

Міністерство освіти і науки України  
Державний ВНЗ «Національний гірничий університет»

Факультет інформаційних технологій  
(факультет)

Кафедра програмного забезпечення комп'ютерних систем  
(повна назва)

ПОЯСНЮВАЛЬНА ЗАПИСКА  
дипломної роботи

магістра  
(назва освітньо-кваліфікаційного рівня)

галузь знань 12 Інформаційні технології  
(шифр і назва галузі знань)

спеціальність 122 Комп'ютерні науки  
(код і назва спеціальності)

спеціалізація Інформаційні управляючі системи та технології  
(назва спеціалізації)

освітній рівень магістр  
(назва освітнього рівня)

кваліфікація інженер з комп'ютерних систем  
(назва кваліфікації)

на тему: Удосконалення інформаційної системи ідентифікації динаміки  
тренду рівня розплаву доменної печі

Виконавець:  
студент 2 курсу, групи 122М-16-1  
Гулін О.О.  
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівники	Посада, прізвище, ініціали	Оцінка	Підпис
проекту	проф. Мецєряков Л.І.		
розділів:			
Спеціальний	проф. Мецєряков Л.І.		
Економічний	доц. Касьяненко Л.В.		

Рецензент	доц. Шедловський І.А.		
-----------	-----------------------	--	--

Нормоконтроль	доц. Коротенко Л.М.		
---------------	---------------------	--	--

Дніпро  
2018

Міністерство освіти і науки України  
Державний вищий навчальний заклад  
«Національний гірничий університет»

**ЗАТВЕРДЖЕНО:**  
завідувач кафедри

програмного забезпечення комп'ютерних систем  
(повна назва)

\_\_\_\_\_ І.М. Удовик \_\_\_\_\_  
(підпис) (прізвище, ініціали)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20 \_\_\_\_ року

**ЗАВДАННЯ**  
на виконання кваліфікаційної роботи магістра

спеціальності \_\_\_\_\_ *122 Комп'ютерні науки* \_\_\_\_\_  
(код і назва спеціальності)

студенту \_\_\_\_\_ *122М-16-1* \_\_\_\_\_ *Гулін О.О.* \_\_\_\_\_  
(група) (прізвище та ініціали)

Тема дипломної роботи \_\_\_\_\_ *Удосконалення інформаційної системи* \_\_\_\_\_  
ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву доменної печі \_\_\_\_\_

**1 ПІДСТАВИ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ РОБОТИ**

Наказ ректора Державного ВНЗ «НГУ» від 26.12.2017 р. № 2127-л

**2 МЕТА ТА ВИХІДНІ ДАНІ ДЛЯ ПРОВЕДЕННЯ РОБІТ**

**Об'єкт досліджень** – процес управління ідентифікацією та прогнозуванням динаміки тренду рівня розплаву чавуну в доменній печі.

**Предмет досліджень** – методи створення інформаційних управляючих систем для ідентифікації та прогнозування динаміки тренду рівня розплаву чавуну в доменній печі.

**Мета НДР** – підвищення якості управління тепловим станом доменної печі шляхом удосконалення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву чавуну на основі інтелектуального прогнозування його технологічних змінних.

**Вихідні дані для проведення роботи:** теоретичні й експериментальні дослідження, а також технологічні аспекти, основи проектування інформаційних управляючих систем.

### **3 ОЧІКУВАНІ НАУКОВІ РЕЗУЛЬТАТИ**

**Наукова новизна** результатів, що очікуються, полягає у:

1. Вперше обґрунтовано, що підвищення якості керування тепловим станом доменної печі досягається шляхом створення безпошукових систем непрямого адаптивного керування з ідентифікацією об'єкту керування за допомогою навчання нейронних прогнозуючих моделей, що забезпечує реалізацію оптимального за точністю відтворення задаючих дій.

2. Вперше встановлено, що нелінійні нейронні апроксимації хімічного складу чавуну на випуску за середніми значеннями рівня розплаву за плавку тісно пов'язані з фактичним хімічним складом. Це дозволяє виконувати стабілізацію хімічного складу чавуну на випуску шляхом стабілізації рівня розплаву.

3. Обґрунтовано застосування інформаційних управляючих систем з використанням адаптивних фільтрів-апроксиматорів, що використовують нейронні мережі, нечітку логіку і вейвлет перетворення сигналів для ідентифікації і прогнозування теплового стану доменної печі, що забезпечує отримання в реальному масштабі часу для нелінійного об'єкту керування інтелектуальних прогнозуючих моделей підвищеної точності.

4. Визначено, що в інформаційних управляючих системах використання вейвлет низькочастотної фільтрації для оцінки тренда рівня розплаву, забезпечує відсутність фазового зсуву та зниження обсягу обчислень.

**Практична цінність** результатів полягає у:

1. Розроблена інформаційна управляюча система ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву на основі інтелектуального прогнозування за часовими реалізаціями, що включає визначення стану нелінійного об'єкту керування та реконструкцію його моделі, яка забезпечує отримання інтелектуальних моделей підвищеної точності з використанням адаптивних нейронних фільтрів-апроксиматорів із зниженням обчислювальних витрат шляхом визначення порядку породжуючої системи.

2. Обґрунтовано значення інтервалу керування тепловим станом доменної печі, що враховує динамічні параметри каналів керування та спектральні властивості

сигналів об'єкту керування в інформаційній управляючій системі. Це дозволило на основі методів нелінійної динаміки ідентифікувати показники тренда рівня розплаву, що характеризує тепловий стан доменної печі.

3. Розроблена інформаційна управляюча система яка дозволила вдосконалити роботу адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПІД регуляторами, які забезпечують підвищення точності керування.

#### **4 ВИМОГИ ДО РЕЗУЛЬТАТІВ ВИКОНАННЯ РОБОТИ**

Результати магістерської роботи повинні відповідати вимогам паспорту наукової спеціальності 05.13.06 – «Інформаційні технології».

Результати досліджень мають бути подані у вигляді, що дозволяє побачити та оцінити безпосереднє використання методики розробки інформаційних управляючих систем. Згідно виробничих функцій та професійних задач магістра, які виносяться на кваліфікаційну роботу, повинні бути розроблені програмна документація та комплекс компонентів для розробки програмного забезпечення та інформаційних систем.

