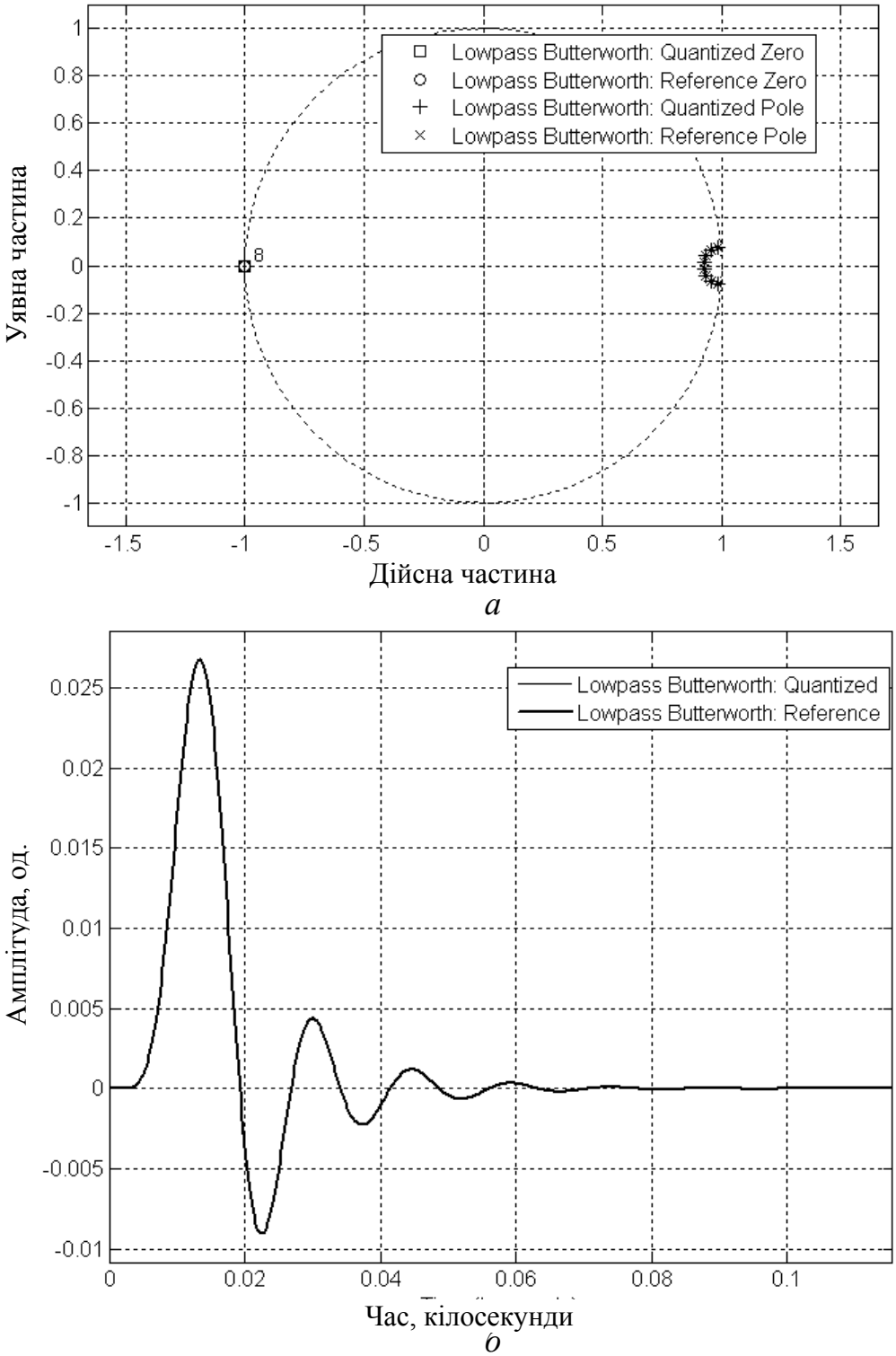
Рис. 6.4. Структура секції цифрового ФНЧ

Таблиця 6.1

Коефіцієнти цифрового ФНЧ

Секція	Коефіцієнти						
	s	a(1)	a(2)	a(3)	b(1)	b(2)	b(3)
1	0.001550887	1	–1.963323831	0.969527423	1	2	1
2	0.001508420	1	–1.909563899	0.915597558	1	2	1
3	0.001477457	1	–1.870365858	0.876275718	1	2	1
4	0.001461224	1	–1.849815845	0.855660796	1	2	1

Восьмий порядок цифрового ФНЧ забезпечує його стійкість при реалізації: нулі й полюса його передатної функції на комплексній площині не виходять за межі одиничного кола (рис. 6.5.*а*) і його імпульсна перехідна функція обмежена (рис. 6.5.*б*).



а

б

Рис. 6.5. Корні передатної функції (*а*) та імпульсна перехідна функція (*б*) ФНЧ

Крім того, обмежена розрядність (16 біт) несуттєво впливає на вид його АЧХ (на рис. 6.6 АЧХ теоретичного фільтра (Reference) і фільтра з обмеженою розрядністю (Quantized) збігаються).

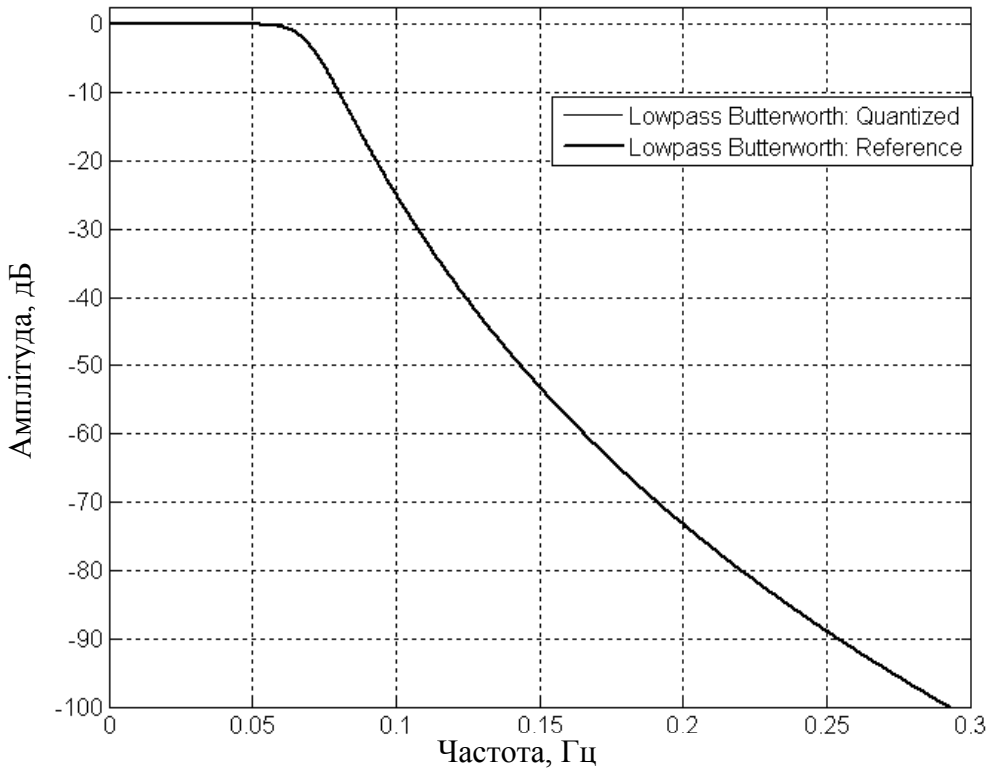


Рис. 6.6. Амплітудно-частотна характеристика ФНЧ

Порядок цифрового СФ2 прийнятий рівним 16. Його структура складається з восьми послідовно з'єднаних однакових секцій другого порядку (рис. 6.7), а значення його коефіцієнтів наведені у табл. 6.2.

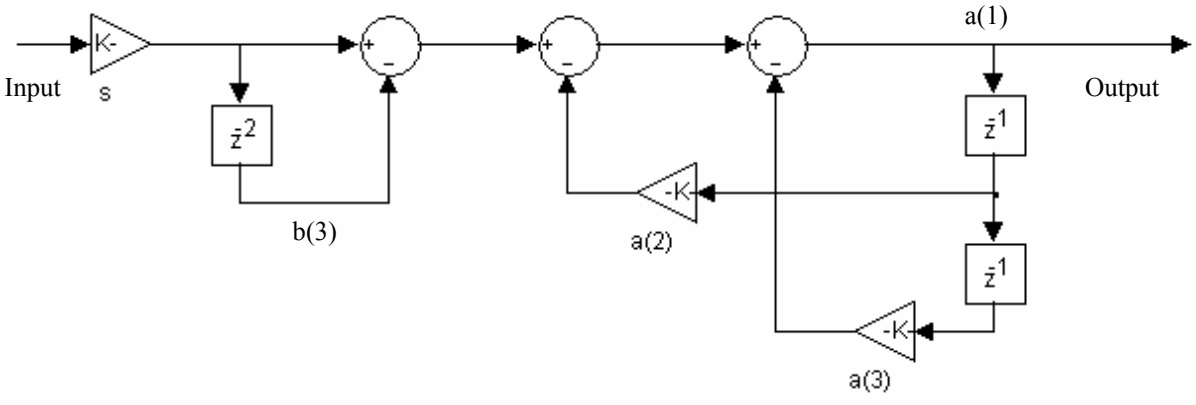


Рис. 6.7. Структура секції цифрового СФ2

Шістнадцятий порядок цифрового СФ2 забезпечує його стійкість при реалізації: нулі й полюси його передатної функції на комплексній площині не виходять за межі одиничного кола (рис. 6.8.*а*) та його імпульсна перехідна функція обмежена (рис. 6.8.*б*).