#### **5 ЕТАПИ ВИКОНАННЯ РОБІТ**

<b>Найменування етапів робіт</b>	<b>Строки виконання робіт (початок-кінець)</b>
1. Аналіз систем управління доменної піччю та постановка задачі	15.09.2017р. - 1.10.1017р.
2. Обґрунтування і дослідження методів створення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для САУ тепловим станом доменної печі	1.10.1017р. - 15.10.2017р.
3. Розробка інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням	15.10.2017р. - 15.11.2017р.
4. Технічна реалізація адаптивної САУ тепловим станом доменної печі	15.11.2017р. - 20.12.2017р.
5. Розрахунок економічного ефекту від впровадження програмного забезпечення та маркетингові дослідження	20.12.2017р. - 1.01.2018р.
6. Оформлення пояснювальної записки	1.01.2018р. - 10.01.2018р.

## 6 РЕАЛІЗАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ ТА ЕФЕКТИВНІСТЬ

**Економічний та соціальний ефект** від реалізації результатів роботи очікується позитивним завдяки:

- стабілізації тренда рівня розплаву, що забезпечує стабілізацію хімічного складу чавуну на випуску;
- отриманню в реальному масштабі часу для нелінійного об'єкту керування інтелектуальних прогнозуючих моделей підвищеної точності;
- зниженням обчислювальних витрат шляхом визначення порядку породжуючої системи;
- оцінюванню точності прогнозування за допомогою інтелектуальних засобів показників якості чавуну на випуску (не гірше 5 %);
- ідентифікуванню показників тренда рівня розплаву, що характеризує тепловий стан доменної печі;
- зниженню середньоквадратичної помилки керування в 1,59 разів, що приведе до зниження питомої витрати коксу.

## 7 ДОДАТКОВІ ВИМОГИ

Відповідність оформлення ДСТУ 3008-95. Документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура і правила оформлення, ЕДИНОЇ СИСТЕМЕ ПРОГРАММНОЇ ДОКУМЕНТАЦІИ (ЕСПД – ГОСТ 19.101-77, ГОСТ 19.102-77, ГОСТ 19.103-77, ГОСТ 19.104-78, ГОСТ 19.105-78, ГОСТ 19.106-78, ГОСТ 19.201-78, ГОСТ 19.202-78, ГОСТ 19.401-78, ГОСТ 19.402-78, ГОСТ 19.404-79)

Завдання видав

\_\_\_\_\_

(підпис)

*Мещеряков Л.І.*

\_\_\_\_\_

(прізвище, ініціали)

Завдання прийняв до виконання

\_\_\_\_\_

(підпис)

*Гулін О.О.*

\_\_\_\_\_

(прізвище, ініціали)

Дата видачі завдання: 12.09.2017р.

Термін подання дипломного проекту до ДЕК: 23.01.2018р.

## РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 150 с., 41 рис., 10 додатків., 4 табл., 180 джерел.

**Об'єкт досліджень** – процес управління ідентифікацією та прогнозуванням динаміки тренду рівня розплаву чавуну в доменній печі.

**Предмет досліджень** – методи створення інформаційних управляючих систем для ідентифікації та прогнозування динаміки тренду рівня розплаву чавуну в доменній печі.

**Мета магістерської роботи** – підвищення якості управління тепловим станом доменної печі шляхом удосконалення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву чавуну на основі інтелектуального прогнозування його технологічних змінних.

**Методи дослідження.** В основу роботи покладені методи систем штучного інтелекту для розробки прогнозуючих моделей керованих процесів; методи нелінійної динаміки для визначення характеристик керованих процесів; методи час-частотних (вейвлет) перетворень для фільтрації сигналів; методи імітаційного моделювання.

**Наукова новизна.** Вперше розроблена інформаційна управляюча система ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПІД регуляторами, які забезпечують підвищення якості керування.

**В роботі виконано та наведено:** аналіз систем управління доменної піччю та постановка задачі; обґрунтування і дослідження методів створення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для САУ тепловим станом доменної печі; розробку інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням; технічну реалізацію адаптивної САУ тепловим станом доменної печі та розрахунок економічного ефекту від впровадження програмного забезпечення та маркетингові дослідження.

**Практичне значення.** Розроблена інформаційна управляюча система дозволила вдосконалити роботу адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПІД регуляторами, які забезпечують підвищення точності управління.

**Результати роботи** можуть бути використані на підприємствах металургійного комплексу з доменним виробництвом. Також слід зазначити що розроблена інформаційна управляюча система для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням є унікальною та реалізуються вперше.

**Ключові слова:** АНАЛІЗ, МОДЕЛЬ, ІНФОРМАЦІЙНА УПРАВЛЯЮЧА СИСТЕМА, ДОМЕННА ПІЧ, ТЕПЛОВИЙ СТАН, ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ, ІДЕНТИФІКАЦІЯ, АДАПТИВНЕ УПРАВЛІННЯ, НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ, НЕЧІТКА ЛОГІКА, ВЕЙВЛЕТ ПЕРЕТВОРЕННЯ

## РЕФЕРАТ

Пояснительная записка: 150 с., 41 рис., 10 прил., 4 табл., 180 источников.

**Объект исследований** - процесс управления идентификацией и прогнозированием динамики тренда уровня расплава чугуна в доменной печи.

**Предмет исследований** - методы создания информационных управляющих систем для идентификации и прогнозирования динамики тренда уровня расплава чугуна в доменной печи.

**Цель магистерской работы** - повышение качества управления тепловым состоянием доменной печи путем усовершенствования информационной управляющей системы идентификации динамики тренда уровня расплава чугуна на основе интеллектуального прогнозирования его технологических переменных.

**Методы исследования.** В основу работы положены методы систем искусственного интеллекта для разработки прогнозирующих моделей управляемых процессов; методы нелинейной динамики для определения характеристик управляемых процессов; методы время-частотных (вейвлет) преобразований для фильтрации сигналов; методы имитационного моделирования.

**Научная новизна.** Впервые разработана информационная управляющая система идентификации динамики тренда уровня расплава для адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с интеллектуальным прогнозированием, что использует локальные адаптивные системы с самонастраивающимся и ВО регуляторами, которые обеспечивают повышение качества управления.

**В работе выполнено и приведены:** анализ систем управления доменной печью и постановка задачи; обоснование и исследование методов создания информационной управляющей системы идентификации динамики тренда уровня расплава для САУ тепловым состоянием доменной печи; разработку информационной управляющей системы для адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с интеллектуальным прогнозированием; техническую реализацию адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи и расчет экономического эффекта от внедрения программного обеспечения и маркетинговые исследования.

**Практическое значение.** Разработанная информационная управляющая система, которая позволила усовершенствовать работу адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с интеллектуальным прогнозированием, которая использует локальные адаптивные системы с самонастраивающимся и ПИД регуляторами, которые обеспечивают повышение точности управления.

**Результаты работы** могут быть использованы на предприятиях металлургического комплекса с доменным производством. Также следует отметить, что разработанная информационная управляющая система для адаптивной САУ тепловым состоянием доменной печи с интеллектуальным прогнозированием является уникальной и реализуются впервые.

**Ключевые слова:** АНАЛИЗ, МОДЕЛЬ, ИНФОРМАЦИОННЫЕ УПРАВЛЯЮЩИЕ СИСТЕМЫ, ДОМЕННАЯ ПЕЧЬ, ТЕПЛОВОЕ СОСТОЯНИЕ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ, АДАПТИВНОЕ УПРАВЛЕНИЕ, НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА, ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

## ABSTRACT

Explanatory note: 150 p., 41 fig., 10 applications, 4 tab., 180 sources.

**The object of the research** is the process of managing the identification and forecasting of the trend dynamics of the level of molten iron in a blast furnace.

**The subject of research** is the methods of creating information management systems for identifying and forecasting the dynamics of the trend of the level of molten iron in a blast furnace.

**The purpose of master's work** is to improve the quality of control over the thermal state of a blast furnace by improving the information management system for identifying trends in the level of the melt level of cast iron based on intellectual forecasting of its technological variables.

**Research methods.** The basis of the work is based on the methods of systems of artificial intelligence for the development of predictive models of controlled processes; nonlinear dynamics methods for determining the characteristics of controlled processes; methods of time-frequency (wavelet) transformations for filtering signals; methods of simulation simulation.

**Scientific novelty.** For the first time an informational control system for the identification of melt level trend dynamics for an adaptive ACS is developed for the thermal state of a blast furnace with intelligent prediction using local adaptive systems with self-adjusting and controllers that provide improved control quality.

**The paper contains and presents:** an analysis of the blast furnace control systems and the formulation of the problem; substantiation and study of methods for creating an information management system for identifying the dynamics of the melt level trend for ACS with the thermal state of the blast furnace; the development of an information management system for an adaptive ACS by the thermal state of a blast furnace with predictive predictions; technical realization of the adaptive automatic control system by the thermal state of the blast furnace and calculation of the economic effect from software implementation and marketing research.

**Practical value.** The developed information control system, which allowed to improve the work of the adaptive ACS with the thermal state of the blast furnace with intelligent forecasting, which uses local adaptive systems with self-tuning and VO regulators, which ensure the improvement of control accuracy.

**The results of the work** can be used at the enterprises of metallurgical complex with domain production. It should also be noted that the developed information management system for the adaptive ACS with the thermal state of the blast furnace with intelligent forecasting is unique and is being implemented for the first time.

**Keywords:** ANALYSIS, MODEL, INFORMATION CONTROL SYSTEMS, BLAST-FURNACE, THERMAL STATE, INTELLECTUAL PREDICTION, IDENTIFICATION, ADAPTIVE CONTROL, NEURON NETWORKS, FUZZY LOGIC, WAVELET TRANSFORMATION



## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

АКАР - аналітичне конструювання агрегованих регуляторів  
АКОР - аналітичне конструювання оптимальних регуляторів  
АСУ - автоматизована система управління  
АСУ ТП - автоматизована система управління технологічним процесом  
АЧХ - амплітудно-частотна характеристика  
АФА - адаптивний фільтр-апроксиматор  
БАС - безпошукова адаптивна система  
НІХ - нескінченна імпульсна характеристика  
ДВП - дискретне вейвлет перетворення  
ДП - доменна піч  
ДПР - доменний процес  
ДПФ - дискретне перетворення Фур'є  
КІХ - кінцева імпульсна характеристика  
ЗДВП - зворотне дискретне вейвлет перетворення  
НВ АФА - нейронний вейвлет адаптивний фільтр-апроксиматор  
НР - нейрорегулятор  
НМ - нейронна мережа  
ОУ - об'єкт управління  
ПІД - пропорційно-інтегрально-диференціальний  
САУ - система автоматичного управління  
САР - система автоматичного регулювання  
ТС - тепловий стан  
РР - рівень розплаву  
ФУР - функціонал узагальненої роботи  
ФЧХ - фазо-частотна характеристика  
Anfis - адаптивна нейронна система нечіткого виведення

## ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	9
ВСТУП.....	13
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ДОМЕННОЮ ПІЧЧЮ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	15
1.1. Технологія доменного виробництва.....	15
1.2. Аналіз існуючих систем управління доменною піччю.....	19
1.2.1. Доменна піч як об'єкт управління.....	19
1.2.2. Системи контролю, діагностики та прогнозування стану доменної печі.....	22
1.2.3. Системи управління режимами роботи доменної печі.....	24
1.3. Аналіз методів контролю, прогнозування та управління складними технологічними об'єктами.....	30
1.4. Висновки і постановка задачі.....	35
РОЗДІЛ 2. ОБГРУНТУВАННЯ І ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІКИ ТРЕНДУ РІВНЯ РОЗПЛАВУ ДЛЯ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ.....	37
2.1. Обґрунтування принципів побудови САУ тепловим станом доменної печі.....	37
2.2. Вибір критерію керування тепловим станом доменної печі.....	47
2.3. Обґрунтування методів оцінювання, ідентифікації та прогнозування теплового стану доменної печі.....	53
2.3.1. Адаптивне прогнозування сигналів і стану об'єктів управління.....	54
2.3.2. Ідентифікація нелінійних динамічних процесів.....	63
2.4. Висновки по розділу 2.....	69
РОЗДІЛ 3. РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ АДАПТИВНОЇ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ З ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ.....	71