Таблиця 6.2

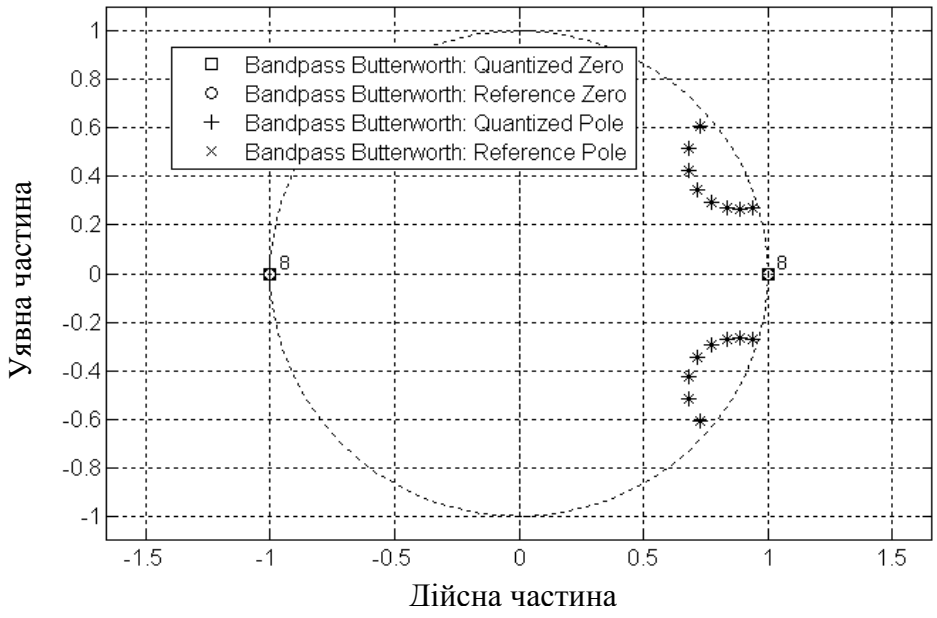
Коефіцієнти цифрового СФ2

Секція	Коефіцієнти						
	s	a(1)	a(2)	a(3)	b(1)	b(2)	b(3)
1	0.200466722	1	–1.450969338	0.895091832	1	0	–1
2	0.200466722	1	–1.873657703	0.952678919	1	0	–1
3	0.188079998	1	–1.777259469	0.861312032	1	0	–1
4	0.188079998	1	–1.364896178	0.732428908	1	0	–1
5	0.180010855	1	–1.669766665	0.770330727	1	0	–1
6	0.180010855	1	–1.359778762	0.641173899	1	0	–1
7	0.176055208	1	–1.547207355	0.683346868	1	0	–1
8	0.176055208	1	–1.428937674	0.627764761	1	0	–1

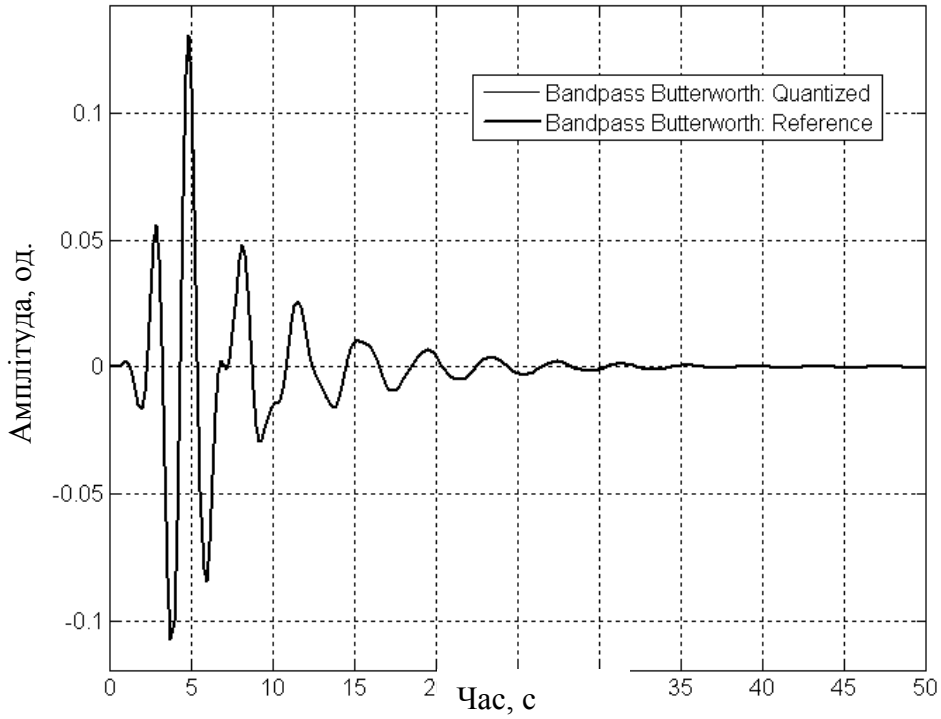
Крім того, обмежена розрядність (16 біт) несуттєво впливає на вид АЧХ СФ2 (на рис. 6.9 АЧХ теоретичного фільтра (Reference) і фільтра з обмеженою розрядністю (Quantized) збігаються).

Слід зазначити, що використання секційної структури побудови ФНЧ і СФ2 викликане необхідністю зниження похибок квантування, переповнення та округлення, виникаючих із-за обмеженої розрядності сигнальних процесорів (наприклад, ці фільтри з розглянутими параметрами при класичній послідовній структурі побудови є нестійкими).

Функціональна схема (рис. 6.10) технічної реалізації пристрою контролю крупності і міцності вхідної руди складається із аналогової та цифрової частин. Аналогова частина містить аналоговий СФ1, який фільтрує струмовий сигнал датчика споживаної активної потужності $P_{акт}$ та перетворює його у сигнал напруги (I/U) з нормалізацією до рівня опорної напруги.



а



б

Рис. 6.8. Корні передатної функції (*а*) та імпульсна перехідна функція (*б*) СФ2

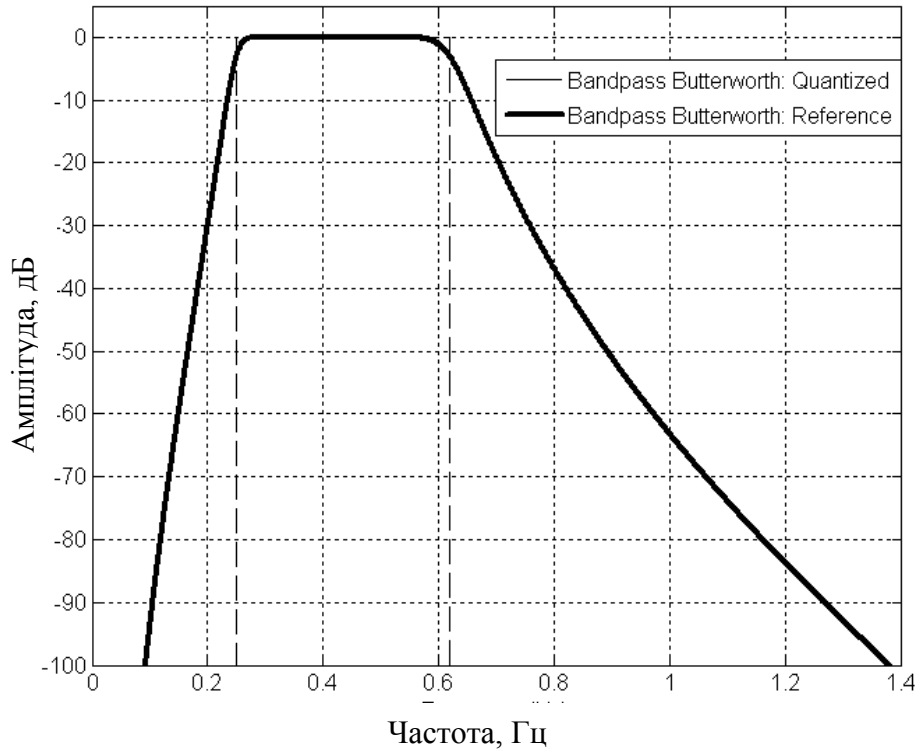


Рис. 6.9. Амплітудно-частотна характеристика СФ2

Основою цифрової частини є цифровий сигнальний процесор (DSP) типу TMS320VC5509 (Texas Instruments) із ядром TMS320C55x. Така архітектура має високу продуктивність обчислень при низькому енергоспоживанні.

Сигнал СФ1 (U_in) надходить на вхід AIN0 АЦП DSP, де перетворюється в 16 (17) - бітовий код.

Для зберігання коефіцієнтів цифрових фільтрів та параметрів інших цифрових блоків пристрою (див. рис. 6.3) використовується мікросхема зовнішньої пам’яті EPROM Flash Koeff, яка підключена до DSP.

В аналогічній пам’яті EPROM Flash Program розміщуються програми обробки сигналів цифрових блоків пристрою контролю.

Для визначення стану пристрою використовується блок індикації, а для двостороннього зв’язку із зовнішніми системами використовується повнодуплексний послідовний порт (інтерфейс RS-485) з вихідною мікросхемою взаємного перетворення сигналів рівнів TTL і RS.

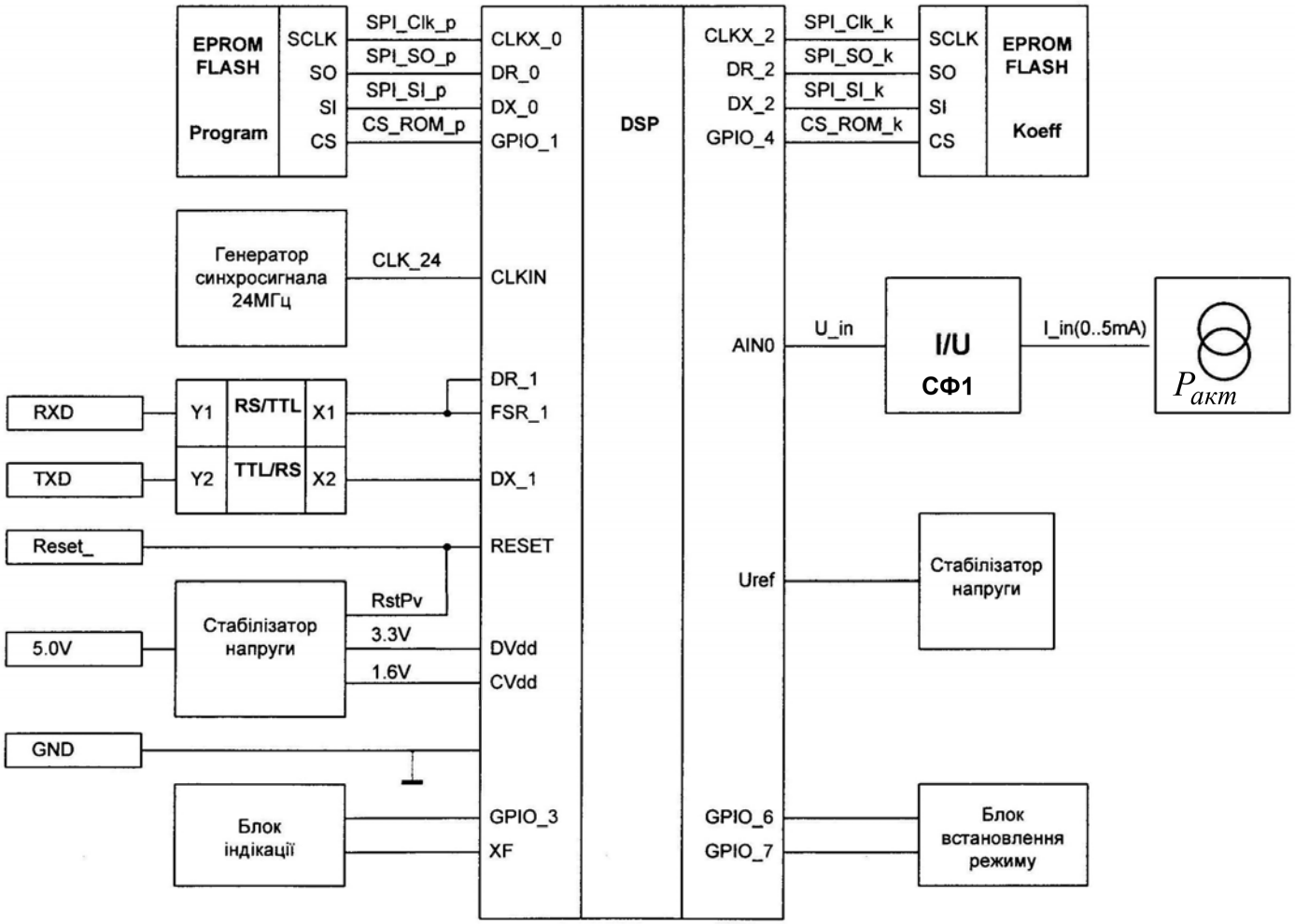


Рис. 6.10. Функціональна схема пристрою контролю крупності і міцності

Вихід живлення пристрою підключений до стабілізатора напруги, що забезпечує живлення ядра DSP (1,6 В) та живлення його периферії й інших модулів (3,3 В). Крім цього, цей блок формує сигнал Reset для DSP по живленню.

6.2.2. Пристрій контролю гранулометричного складу руди.

Запропонований в п. 3.3 спосіб автоматичного контролю гранулометричного складу може бути реалізований як в межах телекомунікаційної системи відеомоніторингу ГЗК, так і у вигляді автономної СТЗ (гранулометра).

Система відеомоніторінгу при використанні апаратури фірми Advantech будується із застосуванням відеозаписуючих пристроїв (ВЗП) VBOX-3200 і промислових відеокамер (ВК) VBOX-3900. Елементи системи зв'язані мережею Ethernet, що забезпечує доступ до відеоінформації на основі різних технологій: модему, ADSL, ISDN, супутникового зв'язку і Internet.

Система включає до 10 ВЗП, до кожного з яких може підключатися до 16 ВК. Темп запису від 25 до 480 кадрів в секунду відеостандартів NTSC/PAL. При стисненні MPEG-4 розмір кадру складає 2-4 Кбайт при розрізненні 320x240.

ВК серії VBOX-3900 мають згідно специфікації відношення сигнал/шум на рівні 52 дБ.

Час обробки кадру зображення в цій системі для визначення гранулометричного складу не перевищує 15 с.

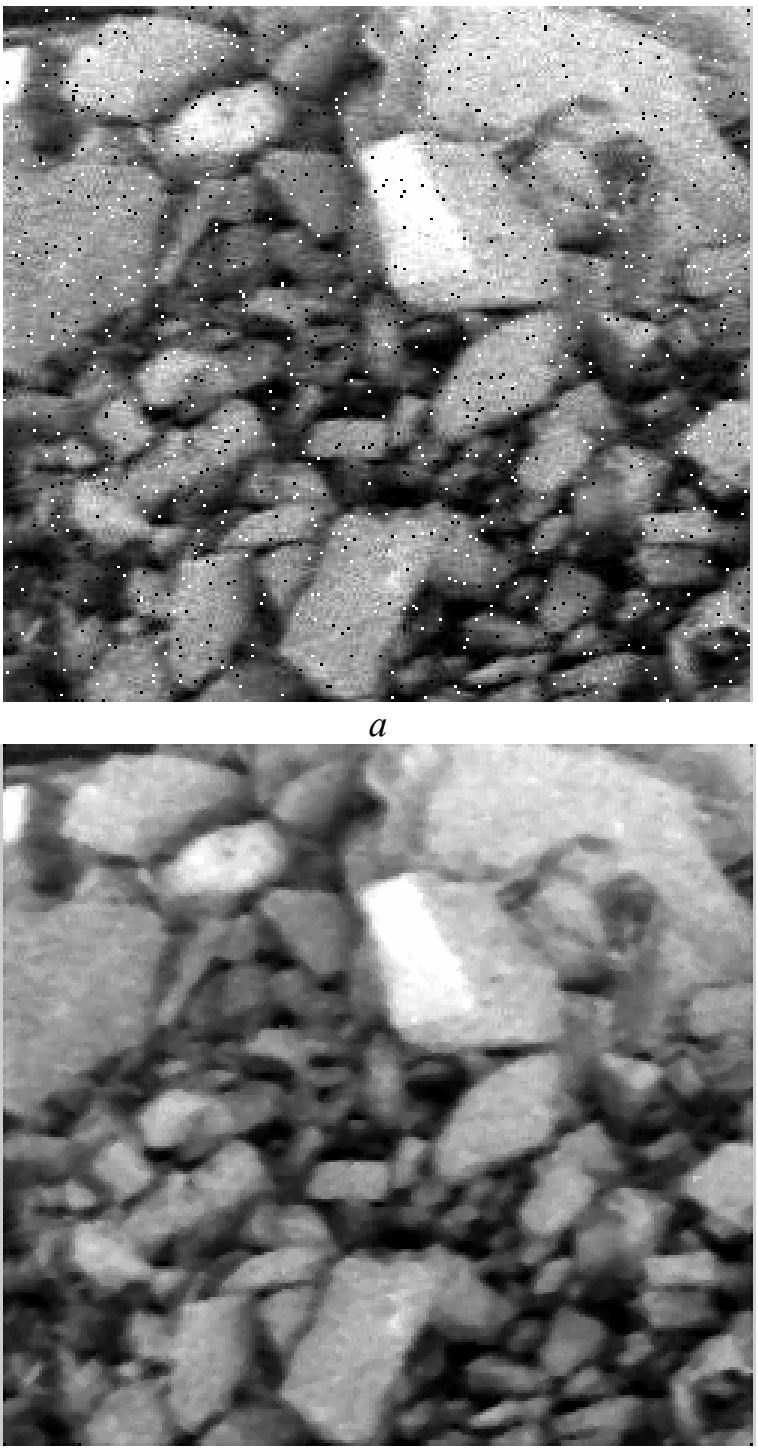
Система працює під управлінням операційних систем Windows 2000 і XP. За допомогою засобів керування ActiveX зображення від ВК інтегрується до різноманітних середовищ обробки (Visual Basic, Delphi, C++ тощо). При цьому у ВЗП серії VBOX-3200 підтримуються модулі вводу-виводу ADAM (інтерфейс RS-485).

Гранулометр у вигляді автономної СТЗ складається з освітлювача та електронного блоку, що містить ВК та вузли обробки інформації і формування вихідних сигналів.