3.1. Ідентифікація та прогнозування теплового стану доменної печі в інформаційній управляючій системі.....	71
3.1.1. Вибір інтервалу керування тепловим станом доменної печі.....	71
3.1.2. Визначення характеристик тренду рівня розплаву доменної печі.....	76
3.1.3. Інтелектуальне прогнозування тренду рівня розплаву доменної печі... ..	78
3.2. Структура і алгоритм роботи інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням.....	82
3.2.1. Структура системи управління тепловим станом доменної печі.....	82
3.2.2. Локальна САУ з самоналаштувальним регулятором і прогнозуючою моделлю.....	85
3.2.3. Локальна адаптивна САУ з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю.....	89
3.3. Оцінка якості адаптивної САУ тепловим станом доменної печі.....	91
3.4. Висновки по розділу 3.....	94
<b>РОЗДІЛ 4. ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ АДАПТИВНОЇ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ .....</b>	<b>96</b>
4.1. Технічна реалізація інформаційної управляючої системи для САУ тепловим станом доменної печі.....	96
4.1.1. Оцінка тренду рівня розплаву доменної печі.....	96
4.1.2. Реалізація програм обробки даних і моделювання.....	103
4.1.3. Реалізація інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі.....	107
4.2. Експериментальні дослідження.....	110
4.2.1. Ідентифікація теплового стану.....	110
4.2.2. Прогнозування теплового стану.....	114
4.2.3. Управління тепловим станом доменної печі.....	116
4.3. Висновки по розділу 4 .....	122

РОЗДІЛ 5. ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА ТА МАРКЕТИНГОВІ ДОСЛІДЖЕННЯ.....	123
5.1. Розрахунок трудомісткості і вартості розробки програмного продукту.....	123
5.2. Витрати на створення програмного забезпечення.....	125
5.3. Маркетингові дослідження.....	127
ВИСНОВКИ.....	130
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	133
Додаток А. Хімічний склад чавуну на випуску і відповідний йому рівень розплаву ДП-6 НТМК.....	151
Додаток Б. Програма статистичної обробки експериментальних даних.....	154
Додаток В. Програма ідентифікації динаміки та прогнозу тренда рівня розплаву.....	157
Додаток Д. Програма моделювання адаптивних САУ тепловим станом доменної печі.....	167
Додаток Е. Програма обчислення тренда рівня розплаву доменної печі.....	176
Додаток Ж. Хімічний склад чавуну на випуску ДП-3 ММК .....	178
Додаток З. Відгук керівника.....	181
Додаток І. Відгук рецензента.....	183
Додаток Л. Фахові наукові роботи студента за темою магістерської роботи.....	185

## ВСТУП

Доменне виробництво займає значну частину в структурі споживання ресурсів металургійних переділів, тому актуальним є проведення досліджень з метою зниження витрат на виробництво чавуну шляхом підвищення якості його систем автоматичного управління.

З позицій управління доменний процес є складним об'єктом управління, що має нелінійні залежності, нестаціонарні параметри, залежні змінні, високий рівень перешкод, а також значну інерційність і час запізнювання.

При цьому, одним з важливих напрямків є вдосконалення САУ тепловим станом доменної печі, оскільки ця система створює умови, при яких спостерігається раціональне співвідношення процесів прямого і непрямого відновлення заліза, що дозволяє досягти економічності доменного процесу за рахунок зменшення витрат енергоносіїв і збільшення продуктивності печі.

Для автоматичного управління складними ОУ найбільш ефективними є адаптивні системи, що використовують поточну інформацію про процес для його управління. Це дозволяє підвищити якість управління в умовах перешкод. У таких системах стратегія управління заснована на включенні математичної моделі об'єкта в контур управління і визначенні керуючих впливів в реальному часі за прогнозом результатів процесу.

Для реалізації адаптивних систем управління необхідна наявність адекватних прогнозуючих моделей. Це викликає необхідність використання маловитратних і ефективних засобів оцінювання та ідентифікації, для чого найбільш перспективним є використання методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, які здатні до навчання і є універсальними та ефективними апроксиматорами.

Таким чином, обґрунтування і дослідження методів створення інформаційних управляючих систем ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для САУ тепловим станом доменної печі, що враховують стохастичність його змінних і використовують адаптацію прогнозуючих

моделей для компенсації запізнювання і нестационарності параметрів, є актуальними.

Використання інформаційних управляючих систем дозволяє підвищити ефективність управління технологічними процесами знижує використання природного газу в ДПР і питомі витрати коксу, а головне дозволяє отримати на виході чавун із заданими характеристиками та хімічним складом.

**РОЗДІЛ 1**  
**АНАЛІЗ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ ДОМЕННОЮ ПІЧЧЮ**  
**ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ**

**1.1. Технологія доменного виробництва**

Доменний процес (ДПР) - це процес видалення кисню з оксидів заліза, що містяться в агломераті, когуніах і залізній руді, з подальшим утворенням чавуну - сплаву заліза з вуглецем. Цей складний фізико-хімічний процес протікає послідовно по всій висоті доменної печі (ДП) (рис. 1.1) в умовах зустрічного руху і взаємодії двох потоків: перший потік що іде до низу, який рухає залізовмісні і флюсові матеріали, які завантажуються зверху печі, а також палива (коксу); другий потік газів, що рухаються до верху доменної печі. Швидкості вказаних потоків істотно відрізняються один від одного: матеріали проходять через ДП за 6-8 годин, а газовий потік за 3-4 с [1-5].

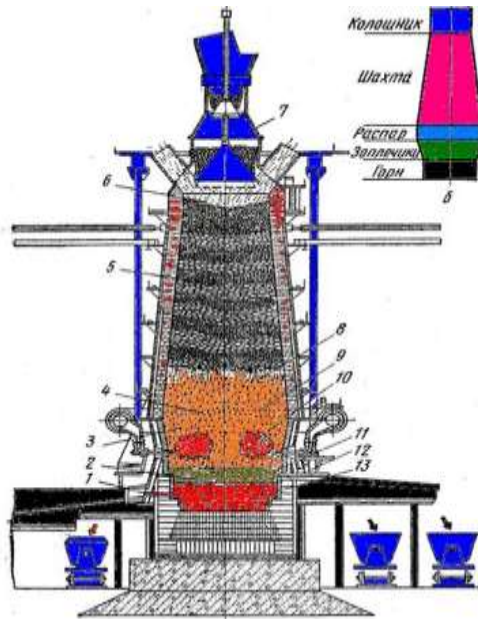


Рис. 1.1. Конструкція доменної печі

На рис. 1.1 прийняті наступні позначення: 1-чавунна лъотка, 2-горн, 3-заплечики, 4-распар, 5-шахта, 6-колошник, 7-засипний апарат, 8-горизонт створення чавуну, 9-горизонт створення шлаку, 10 -зона горіння коксу, 11-шар шлаку, 12-шлакова лъотка, 13-розплавлений чавун.

Рудна частина шихти сучасних печей складається з офлюсованного агломерата, окатишів, рудних добавок (залізної і марганцевої руди), металодобавок; в якості флюсу використовується вапняк, а паливом служить кокс. У результаті ДПР виходять основні продукти плавки - чавун, шлак, а також побочні - колошниковий (доменний) газ і колошниковий пил.