Освітлювач створює потрібне освітлення зони контролю і являє собою набір зверхяскравих світлодіодів оптичного діапазону. При цьому, вибір зони контролю має на меті зниження впливу сегрегації руди (що досягається розміщенням ВК біля зони перевантаження руди), а також забезпечення находження в полі зору представницької проби (що досягається визначенням поля зору за масою представницької проби через статистичні характеристики крупності руди та її щільність).

При розміщенні ВК гранулометра біля технологічного устаткування великої одиничної потужності (поряд з електроприводами дробарок, млинів, живильників, конвеєрів тощо) суттєвими, крім білого шуму, стають імпульсні завади.

Для їх придушення широко використовується медіанна фільтрація [56, 57], при якій кожному пікселу зображення в деякім його оточенні (вікні) визначається медіанне значення і привласнюється цьому пікселу. Результат медіанної фільтрації з апертурою вікна, рівною 7, наведений на рис. 6.11.



а

б

Рис. 6.11. Зображення руди з імпульсними завадами (*а*)
та результат його медіанної фільтрації (*б*)

Функціональна схема технічної реалізації електронного блоку гранулометра наведена на рис. 6.12. У якості датчика зображення (IMAGE SENSOR CCD) ВК використовується CMOS-матриця LM9648 фірми National Semiconductor, яка відрізняється високою точністю й характеризується низьким рівнем енергоспоживання. Датчик призначений для застосування в цифрових відео- і фотокамерах, у системах відеоспостереження, робототехнічних системах тощо.

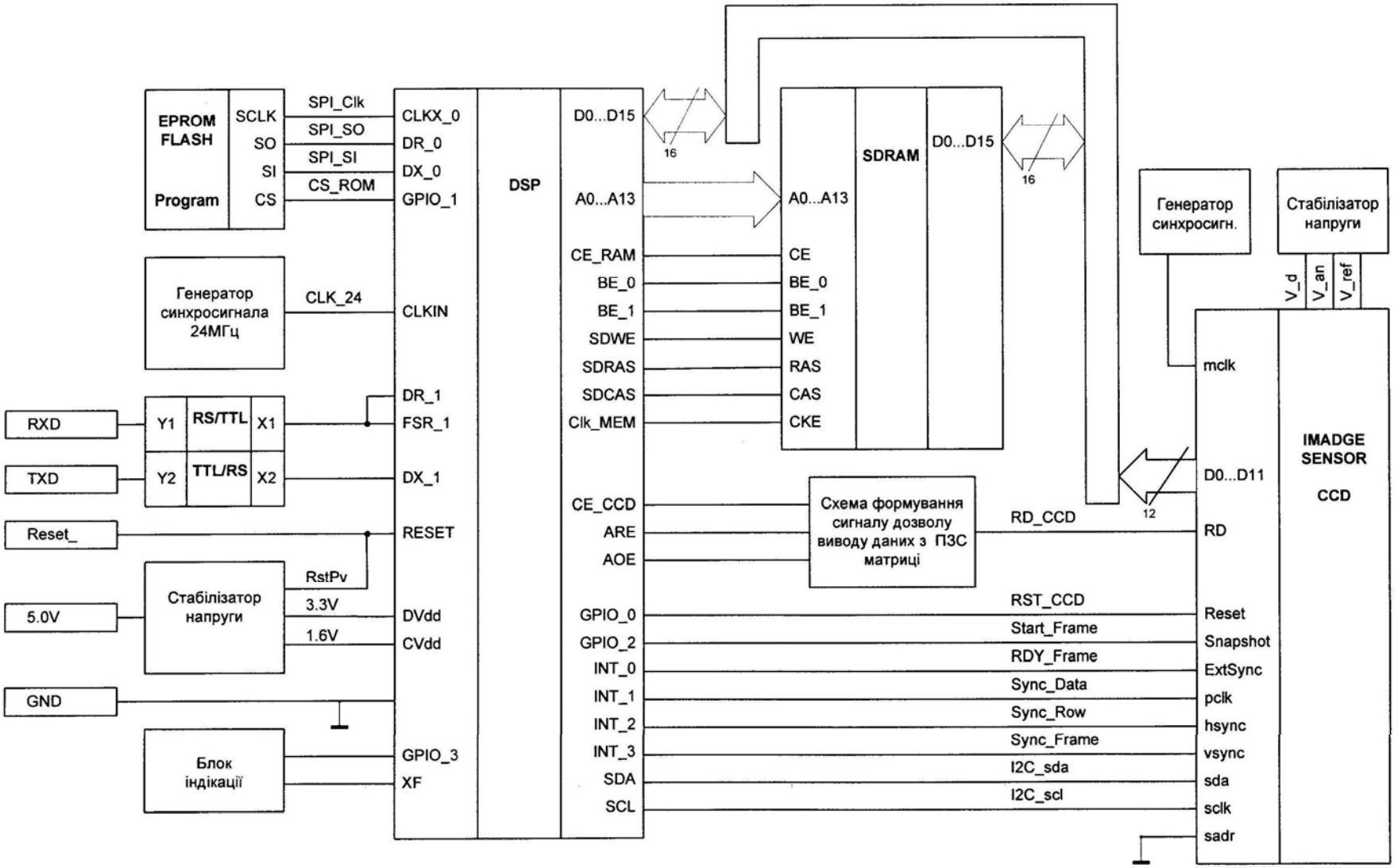


Рис. 6.12. Функціональна схема електронного блоку оптичного гранулометра

Формат світлочутливої матриці датчика LM9648 1312×1032 пікселі, а максимальна швидкість передачі зображення 18 кадрів/с.

Керування роботою й зміна параметрів датчика LM9648, а також контроль його стану виконується через послідовний порт інтерфейсу I2C (сигнали sda, sclk) з максимальною частотою обміну даними 400 кГц.

Сигнал кожного світлочутливого елемента матриці в 12 - розрядному паралельному коді передається на вихідний відеопорт (D0…D11) і далі через 16-розрядну шину даних в буферну пам'ять SDRAM.

Живлення CMOS матриці здійснюється окремим стабілізатором напруги.

Основою вузла обробки інформації є цифровий процесор обробки сигналів (DSP) TMS320VC5509A фірми Texas Instruments з ядром TMS320C55x, що має внутрішню шинну структуру (програмну шину, три шини читання даних, дві шини запису даних і допоміжні шини для периферії й контролера прямого доступу до пам'яті DMA).

Це дозволяє виконувати до трьох операцій читання і двох операцій запису даних за один цикл. Ядро DSP також має два модулі множення-нагромадження (MAC), кожний з яких здатний виконувати операції типу «множення 17 біт на 17 біт» за один цикл.

Набір портів вводу-виводу загального призначення й 10-бітний АЦП DSP забезпечують можливість підключення індикаторів, кнопок та іншого зовнішнього обладнання.

Набір периферійних пристроїв DSP містить у собі інтерфейс зовнішньої пам'яті (EMIF), що забезпечує безпосереднє підключення асинхронної пам'яті типу EPROM і SRAM, а також високошвидкісних пристроїв пам’яти високої щільності типу синхронних DRAM. Крім цього, DSP має вбудовані інтерфейси Universal Serial Bus (USB), Inter-integrated Circuit (I2C) та три полнодуплексних багатоканальних буферизованних послідовних порти (Mcbsp).

Стабілізатор напруги забезпечує живлення DSP (1,6 В) та живлення периферії ЦПОС і інших модулей (3,3 В). Крім цього, цей блок формує сигнал Reset для ЦПОС по живленню.

Коди програм обробки зберігаються у зовнішній пам’яті EPROM Flash, яка підключена до DSP через послідовний інтерфейс SPI (сигнали Clk, SO, SI). Сигнал вибору CS_ROM формується виводом загального призначення GPIO_1. За сигналом Reset код програми копіюється до внутрішньої пам’яті DSP, після чого починає виконуватись.

Для тимчасового зберігання відеоданих використовується зовнішня синхронна SDRAM, яка підключена до DSP через EMIF інтерфейс. При цьому задіяні 16-розрядна зовнішня шина даних (D0..D15) та 14-розрядна зовнішня шина адресу (A0...A13).

DSP формує сигнал початку захвату зображення (Start_Frame), та отримує від матриці LM9648 сигнал кінця формування зображення (RDY_Frame). Для забезпечення максимальної швидкості передачі зображення частота вихідного тактового сигналу PCLK дорівнює частоті вхідного сигналу MCLK (27 МГЦ), а тривалість передачі одного 12-розрядного слова даних у цьому випадку становить приблизно 37 нс, що відповідає швидкості передачі даних 54 Мбайт/с.

Для контролю стану гранулометра використовується блок індикації, який керується виводом загального призначення GPIO_3 та програмнокерованим виводом XF.

Для двостороннього обміну інформацією між гранулометром та зовнішніми системами (з інтерфейсом RS485) використано один з полнодуплексних багатоканальних буферизованних послідовних портів Mcbsp. Спеціальною мікросхемою забезпечується взаємне перетворення рівнів сигналів рівнів TTL та RS.

В цьому гранулометрі час обробки кадру зображення для визначення гранулометричного складу руди в потоці не перевищує 1 с.

Висновки до розділу

1. Пропоновані системи оптимального керування процесами ККД і МСЗ реалізуються за допомогою комплексу технічних засобів АСК ТП на базі мікропроцесорних контролерів, промислових серверів та автоматизованих робочих місць, елементна база та програмне забезпечення яких обирається відповідно до вимог конкретного ГЗК.

2. Технічна реалізація способу контролю крупності і міцності вхідної руди КД здійснюється на основі цифрового сигнального процесору, при цьому цифрові фільтри мають секційну структуру побудови, що забезпечує їх стійкість та інструментальну похибку на рівні 1-2 % при обмеженій розрядності процесора.

3. Технічна реалізація способу контролю гранулометричного складу руди в потоці здійснюється або на базі телекомунікаційної системи відеомоніторингу (із розміром кадру зображення 320x240, інструментальною похибкою 3 % та часом обробки не більше 15 с), або у вигляді автономної СТЗ (із розміром кадру зображення 1312x1032, інструментальною похибкою 0,2 % та часом обробки не більше 1 с).

4. Результати випробувань та моделювання підтвердили доцільність технічної реалізації запропонованих способів контролю крупності і міцності вхідної руди КД та контролю гранулометричного складу руди в потоці.

5. Застосування запропонованих методик, способів та систем дозволяє підвищити продуктивність процесів переробки руди (більше, ніж на 3 %) при зниженні питомого енергоспоживання шляхом підвищення точності контролю та якості керування цими процесами. Крім того, запропонований комплекс програмних засобів моделювання забезпечує скорочення термінів проектування розроблюваних АСК ТП крупного дроблення та самоздрібнювання руд.

ВИСНОВКИ

Запропонована робота є завершеним науковим дослідженням, в якому вирішена актуальна наукова проблема підвищення ефективності автоматизованого керування процесами крупного дроблення і самоздрібнювання руд в умовах зміни їх параметрів і динамічних режимів роботи та збуреного середовища шляхом синтезу і реалізації оптимального керування в процесі функціонування автоматизованих систем керування на основі ідентифікації та прогнозування стану керованих процесів з контролем основних збурень.

Встановлено, що:

1. Оптимальне керування процесами крупного дроблення і самоздрібнювання руд формується в процесі функціонування системи керування за принципом мінімуму узагальненої роботи та за синергетичним принципом із поточним оцінюванням стану керованого процесу і його майбутнього стану за прогнозуючими моделями з контролем основних збурень, що забезпечує, на відміну від відомого, підвищення ефективності процесів шляхом формування керування, інваріантного до збуреного середовища та нелінійності процесів.

2. Ідентифікація процесів крупного дроблення та самоздрібнювання руд здійснюється шляхом визначення режиму роботи керованого процесу та розмірності його стану, на основі чого за допомогою композиції методів глобальної і локальної оптимізації визначається структура та параметри моделі процесу, що дозволяє, на відміну від відомого, отримати інтелектуальні прогнозуючі моделі підвищеної точності зі здатністю адаптуватися під змінювані властивості керованих процесів.

3. Оптимальне керування багатозв’язним процесом самоздрібнювання руди формується шляхом поточної оцінки стану керованого процесу, його структурно-параметричної ідентифікації, прогнозування за інтелектуальною моделлю вільного руху процесу та вироблення сигналів оптимального керування, які відпрацьовуються локальними адаптивними системами автоматичного регулювання з інтелектуальним прогнозуванням, що забезпечує, на відміну від відомого, підвищення якості керування в умовах зміни режимів роботи і параметрів керованого процесу та збуреного середовища.

Основні наукові та практичні результати наведеної роботи полягають у наступному:

1. Встановлено, що автоматизовані системи керування нелінійними процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд в умовах варіації їх динамічних режимів та збурень мають низьку ефективність. Підвищення якості керування цими процесами може бути досягнуто шляхом створення систем оптимального керування, які використовують прогнозуючі моделі керованих процесів з поточним контролем основних збурень.

2. Вперше для керування процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд обгрунтовано використання принципу мінімуму узагальненої роботи та синергетичного принципу і за ними запропоновані розв’язання задач синтезу оптимального керування цими процесами в ході

функціонування систем керування на основі прогнозування стану керованого процесу та контролю основних збурень. Це дозволяє спростити розв’язання задач синтезу для нелінійних керованих процесів і компенсувати вплив основних збурень і, таким чином, підвищити ефективність керування цими процесами.

3. За допомогою аналітичних досліджень визначені залежності точності реалізації оптимального керування від похибок виконання етапів алгоритму його синтезу. Встановлено, що для забезпечення близькості реального керування до теоретично досяжного, перш за все, необхідно підвищувати точність оцінювання поточного стану керованого процесу та прогнозування його вільного руху.

4. На основі дослідження та систематизації похибок дискретизації і відновлення сигналів у відповідності із теоремами Котельникова-Шеннона розроблено методику вибору параметрів дискретизації й алгоритмів відновлення сигналів, що забезпечує їх припустиму похибку апроксимації при розв'язанні задач спостереження й ідентифікації неперервних технологічних процесів.

5. Розроблено спосіб контролю крупності та міцності вхідної руди конусної дробарки, який реалізує демодуляцію сигналів за допомогою комплексного зсуву його спектру, що дозволяє підвищити точність контролю за рахунок покращення вибірковості (на –1,34 дБ на порядок фільтра) та зниження інструментальної похибки до 1-2 %.

6. Розроблено оптичний спосіб автоматичного контролю гранулометричного складу кускової руди в потоці, який забезпечує підвищення точності контролю за рахунок підвищення його завадостійкості шляхом реалізації відповідної фільтрації на етапі формування та відновлення зображень, а також логічної фільтрації бінарних зображень (інструментальна похибка менше 1 %).

7. Вперше запропоновано адаптивний фільтр-апроксиматор з вейвлет перетворенням, що заснований на визначенні коефіцієнтів дискретного вейвлет перетворення за допомогою нейронних мереж та їх граничного обмеження для придушення шуму. Він забезпечує підвищення точності прогнозування та ідентифікації сигналів і ОК процесів крупного дроблення та самоздрібнювання руд (глибина прогнозу складає 6-10 тактів при припустимій похибці 10 % і відношенні сигнал-шум 20 дБ) та зниження часу на його навчання.

8. Вперше розроблено метод ідентифікації режимів роботи нелінійних процесів крупного дроблення та самоздрібнювання руд за часовими реалізаціями, що полягає у визначенні режиму функціонування та розмірності керованих процесів, а також реконструкції моделі його режиму. Це дозволяє ідентифікувати режими функціонування керованих процесів (від рівноваги до хаосу) з позицій нелінійної динаміки без суттєвих витрат на експериментальні дослідження у порівнянні з традиційними методами. Визначено, що похибка прогнозування часових реалізацій складає менше 10 % при глибині прогнозу до 10 тактів (менше 3 % для їх інтервалів точної передбачуваності).

9. Розроблено метод структурно-параметричної ідентифікації нелінійних процесів крупного дроблення та самоздрібнювання руд, що полягає в

ідентифікації структури моделі ОК за допомогою композиції методів глобальної і локальної оптимізації та селекції моделей за критеріями структурної оптимізації, а також параметричної ідентифікації моделі оптимальної структури за критерієм регулярності на всій вибірці даних. Це дозволяє ідентифікувати ОК у класі прогнозуючих чітких і нечітких нейромережевих моделей, які здатні адаптуватися під змінювані режими їх функціонування і мають підвищену точність (менше 3,7 %). Час пошуку оптимальних рішень при цьому складає 5-8 хвилин, а час обчислень за отриманими моделями – менше 1 мс на інтервал прогнозу, що не вносить часових обмежень на їх застосування в системах керування цими процесами.

10. Розроблено САР, що реалізують безпошукове непряме адаптивне регулювання з інтелектуальною прогнозуючою моделлю, яка навчається. Визначено, що для нелінійних керованих процесів із запізнюванням пропоновані САР мають похибки регулювання 1,9-4,6 % (при нестаціонарності параметрів ОК 20 %), що в 3-5 разів менше похибок при використанні САР без інтелектуального прогнозування. При цьому час синтезу керування складає 0,7-2,2 с, що не вносить часових обмежень на застосування цих САР в контурах регулювання процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд.

11. Розроблено адаптивну систему оптимального керування процесом крупного дроблення, що реалізовує керування за принципом мінімуму узагальненої роботи на ковзному інтервалі із використанням інтелектуального прогнозування стану процесу і забезпечує зниження в 2 рази похибки керування та підвищення на 3,3 % продуктивності наступного (у технологічній лінії) процесу самоздрібнювання у порівнянні з відомими системами.

12. Розроблено ієрархічну адаптивну систему оптимального керування, яка забезпечує ефективне керування складними багатозв'язними ОК зі збуреним середовищем функціонування шляхом синтезу керування за синергетичним принципом на ковзному інтервалі із використанням інтелектуальних прогнозуючих моделей ОК. Формоване оптимальне керування являє собою завдання, що відпрацьовується на ОК локальними системами регулюванням. Визначено, що ієрархічне керування процесом мокрого самоздрібнювання дозволяє знизити в 2,1 рази середньоквадратичне відхилення продуктивності по готовому класу, а це дозволяє підвищити продуктивність млинів першої стадії самоздрібнювання на 3-15 % зі зниженням питомих витрат електроенергії у порівнянні з існуючими системами керування.

13. На основі отриманих результатів запропоновані структурні схеми автоматизованих систем керування процесами крупного дроблення та самоздрібнювання руд, а також технічна реалізація на базі цифрових сигнальних процесорів способів контролю крупності і міцності вхідної руди конусної дробарки та гранулометричного складу руди у потоці.