Знизу в ДП повітродувними машинами через повітряні фурми подається дуття. Підготовка дуття до введення в робочий простір полягає в стисканні його до тиску 0,4 МПа, нагріванні до температури 1150-1200 ° С, збагаченні киснем і зволоженні паром. Зазвичай в ДП застосовується комбіноване дуття, що включає подачу природного газу або вугільного пилу [1, 4, 6-12].

За рахунок кисню, що міститься в дутті, в окислювальній зоні поблизу фурм відбувається горіння коксу і утворюється оксид вуглецю, відновлюючий на своєму шляху вгору залізо з його оксидів (пряме відновлення).

За приблизно такою ж схемою (але з утворенням заліза і водяної пари) відбувається відновлення заліза воднем, який міститься в пічних газах і є продуктом дисоціації вологи шихти і коксу або водяної пари, що вдувається в піч. Відновлення, продуктом якого є CO<sub>2</sub> або H<sub>2</sub>O, а в якості відновника використовується газ CO або H<sub>2</sub>, називають непрямым.

Пряме відновлення протікає з поглинанням тепла. Вище області прямого відновлення (аж до колошника) газ, що утворюється, потрапляє в область, де проходять реакції непрямого відновлення. Максимальна температура (близько 2000 °С) спостерігається у фурм, де йде горіння палива. Для економічної роботи ДП необхідне поєднання процесів прямого і непрямого відновлення, яке залежить від розподілу температур по висоті і окружності печі [3, 4, 13].

ДП належить до енерго- та матеріаломістких об'єктів. Тенденція розвитку основних металургійних агрегатів характеризується збільшенням їх ємкості і



потужності. Освоєно ДП об'ємом 2700, 3200 і 5000 м<sup>3</sup>, які є споживачами значної кількості сировини і енергії. Наприклад, у великих ДП на виробництво 1 т чавуну витрачається від 420 до 500 кг твердого палива, яке включає кокс і вуглецеві добавки (антрацит і коксовий горіх), до 50-60 м<sup>3</sup> природного газу, а також доменний газ, електроенергію, пар, дуття [14, 19].

У структурі споживання енергоресурсів металургійних переділів аглодоменне виробництво займає більше 60% [1], тому важливими завданнями металургійного виробництва та науки є [2, 6, 7], зокрема, підвищення продуктивності і зниження енерговитрат (в Україні вони вище в 1,2-1,7 рази, ніж в передових країнах) шляхом створення та впровадження нових технологій, обладнання, систем автоматичного управління (CAV) і АСУТП.

Основними завданнями вдосконалення технології доменного виробництва є підвищення ефективності виплавки чавуну шляхом збільшення питомої продуктивності, зниження енерговитрат, отримання високоякісного чавуну, зменшення трудових і матеріальних витрат на виробництво, забезпечення суттєвого зменшення шкідливих викидів у навколишнє середовище [4, 6].

Велика матеріало- і енергоємність доменного виробництва зумовлює можливість значних економічних ефектів, пов'язаних зі збільшенням продуктивності, зменшенням витрат сировини і енергії, покращенням якості готової продукції при впровадженні досконалих інформаційних управляючих систем автоматизації та управління. Наприклад, економія 1% всіх видів енергії на великому металургійному заводі рівноцінна додатковому видобутку 70 тис. т. умовного палива [20].

Основними факторами, що визначають тепловий стан (ТС) печі, є зміна фізичних властивостей або відновлювальності шихтових матеріалів, а також зміна розподілу газового потоку, що призводять до зміни ступеня розвитку прямого відновлення заліза, що викликає зсув теплового стану в нижній частині печі і, як наслідок, зміна ступеня відновлення процесів важковідновлювальних елементів, особливо кремнію. Ці фактори значно змінюються в часі. Основною

причиною порушення теплової рівноваги є порушення теплової та відновлювальної роботи газового потоку, яке змінює співвідношення прямого і непрямого відновлення заліза.

Сучасна теорія ДП розглядає ТС ДП в рамках теорії теплообміну. Тепловий стан верхньої зони печі оцінюється на основі аналізу інформації про температури колошникового газу, в загальному, і в свічкових газоходах, показаннями периферійних термопар, складу колошникового газу, показаннями термопар термобалок, характеру розподілу складу газів по радіусу печі.

Тепловий стан нижньої зони ДП визначає температуру і хімічний склад продуктів плавки. Чутливим до нагрівання горна печі є як температура продуктів плавки, так і вміст в чавуні кремнію, марганцю і сірки. Зі збільшенням нагріву печі спостерігається зростання вмісту кремнію і марганцю в чавуні і зниження вмісту в ньому сірки.

Основними причинами порушень ТС ДП є невідповідність рудного навантаження якості залізорудної сировини і дугт'євим параметрам плавки, порушення розподілу матеріалів і газів по радіусу печі і несправність обладнання.

При похолоданні доменної плавки необхідно:

1. Збільшити температуру гарячого дугтя.
2. Зменшити вологість дугтя, а при різкому похолоданні плавки припинити зволоження дугтя взагалі.
3. Зменшити витрати природного газу і технологічного кисню з розрахунком виходу на теоретичні температури горіння не вище 2200 °.
4. Зменшити рудне навантаження шляхом добавки коксу в подачу.

Причини зайвого нагріву печі пов'язані зі скороченням витрат тепла в порівнянні з його приходом в піч. Це може бути пов'язано з поліпшенням ступеня використання теплової енергії газового потоку в печі, зміною складу хімічних і фізичних властивостей компонентів шихти і т.п. Відхилення доменної плавки в бік розігріву менш небезпечно, ніж похолодання. При цьому

зменшується продуктивність ДП, змінюється розподіл температур по висоті стовпа шихти, має місце зміна горизонту шлакоутворення.

При розігріві плавки необхідно збільшити рудне навантаження.

Таким чином, регулювання ТС ДП є одним з основних завдань ведення ДПР, тому що ТС безпосередньо визначає головний показник економічності процесу - витрата коксу, побічно продуктивність печі і склад виплавляемого чавуну.

## **1.2. Аналіз існуючих систем управління доменною піччю**

### **1.2.1. Доменна піч як об'єкт управління**

Головною метою автоматизації ДПР є виплавка максимальної кількості чавуну заданої якості (хімічного складу) при найкращих техніко-економічних показниках [20-28].