14. Розроблені способи контролю, методики ідентифікації, алгоритми керування та комп’ютерні програми використані при виконанні держбюджетних науково-дослідних робіт, розробці комплексу програмних засобів проектування і проектів реконструкції гірничо-збагачувальних комбінатів, а також при розробці науково-методичного забезпечення підготовки бакалаврів та магістрів.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Справочник по обогащению руд. Подготовительные процессы/ Под ред. О.С. Богданова, В.А. Олевского. – М.: Недра, 1982. – 366 с.
2. Барский Л.М. Системный анализ в обогащении полезных ископаемых / Л.М. Барский, В.З. Козин. – М.: Недра, 1978. – 486 с.
3. Чантурия В.А. Современные проблемы обогащения минерального сырья / В.А. Чантурия // Вестник ОГГ ГГН РАН. – 1999. – № 4. – С. 2-11.
4. Козин В.З. Опробование, контроль и автоматизация обогатительных процессов / В.З. Козин, О.Н. Тихонов. – М.: Недра, 1990. – 343 с.
5. Андреев С.Е. Дробление, измельчение и грохочение полезных ископаемых / С.Е. Андреев, В.А. Перов, В.В. Зверевич. – М.: Недра, 1980. – 415 с.
6. Марюта А.Н. Автоматическое управление технологическими процессами обогатительных фабрик / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан, В.А. Бунько. – М.: Недра, 1983. – 277 с.
7. Линч А. Дж. Циклы дробления и измельчения. Моделирование, оптимизация, проектирование и управление / Алан Джеймс Линч. – М.: Недра, 1981. – 343 с.
8. Автоматизация технологических процессов на горнорудных предприятиях: Справочное пособие / Под ред. В.С. Виноградова. – М.: Недра, 1984. – 167 с.
9. Качан Ю.Г. Выбор критерия управления циклами дробления горно-обогатительных комбинатов по переработке магнетитовых кварцитов / Ю.Г. Качан // Обогащение полезных ископаемых: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1984. – Вып. 34. – С. 14-16.
10. Марюта А.Н. Автоматическая оптимизация процесса обогащения руд на магнитообогатительных фабриках / А.Н. Марюта. – М.: Недра, 1975. – 231 с.
11. Справочник по обогащению руд. Специальные и вспомогательные процессы, испытания обогатимости, контроль и автоматика / Под ред. О.С. Богданова, В.И. Ревнивцева. – М.: Недра, 1983. – 376 с.
12. Поркуян О.В. Керування нелінійними динамічними об’єктами збагачувальних виробництв на основі гібридних моделей Гамерштейна : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня д-ра техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація процесів керування” / О.В. Поркуян; КТУ. – Кривий Ріг, 2009. – 32 с.
13. Моркун В.С. Ультразвуковий контроль характеристик подрібнених матеріалів та адаптивне управління процесами подрібнення-класифікації руд на його базі : автореф. дис. на здобуття наук. ступеня д-ра техн. наук : спец. 05.13.07 “Автоматизація технологічних процесів” / В.С. Моркун; КТУ. – Кривий Ріг, 1999. – 32 с.
14. Качан Ю.Г. Результаты идентификации процесса дробления по принципу самоорганизации / Ю.Г. Качан, В.И. Корниенко // Горн. электромеханика и автоматика: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1988. – Вып. 53. – С. 32-38.
15. Herbst J.A. Dynamic Simulation of Size Reduction Operations from Mine to Mill / J.A. Herbst, W.T. Pate // Mine to Mill 1998 Conference, AusIMM. – October 1998. – P. 243.

16. Herbst J.A. Object Components for Comminution Systems Softsensor Design / J.A. Herbst, W.T. Pate // 9th European Symposium on Comminution. – Prints Volume 2. – P. 741.

17. Herbst J.A. Optimal Control of Comminution Operations / J.A. Herbst, F.A. Alba, W.T. Pate, A.E. Oblad // International Journal of Mineral Processing. – 1988. – Vol. 22. – № 1-4. – P. 275-296.

18. Rajamani R.K. Dynamics of Ball and Rock Charge in SAG Mills / R.K. Rajamani, B.K. Mishra // International Autogenous and Semiautogenous Grinding Technology. – 1996. – Vol. 2. – P. 700-712.

19. Georgiev T. V. The use of steady state simulators to approximate dynamic operations in comminution systems / T. V. Georgiev, J. S. J. van Deventer // 14th Mining Congress of Turkey. – 1995. – P. 34-47. – ISBN 975-:S95-150-7.

20. Кузнецов С.П. Динамический хаос / С.П. Кузнецов. – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.

21. Анищенко В.С. Знакомство с нелинейной динамикой / В.С. Анищенко. – М.-Ижевск: ИКИ, 2002. – 172 с.

22. Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение / Г. Шустер. – М.: Мир, 1988. – 256 с.

23. Марюта А.Н. Теория моделирования колебаний рабочих органов механизмов и ее приложения / А.Н. Марюта. – Днепропетровск: Изд-во ДГУ, 1991. – 146 с.

24. Бабец Е.К. Исследование гетерогенних сред для построения имитационних моделей обогатительных аппаратов / Е.К. Бабец, В.П. Хорольский, Т.В. Хорольская // Науковий вісник НГУ. – 2004. – №11. – С. 76-80.

25. Бовенко В.Н. Масштабный эффект при быстром разрушении твердых тел / В.Н. Бовенко, Л.Ж. Горобец // Проблемы прочности. – 1987. – № 1. – С. 92-94.

26. Федер Е. Фракталы / Е. Федер. – М.: Мир, 1991. – 254 с.

27. Шелухин О.И. Фрактальные процессы. Монография / О.И. Шелухин, А.М. Тенякшев, А.В. Осин. – Под ред. О.И. Шелухина. – М.: Радиотехника, 2003. – 480 с.

28. Nguyen Van Dao. A chaotic phenomenon in a Van der Pol oscillator subjected to compicated excitations / Van Dao Nguyen, Van Dinh Nguyen, Kim Chi Tran // Диференціальні рівняння і нелінійні коливання: Праці Українського математичного конгресу – 2001. – Київ: Ін-т математики НАН України, 2002. – С. 60-87.

29. Мещеряков Л.И. Идентификация и диагностирование технического состояния технологических агрегатов / Л.И. Мещеряков // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 1997. – № 1, 2. – С. 30-31.

30. Качан Ю.Г. Моделирование возмущающих параметров процесса крупнокусквого дробления для задач технологических исследований и АСУТП / Ю.Г. Качан, Н.М. Трипутень // Горная электромеханика и автоматика. – Киев. – 1986. – Вып. 49. – С. 29-36.

31. Качан Ю.Г. Вычислительные исследования алгоритма оптимизации процесса крупнокускового дробления / Ю.Г. Качан, В.И. Корниенко // Горн.

электромеханика и автоматика: Респ. межвед. науч.-техн. сб. – 1988. – Вып. 53. – С. 48-53.

32. Богданчиков В.М. Автоматизированная система управления дробилкой (агрегированная АСУ) / В.М. Богданчиков, С.П. Цедилкин. – http:// www.ural-soft.com.ru.

33. Автоматизация процессов измельчения в обогащении и металлургии / Улитенко К.Я., Соколов И.В., Маркин Р.П. и др. // http: www.scma.ru. – 10 с.

34. Новицкий И.В. Адаптивная система управления загрузкой мельницы самоизмельчения / И.В. Новицкий, О.А. Омельянченко // Гірн. електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2005. – Вип. 75. – С. 97-102.

35. Марюта А.Н. Новые научные и практические результаты по оптимизации управления внутримельничным заполнением / А.Н. Марюта // Обогащение руд. – 1990. – №3. – С. 35-39.

36. Новицкий И.В. Имитационное моделирование при управлении загрузкой мельниц самоизмельчения / И.В. Новицкий, О.А. Омельянченко // Гірн. електромеханіка та автоматика: Наук.-техн. зб. – 2007. – Вип. 77. – С. 54-57.

37. Марюта А.Н. Цифровой экстремальный регулятор для управления процессом измельчения / А.Н. Марюта, С.Г. Мамонов, И.В. Новицкий // Системы управления технологическими процессами. – Новочеркасск, 1984. – С. 62-65.

38. Herbst J. A. Modern Control Theory Applied to Crushing. Part 1 : Development of a Dynamic Model for a Cone Crusher and Optimal Estimation of Crusher Operating Variables / J. A. Herbst, A. E. Oblad // Proc. of the 1st IFAC Symposium on Automation for Mineral Resource Development. – Pergamon Press, Oxford, 1986. – P. 301-307.

39. Хорольский В.П. Робастная система управления сложным технологическим процессом / В.П. Хорольский, Е.К. Бабец // Науковий вісник НГУ. – 2005. – №1. – С. 74-76.

40. Козин В.З. Контроль технологических процессов обогащения / В.З. Козин. – Екатеринбург: ВШ, 2005. – 303 с.

41. Серго Е.Е. Опробование и контроль технологических процессов обогащения / Е.Е. Серго. – Киев: Вища школа, 1979. – 272 с.

42. Марюта А.Н. Разработка способа автоматического контроля внутримельничного заполнения и его практическая реализация / А.Н. Марюта, И.В. Новицкий // Изв. вузов. Цветная металлургия. – 1982. – № 2. – С. 119-124.

43. Качан Ю.Г. Испытания устройства контроля крупности исходной руды конусной дробилки / Ю.Г. Качан, В.И. Корниенко, Л.И. Лошкарев // Горный журнал. – 1990. – № 1. – С. 59-60.

44. Петровский О.А. Контроль содержания дробимого класса в кусковом материале, перерабатываемом конусно-валковыми дробилками / О.А. Петровский, Н.А. Фролов, Б.Д. Голубицкий // Горный журнал. – 1986. – № 5. – С.35-36.

45. Белецкий Е.П. Энергоемкость процесса дробления в конусных дробилках для крупного дробления / Е.П. Белецкий // Изв. вузов. Горный журнал. – 1976. – № 5. – С.139-140.

46. Скляр Б. Цифровая связь. Теоретические основы и практические применения / Бернард Скляр. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2003. – 1104 с.

47. Барон Л.И. Кусковатость и методы ее измерения / Л.И. Барон. – М.: Изд-во АН СССР, 1960. – 123 с.

48. Марюта А.Н. Автоматический контроль гранулометрического состава сыпучих материалов / А.Н. Марюта, Ю.Г. Качан. – Киев-Донецк: Вища школа, 1977. – 120 с.

49. Herbst J.A. Video Sampling for Mine to Mill Performance Evalution, Model Calibration and Simulation / J.A. Herbst, S.L. Blust // Control 2000 Annual SME Meeting and Exhibit. – Solt Lake City, Utah, 2000 February 28-March 1. – P. 1-17.

50. Персиц В.З. Измерение и контроль технологических параметров на обогатительных фабриках / В.З. Персиц. – М.: Недра, 1982. – 191 с.

51. Иткин Г.Е. Контроль крупности минерального сырья автоматическими гранулометрами / Г.Е. Иткин. – М.: Недра, 1986. – 88 с.

52. Качан Ю.Г. Разработка и результаты промышленных испытаний бесконтактного гранулометра / Ю.Г. Качан, В.В. Глухов, В.А. Бышинский // Горный журнал. – 1985. – №1. – С. 54-55.

53. Евстюгин С.Н. Применение системы «Гранулометр» для непрерывного бесконтактного определения гранулометрического состава кусковых материалов / С.Н. Евстюгин, А.В. Стародумов, В.Н. Круглов // Сталь. – 2003. – № 1. – С. 36-38.

54. Назаров А.С. Фотограмметрия / А.С. Назаров. – М.: Тетра Системс, 2006. – 368 с.

55. Системы технического зрения / Под ред. А.Н. Писаревского, А.Ф. Чернявского. – Л.: Машиностроение, 1988. – 424 с.

56. Цифровая обработка изображений в информационных системах / Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П. и др. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. – 352 с.

57. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С. Эддинс. – М.: Техносфера, 2006. – 616 с.

58. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер с англ. / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – 790 с.

59. Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.

60. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом / В.Н. Буков. – М.: Наука, 1987. – 288 с.

61. Льюнг Л. Идентификация систем: теория для пользователя / Л. Льюнг. – М.: Наука, 1991. – 400 с.

62. Ljung L. Identification of Nonlinear Systems / L. Ljung // Proceeding of the IEEE. – 2006. – № 6. – P. 1-10.

63. Ажогин В.В. Методы фильтрации и управления стохастическими процесами с распределенными параметрами / В.В. Ажогин, М.З. Згуровский, Ю.С. Корбич – К.: Вища школа, 1988. – 446 с.

64. Shannon C.E. Communications in the presence of noise / C.E. Shannon // Processings of the IRE. – Vol. 37. – 1949. – P. 10-21.

65. Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях / Макс Ж. – М.: Мир, 1983. – Т. 1. – 312 с.

66. Unser M. Sampling – 50 Years After Shannon / M. Unser // Processings of the IEEE. – April 2000. – Vol. 88. – № 4. – P. 569-587.

67. Дремин И.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремин, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465-501.

68. Vaidyanathan P.P. Generalizations of the Sampling Theorem: Seven Decades After Nyquist / P.P. Vaidyanathan // IEEE Transactions on Signal Processing. – February 2001. – Vol. 49. – № 2. – P. 221-232.

69. Дьяконов В. Вейвлеты: от теории к практике / В. Дьяконов. – М.: Солон-Р, 2002. – 448 с.

70. Смоленцев Н. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab / Н. Смоленцев. – М.: ДМК Пресс, 2005. – 304 с.

71. Gabor D. Predicting Mashines. Scentia / D. Gabor. – Rev. Int. Sci. – Milano, 1962. – 5, Mai.

72. Kalman R. E. New Results in Linear Filtering and Prediction Theory / R. E. Kalman, R. S. Bucy // Journal of Baste Engineering. – 1960. – Vol. 82. – P. 35-40.

73. Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Н. Коуэна и П.М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.

74. Лапа В.Г. Методы предсказания и предсказывающие системы / В.Г. Лапа. – К.: Вища школа, 1980. – 183 с.

75. Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.

76. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен – М.: Мир, 1992. – 237 с.

77. Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.

78. Takens F. Lecture Notes in Mathematics / F. Takens. – Berlin: Springer-Verlag, 1980. – Vol. 898. – P. 366-381.

79. Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.

80. Бодянский Е.В. Ансамбль нейропредикторов с переменным числом узлов / Е.В. Бодянский, А.Н. Слипченко // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2004. – № 2. – С. 107-112.

81. Тененев В.А. Гибридный генетический алгоритм с дополнительным обучением лидера / В.А. Тененев, Н.Б. Паклин // Интеллектуальные системы в производстве. – 2003. – № 2. – Ижевск: Изд-во ИжГТУ, 2003. – С. 181-206.

82. Воронов В.А. Многоуровневая оптимизация процессов обогащения / В.А. Воронов. – М.: Недра, 1991. – 154 с

83. Красовский А.А. Универсальные алгоритмы оптимального управления непрерывными процессами / А.А. Красовский, В.Н. Буков, В.С. Шендрик. – М.: Наука, 1977. – 272 с.

84. Эшби У.Р. Введение в кибернетику / У.Р. Эшби. – М.: Изд-во иностр. лит., 1958. – 432 с.

85. Ивахненко А.Г. Непрерывность и дискретность / А.Г. Ивахненко. – Киев: Наукова думка, 1990. – 224 с.

86. Летов А.М. Динамика полета и управление / А.М. Летов. – М.: Наука, 1969. – 328 с.

87. Kalman R. Contributions to the theory of optimal control / R. Kalman // Boletin de la Sociedad Matem. Mexican. Sequnda serie. – 1960. – № 1. – P. 102-119.

88. Шендрик В.С. Синтез оптимальных управлений методом прогнозирующей модели / В.С. Шендрик // ДАН СССР. – 1975. – Т. 224. – № 3. – С. 561-562.

89. Красовский А.А. Системы автоматического управления полетом и их аналитическое конструирование / А.А. Красовский. – М.: Наука, 1973. – 268 с.

90. Беллман Р. Некоторые вопросы математической теории процессов управления / Р. Беллман, И. Гликсберг, О. Гросс. – М.: Иностр. литература, 1962. – 354 с.

91. Колесников А.А. Синергетическая теория управления / А.А. Колесников. – Таганрог: ТРТУ, М.: Энергоатомиздат, 1994. – 344 с.

92. Летов А.М. Аналитическое конструирование регуляторов / А.М. Летов // Автоматика и телемеханика. – I. –1960. – № 4. – С. 436-441; II. –1960. – № 5. – С. 561-568; III. –1960. – № 6. – С. 661-665; IV. –1961. – № 4. – С. 425-435; V. –1962. – № 11. – С. 1405-1413.

93. Современная прикладная теория управления: Синергетический подход в теории управления / Под ред. А.А.Колесникова. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000. – Ч. II. – 559 с.

94. Синергетическое управление нелинейными электромеханическими системами / А.А. Колесников, Г.Е. Веселов, А.Н. Попов, Ал.А. Колесников, А.А. Кузьменко. – М.: Фирма «Испо-Сервис», 2000. – 248 с.

95. Жданов А.А. Метод автономного адаптивного управления, его свойства и приложения / А.А. Жданов. – http: www. ispras.ru/~zhdanov.

96. Holland J.H. Adaptation in natural and artificial systems. An introductory analysis with application to biology, control and artificial intelligence / J.H. Holland. – London: Bradford book edition, 1994. – 211 p.

97. Терехов В.А. Нейросетевые системы управления. Кн. 8: Учебное пособие для вузов / В.А. Терехов, Д.В. Ефимов, И.Ю. Тюкин. – Общ. редакция А.И.Галушкина. – М.: ИПР ЖР, 2002. – 480 с.

98. Усков А.А. Интеллектуальные системы управления на основе методов нечеткой логики / А.А. Усков, В.В. Круглов . – Смоленск: гортипогр., 2003. – 177 с.

99. Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1968. – 399 с.

100. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающих систем / Я.З. Цыпкин. – М.: Наука, 1970. – 251 с.

101. Растригин Л.А. Адаптация сложных систем / Л.А. Растригин. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.

102. Шарапов В.Н. Биокибернетический метод определения оптимума целевой функции в условиях неопределенности / В.Н. Шарапов, В.Е. Снитюк // Искусственный интеллект. – 2002. – №4. – С. 123-130.

103. Скобцов Ю.А. Вероятностные и компактные генетические алгоритмы / Ю.А. Скобцов, Я.В. Дубов // Искусственный интеллект. – 2006. – № 2. – С. 108-116.

104. Cordon O. A General study on genetic fuzzy systems / O. Cordon, F. Herrera // Genetic Algorithms in engineering and computer science. – 1995. – P. 33-57.