Основними обурюючими впливами, такими, що порушують хід ДПР, є зміна якості завантажуваних матеріалів - їх гранулометричного і хіміко-мінералогічного складу, що призводить до зміни розподілу газового потоку по перетинах печі, теплового стану (ТС) печі, ступеня використання теплової та хімічної енергії газового потоку [27-30].

До основних керуючих впливів відносяться параметри режиму завантаження - управління «зверху» (рис. 1.2): рудне навантаження (відношення маси агломерата і руди до маси коксу), послідовність завантаження матеріалів і розподіл їх по перетину колошника, а також режиму дуття - управління «снизу» (див. рис. 1.2): витрата, температура і вологість повітряного дуття, витрата кисню, пари, природного газу або пиловугільного палива, що додаються в дуття [27-35].

Вихідними величинами ДП як об'єкта управління (ОУ) є продуктивність печі, економічна ефективність її роботи, якість чавуну. Продуктивність оцінюється по виплавці чавуну (т / добу), економічна ефективність - по витраті

коксу на одиницю виплавленого чавуну [36, 37]. Якість чавуну визначається заданим хімічним складом чавуну.

ДПР належить до систем з розподіленими параметрами, фізичні характеристики яких (температура, маса, теплові потоки, теплоємність, теплопровідність і т. п.) розподілені в просторі і не можуть бути представлені усередненими значеннями, віднесеними до однієї точки простору [38-46].



Управління «зверху» (режим завантаження):

- рудне навантаження (вміст коксу);
- послідовність завантаження;
- розподіл матеріалів по зрізу.

Управління «знизу» (режим дуття):

- витрата, температура і вологість дуття;
- витрата кисню, пари, природного газу (вугільного пилу).

Рис. 1.2. Управління доменним процесом «зверху» і «знизу»

ДПР як ОУ описується нелінійними рівняннями, які характеризують передачу тепла теплопровідністю, випромінюванням (закон Стефана-Больцмана), масоперенос, а також сукупність цих явищ. При цьому, процеси виплавки чавуну характеризуються нестационарними режимами при варіаціях збурень, а багато явищ, що відбуваються в ДП, проявляються як випадкові функції часу [47-49].

ДП і процес плавки - об'єкти автоматизації з великою акумулюючою здатністю, значними інерційністю і часом запізнювання. Наприклад, при зміні складу шихти перехідний процес триває до 20 годин, а час запізнювання може доходити до 3-4 годин. Зміна рудного навантаження на кокс позначається на ТС горна ДП тільки через 5-6 годин, а при зміні параметрів дуття перехідний процес триває 8-16 годин і запізнювання становить до 30 хв [20, 27, 28, 50, 51].

Складність і випадковий характер явищ, що протікають в ДП, ускладнюють аналітичний опис процесу, тому для його ідентифікації часто використовуються методи математичної статистики і статистичної динаміки [49-55].

Динамічні властивості ДПР, як правило, аппроксимуються передавальними функціями аперіодичної ланки з запізненням [20, 27, 28, 51-60]:

$$W = \frac{k}{Tp+1} \cdot e^{-p\tau}, \quad (1.1)$$

де  $k$  - коефіцієнт підсилення;  $T$  - постійна часу;  $\tau$  - час запізнення;  $p$  - оператор Лапласа. При цьому значення параметрів  $k$   $T$   $\tau$  передавальної функції (1.1) залежать від значень збурень і умов протікання ДПР, тобто є нестационарними.

Динамічні характеристики по каналах стабілізації температури, вологості, тиску і т. д. істотно відрізняються від характеристик по параметрам керування ТС, вихідною координатою якого є хімічний склад чавуну на випусках. Якщо для перших значень  $T$   $\tau$  вимірюються секундами і хвилинами, то для других - годинами [20, 27, 28]. Наприклад, по каналу «зміна змісту кремнію в чавуні на випуску - зміна витрати коксу в подачі» параметри аппроксимуемого аперіодичної ланки першого порядку з запізненням для ДП об'ємом 2700 м3 складають:  $T = 5,3$  години і  $\tau = 4$  години [20].

Динамічні властивості об'єктів відображаються автокореляційними і взаємокореляційними функціями різних параметрів процесу, час затухання яких становить в середньому близько 400 хвилин [20]. При цьому, наприклад, коефіцієнт взаємної кореляції між рудним навантаженням на кокс і утриманням кремнію в чавуні на випусках з ДП досить високий і становить близько 0,7, а еквівалентний час запізнювання - близько 10 годин [20].

Узагальнено з позицій управління ДПР можна класифікувати, як складний ОУ, що має нелінійні залежності, нестационарні параметри, залежні

(багатозв'язкові) змінні, високий рівень перешкод, а також значну інерційність і час запізнювання.

Характерною особливістю доменного виробництва є необхідність підтримки практично постійними продуктивності печі та хімічного складу чавуну. Така сталість вимагає стабілізації як параметрів завантаження, так і дугтевого режиму [61, 62].

При цьому, велика інерційність і запізнювання ДПР ускладнює управління ним (особливо «зверху») і вимагає використання всієї можливої інформації про хід ДПР для прогнозування ТС і інших параметрів. Управління «зверху» зазвичай використовують для збільшення нагріву в ДП, а «знизу» - для зменшення нагрівання. При управлінні «зверху» найбільш істотний вплив на ТС печі визначає витрата коксу, що завантажується в піч і його вологість. Велике значення відіграє гранулометричний склад шихти і розподіл шихтових матеріалів по перетину шахти ДП. Так, щоб уникнути надмірного розвитку периферійного газового потоку газопроникність периферійної частини стовпа матеріалів повинна бути нижче осової, тому в периферійну частину повинно бути направлено більшу кількість рудної частини шихти [61, 62].

### **1.2.2. Системи контролю, діагностики і прогнозування стану доменної печі**

Труднощі при розробці САУ ДПР виникають через відсутність первинних датчиків інформації (хімічного складу чавуну і шлаку, розподілу газів по радіусу печі та ін.) і відсутності можливості безпосередніх вимірів.

При цьому також є значні труднощі автоматичного контролю основних параметрів, які обумовлені високими температурами і хімічною агресивністю середовищ, які беруть участь в технологічному процесі.