105. Mueller J.-A. Self-Organising Data Mining. An Intelligent Approach To Extract Knowledge From Data / J.-A. Mueller, F. Lemke. – Berlin, Dresden, 1999. – 225 p.

106. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного / А.Н. Колмогоров // Докл. АН СССР, 1957. – Т. 114. – № 5. – С. 953-956.

107. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей / А.Н. Горбань // Сибир. журн. вычислит. матем. – 1998. – Т. 1. – № 1. – С. 12-24.

108. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т.Тэрано, К.Асаи, М.Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.

109. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators / B. Kosko // IEEE Transactions on Computers. – 1994. – Vol. 43. – No. 11. – P. 1329-1333.

110. Букатова И.Л. Эвоинформатика: теория и практика эволюционного моделирования / И.Л. Букатова, Ю.И. Михасев, А.М. Шаров. – М.: Наука, 1991. – 206 с.

111. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Вороновский Г.К., Махотило К.В., Петрашев С.Н., Сергеев С.Н. – Харьков: Основа, 1997. – 112 с.

112. Трухаев Р.И. Модели принятия решений в условиях неопределенности / Р.И. Трухаев. – М.: Наука, 1981. – 368 с.

113. Красовский А.А. Системы автоматического управления полетом и их аналитическое конструирование / А.А. Красовский. – М.: Наука, 1973. – 268 с.

114. Корнієнко В.І. Принципи побудови оптимальних систем автоматичного керування гірничорудним виробництвом з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2006. – № 10. – С. 85-89.

115. Корнієнко В.І. Обґрунтування принципів оптимального керування нелінійними процесами рудо підготовки з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2008. – № 31. – С. 87-93.

116. Корн Г. Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн. – М.: Наука, 1984. – 832 с.

117. Казаков И.Е. Статистическая теория систем управления в пространстве состояний / И.Е. Казаков. – М.: Наука, 1975. – 452 с.

118. Острем К. Введение в стохастическую теорию управления / К. Острем. – М.: Мир, 1973. – 248 с.

119. Wonham W.M. On the separation theorem of stochastic control / W.M. Wonham // SIAM J. on Control. – 1968. – V. 6. – P. 312-326.

120. Корнієнко В.І. Синергетичний підхід до синтезу оптимального керування рудопідготовкою з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2008. – № 3. – С. 79-83.

121. Корнієнко В.І. Проблеми синтезу і реалізації оптимального керування технологічними процесами рудопідготовки / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2008. – № 2. – С. 80-83.

122. Тихонов А.Н. Уравнения математической физики / А.Н. Тихонов, А.А. Самарский. – М.: Наука, 1977. – 735 с.

123. Егоренков Д.Л. Основы математического моделирование / Д.Л. Егоренков, А.Л. Фрадков, В.Ю. Харламов. – СПб: Солон, 1994. – 186 с.

124. Калиткин Н.Н. Численные методы / Н.Н. Калиткин. – М.: Высшая школа, 1995. – 512 с.

125. Косякин А.А. Колебания в цифровых автоматических системах / А.А. Косякин, Б.М. Шамриков. – М.: Наука, 1983. – 346 с.

126. Корнієнко В.І. Дослідження точності реалізації оптимального керування безперервними технологічними процесами / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2008. – № 5. – С. 40-46.

127. Marzilano P. Reconstruction of Irregularly Sampled Discrete-Time Bandlimited Signals with Unknown Sampling Locations / P. Marzilano, M. Vetterli // IEEE Transactions on Signal Processing. – Dezember 2000. – Vol. 48. – № 12.– P. 3462-3471.

128. Корнієнко В.І. Дискретизація сигналів у задачах спостереження й ідентифікації безперервних технологічних процесів / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов // Міжнар. наук.-техн. журнал «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія». – 2008. – № 3 (13). – С. 18-25.

129. Способ автоматического контроля крупности и крепости исходного материала конусной дробилки / Корниенко В.И., Качан Ю.Г. – А.с. № 1378918, выдано 07.03.1988, Б.И. № 9.

130. Корнієнко В.І. Підвищення точності спектральних пристроїв контролю технологічних процесів рудопідготовки / В.І. Корнієнко, О.Ю. Гусєв // Збірник наукових праць НАУ. – Проблеми інформатизації та управління. – Вип. 1 (25). – 2009. – С. 75-81.

131. Айфичер Э.С. Цифровая обработка сигналов: практический подход / Э.С. Айфичер, Б.У. Джервис. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 992 с.

132. Корниенко В.И. Проблемы разработки математического обеспечения для оптического гранулометра дробленых материалов / В.И. Корниенко, В.В. Глухов // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 1990. – № 2. – С. 68-71.

133. Корниенко В.И. Фильтрация изображений в оптическом гранулометре дробленых материалов / В.И. Корниенко, В.В. Глухов // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 1992. – № 2. – С. – 66-67.

134. Корнієко В.І. Обробка зображень при автоматичному контролі гранулометричного складу кускового матеріалу / В.І. Корнієко, О.В. Кручінін // Всеукр. межвед. науч.-техн. сборник ХНУРЭ. – Радиотехника. – Вып. 156. – 2009. – С. 141-149.

135. Корнієнко В.І. Автоматичний контроль гранулометричного складу кускового матеріалу в потоці / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 4. – С. 69-73.

136. Корнієнко В.І. Логічні алгоритми обробки бінарних зображень в оптичному гранулометрі дроблених матеріалів / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2006. – № 11. – С. 89-90.

137. Корнієнко В.І. Інтелектуальні прогнозуючі фільтри технологічних параметрів гірничорудного виробництва / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2006. – № 9. – С. 81-83.

138. Корниенко В.И. Интеллектуальные методы структурно-параметрической идентификации технологических процессов рудоподготовки / В.И. Корниенко, А.В. Пивоварова // Гірнича електромеханіка та автоматика. – 2008. – Вип. 80. – С. 71-77.

139. Кузнецов Г.В. Інтелектуальні інформаційні технології в АСУ гірничорудним підприємством / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2007. – № 12. – С. 83-87.

140. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в Matlab / Н.К. Смоленцев. – М.: ДМК Пресс, 2005. – 304 с.

141. Ван дер Варден Б.Л. Математическая статистика / Б.Л. Ван дер Варден. – М.: Изд-во иностр. лит., 1960. – 436 с.

142. Кузнецов Г.В. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, І.В. Гарнак // Міжнар. наук.-техн. журнал «Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія». – 2009. – № 2 (15). – С. 38-44.

143. Бубнова Т.О. Адаптивне вейвлет-нейронне прогнозування нелінійних процесів рудо підготовки / Т.О. Бубнова, В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 9. – С. 80-83.

144. Камке Э. Справочник по обыкновенным дифференциальным уравнениям / Э. Камке. – М.: Мир, 1971. – 576 с.

145. Степашко В.С. Анализ эффективности критериев структурной идентификации прогнозирующих моделей / В.С. Степашко // Проблемы управления и информатики. – 1994. – № 3-4. – С. 13-21.

146. Корнієнко В.І. Ідентифікація нелінійних процесів по часових реалізаціях / В.І. Корнієнко, Д.Ю. Скриль // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 3. – С. 85-89.

147. Кузнецов Г.В. Композиційна структурно-параметрична ідентифікація нелінійних динамічних об’єктів керування / Г.В. Кузнецов, В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Наукові вісті НТУУ КПІ. – 2009. – № 5. – С. 69-75.

148. Корнієнко В.І. Методика ідентифікації нелінійних процесів рудо підготовки / В.І. Корнієнко, О.В. Герасіна // Гірнича електромеханіка та автоматика. – 2009. – Вип. 82. – С. 77-85.

149. Корнієнко В.І. Адаптивне регулювання нелінійними процесами рудопідготовки з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Матеріали міжнародної конференції «Форум гірників – 2009», Д.: НГУ. – 277 с. – Т. 4. – 30.09 - 03.10.2009. – С. 255-262.

150. Табак Д. Оптимальное управление и математическое программирование / Д. Табак, Б. Куо. – М.: Наука, 1975. – 280 с.

151. Мита Ц. Введение в цифровое управление: Пер. с японск. / Ц. Мита, С. Хара, Р. Кондо. – М.: Мир, 1994. – 256 с.

152. Корнієнко В.І. Адаптивне керування процесами рудопідготовки за мінімумом узагальненої роботи з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Гірнича електромеханіка та автоматика. – 2009. – Вип. 83. – С. 79-88.

153. Корнієнко В.І. Адаптація в інтелектуальних прогнозуючих системах оптимального керування гірничорудним виробництвом / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2006. – № 12. – С. 70-74.

154. Корнієнко В.І. Ієрархічне адаптивне керування процесами рудопідготовки за синергетичним принципом з інтелектуальним прогнозуванням / В.І. Корнієнко // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2009. – № 11. – С. 61-66.

Наукове видання

Корнієнко Валерій Іванович

АВТОМАТИЗАЦІЯ ОПТИМАЛЬНОГО КЕРУВАННЯ ПРОЦЕСАМИ ДРОБЛЕННЯ І ЗДРІБНЮВАННЯ РУД

Монографія

Видано в авторській редакції

Підп. до друку 02.07.2013. Формат 30х42/4.
Папір офсет. Ризографія. Ум. друк. арк. 10,7.
Обл.-вид. акр.10,7. Тираж 300 пр. Зам. №

Підготовлено до друку та видрукувано
у Державному вищому навчальному закладі
«Національний гірничий університет».
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру ДК №1842 від 11.06.2004.
49027, м. Дніпропетровськ, просп. К. Маркса, 19.