На сучасних ДП автоматично контролюються параметри [63-66]:

1) шихти і процесу її завантаження: хімічний склад шихти, фракцій <5 мм; вологість коксу; вміст сірки в коксі; швидкість опускання шихти; маса

рудних компонентів і добавок в подачі; завантаження печі за заданою програмою; профіль і рівень засипу шихти;

2) комбінованого дуття: витрата і тиск холодного і гарячого дуття; температура і вологість гарячого дуття; вміст кисню в дутті; витрата природного газу і кисню на піч; співвідношення між природним газом і киснем дуття; розподіл природного газу (пиловугільної суміші) по фурмам;

3) ДПР і продуктів плавки: вміст CO, CO<sub>2</sub> і H<sub>2</sub> в колошниковому газі і в газі по радіусу печі під рівнем засипу; температура і тиск колошникового газу; перепади тиску по висоті печі; хімічний склад чавуну і шлаку, їх температура і маса на випуску;

Для визначення опору стовпа шихти в печі, прогнозування порушення сходу матеріалів, виявлення зон з підвищеним опором газовому потоку вимірюють тиск холодного і гарячого дуття в кільцевому повітряпроводі, різниця тисків між кільцевим повітропроводом і шахтою печі, кільцевим повітропроводом і колошником, шахтою і колошником [20, 28].

Автоматичний контроль рівня поверхні засипу шихти є важливим фактором для розробки систем стабілізації шихтового режиму. Рівень поверхні шихти в проміжках між завантаженням чергових подач опускається приблизно на 0,5 - 1,0 м. Рівень засипу автоматично вимірюється механічними або радіометричними рівнемірами [27, 28, 67, 68].

Контроль профілю поверхні засипу необхідний для визначення її рівномірності по діаметру колошника, перекосів поверхні і одnobічного сходу шихти. Для виміру профілю засипу використовуються останнім часом профілемери, засновані на радіолокаційному способі вимірювання [76].

Для оцінки ТС низу печі і ходу всього процесу на сучасних печах впроваджені інформаційно-вимірювальні системи безперервного контролю температури чавуну на випуску. В основу системи покладено безконтактний спосіб вимірювання температури розплавів за допомогою діхроматичних датчиків (пірометрів випромінювання). Датчик візується безпосередньо на струмінь чавуну. Відносна похибка вимірювання  $\pm 1\%$ . Контроль температури

чавуну і шлака також здійснюється термопарами, занурюваними в чавунні і шлакові жолоби відповідно [27].

Для вимірювання температури гарячого дуття використовуються пірометричні перетворювачі агрегатованого комплексу Апір-С, які розташовуються безпосередньо на внутрішню поверхню воздухопровода через канал в футеровці. Похибка вимірювання не перевищує  $\pm 25$  °С [28].

Отримання робочої інформації про хід технологічного процесу з внутрішніх областей ДП практично неможливо. Тому для контролю за ходом процесу і управління використовуються непрямі показники, що відображають стан окремих ділянок (зон) ДП. Частина робочої інформації надходить нерегулярно і зі значним запізненням (аналіз хімічного складу сировини і продуктів плавки), частина інформації відображає минулий стан процесу (температура чавуну і шлаку, вміст кремнію в чавуні). Недостатність і запізнювання інформації ускладнюють управління процесом плавки. Для вирішення цих проблем розробляються і впроваджуються інформаційні управляючі системи діагностики стану елементів конструкції ДП, її ТС, хімічного складу чавуну в горні ДП і ін. [67-76].

Крім того, для компенсації запізнювання інформації, що надходить, отримали поширення статистичні методи прогнозування технологічних змінних, включаючи прогнозування в реальному масштабі часу [77, 78].

Таким чином, наявні труднощі контролю ДПР (агресивне середовище, неможливість доступу всередину ДП, нерегулярність і запізнювання інформації, що надходить) усуваються шляхом розробки відповідних датчиків, непрямих методів контролю, систем діагностики і прогнозування.

### **1.2.3. Системи управління режимами роботи доменної печі**

Для вирішення завдання комплексної автоматизації доменного виробництва використовуються САУ шихтовки і шихтоподавання, ТС ДП і



ходом печі (розподілом газового потоку по перетину шахти ДП і швидкістю сходу шихти) [79-88].

Координація роботи цих САУ здійснюється в рамках АСУ ТП. При цьому САУ окремими режимами роботи ДП (підсистеми комплексного управління) мають на вході інформацію, що характеризує відповідний режим, а виходами систем є управління задатчиками локальних систем стабілізації, контролюючих даний комплекс параметрів [20, 27, 28].

САУ шихтовки і шихтоподавання призначена для: управління темпом завантаження ДП; коригування доз шихтових матеріалів по їх хімічному складу і вологості коксу; розрахунку доменної шихти з урахуванням динаміки ДПР; обліку витрати шихтових матеріалів, що дозволяє підвищити продуктивність ДП на 1,3% [89-91]. Рішення задач управління шихтовки і шихтоподавання призводить до стабілізації рудного навантаження, що істотно спрощує роботу САУ ТС по стабілізації вмісту кремнію в чавуні, а це створює умови для економії палива.

В середньому САУ ТС забезпечує підвищення продуктивності печі на 2,8% і економію коксу 2,5% з терміном окупності менше року [89, 93].

САУ ходу печі забезпечує раціональний розподіл газового потоку по перетину шахти ДП, що сприяє рівному сходу шихти за рахунок більш повного використання хімічної і фізичної енергії газу в печі. Впровадження такої системи підвищує продуктивність печі на 4,8% і дає економію коксу 4,6% [89, 93, 94].

В даний час найбільш актуальним є удосконалення САУ ТС ДП, оскільки завданням її управління є створення умов, при яких прихід тепла відповідає необхідній витраті і спостерігається раціональне співвідношення процесів прямого і непрямого відновлення заліза. При таких умовах досягається зменшення витрат коксу, а також збільшення продуктивності печі при необхідному хімічному складі чавуну [20, 27].

ТС - це кількість тепла необхідне для нагрівання чавуну до заданої температури для відновлення заданої кількості кремнію і сірки з метою

раціонального ведення ДПР. На ТС ДП впливають: хімічний, гранулометричний склад і фізичні властивості шихтових матеріалів; якість коксу, дотримання графіка випусків продуктів плавки і, як наслідок, стабільність рівня розплаву рідких продуктів плавки в горні ДП.

ТС печі оцінюють за змістом кремнію і сірки в чавуні, складу і фізичних властивостей шлаку, їх температурі на випуску, яскравості світіння фурмених вогнищ. Теплова робота печі може бути оцінена і обчисленням теплового к.к.д. печі і коефіцієнта використання вуглецю в печі [95]. Тому вибір критерію та алгоритму управління ТС є самостійним актуальним завданням.

Управління ТС печі здійснюється шляхом зміни рудного навантаження і параметрів дуття (вологості, температури і витрати, подачі природного газу і кисню). Ефективне керування ТС вимагає контролю безперервно знімуючої відновлювальної та теплової роботи газу, оцінки тенденцій зміни відновлювальної та теплової робіт газу та подачі керуючих впливів.

Складність ДПР, труднощі і неможливість контролю багатьох його параметрів, вимагають використання для управління математичних моделей [96-99].

Розроблені алгоритми автоматичного управління ТС ДП головним чином засновані на матеріальних і теплових балансах і враховують з певним ступенем повноти окремі сторони технологічного процесу.

Можна виділити наступні основні напрямки робіт по автоматизації управління ТС ДП [100-105]:

1. Створення математичних моделей ДПР і алгоритмів управління ТС печі на основі матеріального і теплового балансів.
2. Розробка алгоритмів управління на основі аналізу тенденцій зміни деяких параметрів, що характеризують ТС печі.
3. Розробка методів оцінки ТС печі за характером температурного поля в шахті печі.

4. Прогнозування ТС печі (наприклад, за змістом кремнію в чавуні на черговому випуску) методами математичної статистики і статистичної динаміки.

5. Розробка математичних динамічних моделей ДПП на основі рівняння процесів тепло- і масопереносу, що протікають в різних ділянках печі.

Експериментальна перевірка САУ, що реалізує балансний метод показала, що він задовільно працює тільки в стаціонарному режимі, оскільки не враховує динаміки процесу, зміни співвідношення процесів прямого і непрямого відновлення, порушення розподілу газового потоку і т. д. [104, 105].

Склад колошникового газу (при високому метрологічному забезпечення) досить повно і без запізнювання відображає процеси, що протікають в ДП, тому відповідними розрахунками можна скласти уявлення про хід цих процесів [103]. Дослідження такого алгоритму на ДП показали, що він лише якісно відображає тепловий стан печі, оскільки коефіцієнт кореляції між показниками алгоритму і вмістом кремнію в чавуні на черговому випуску дуже малий (від 0,209 до 0,324).

Алгоритм керування ТС станом різних зон по висоті печі [102] заснований на визначенні тенденції зміни відновної і теплової роботи ДП, яких визначаються за приростом контрольованих параметрів.

Вхідними параметрами є значення вмісту  $CO_2$ ,  $CO$  і природного газу, що надходять в піч, вологість дуття, маса компонентів шихти в подачі, хімічний склад агломерату та обкотишів, вологість коксу, швидкість опускання шихти і хімічний склад чавуну на випуску. А керуючими впливами служать зміна маси коксу в подачі, температури або вологості дуття.

Випробування запропонованої системи на ДП показали, що вона дозволяє отримати більш рівномірний вміст кремнію в чавуні на випусках і за рахунок використання теплових резервів ДПП значну економію коксу - до 3%.

У роботах [103] запропоновані математичні моделі теплових процесів на підставі кінетичних і фізичних уявлень про процеси тепло- і масообміну, що протікають в різних областях печі. Моделі являють собою системи інтегрально-

диференціальних рівнянь, що описують різні властивості ДПР. Однак складність явищ і нестационарність режиму роботи печі викликали необхідність адаптації коефіцієнтів цих математичних моделей в реальному часі.

Запропоновано також чисто статистичні методи прогнозування теплового стану печі за змістом кремнію в чавуні на чергових випусках [77, 78]. В якості одного або декількох незалежних параметрів в рівняння включаються значення прогнозованого параметра на одному або декількох попередніх випусках, що підвищує точність прогнозу.

Системи комплексної автоматизації ДП в даний час отримали широке поширення [93, 106-109].

Наприклад, з метою збільшення продуктивності ДП, підвищення якості і зниження собівартості чавуну, що виплавляється, а також для підвищення надійності функціонування на ПАТ «АрселорМіттал Кривий Ріг» була впроваджена АСУ ТП ДП № 8 (рис. 1.3) [109] на базі комплексу технічних засобів фірми Siemens.

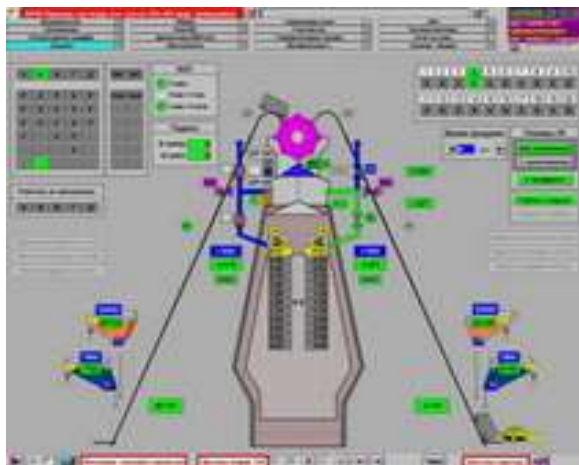


Рис. 1.3. Інтерфейс АСУ ТП ДП № 8 ПАТ «АрселорМіттал Кривий Ріг»

Впроваджена АСУ ТП охоплює 1400 одиниць інформаційних і 6500 одиниць керуючих сигналів, за обсягом автоматизації ДП № 8 перевершує печі №№ 5-7 разом узяті.

АСУ ТП ДП № 8 є універсальним інструментом для підвищення точності дозування шихтових компонентів, вдосконалення роботи системи охолодження печі, зниження негативного впливу технологічного процесу на навколишнє середовище, а також для підвищення якості та надійності управління електро-, гідро- і пневмоприводів механізмів комплексу.

До недоліків цієї АСУ слід віднести відсутність в ній контуру управління ТС печі.

Світовим лідером в області автоматизації ДПР є фірма Siemens [106]. Нею розроблена система оптимізації VAiron (рис. 1.4) для забезпечення високої продуктивності і ефективності роботи ДП.



Рис. 1.4. Структура системы оптимізації VAiron

Ця система функціонує на основі математичних моделей процесу з використанням штучного інтелекту в експертній системі підтримки прийняття рішень.

Система VAiron, зокрема, забезпечує:

- розподіл і регулювання шихти;

- моніторинг роботи печі;
- моделювання стану шахти печі;
- управління випуском чавуну;
- прогнозування вмісту кремнію і температури.

Використання системи дозволяє:

- знизити виробничі витрати, підвищити продуктивність й оптимізувати показники роботи ДП;
- знизити відхилення вмісту кремнію і температури чавуну.

Термін окупності системи VAiron не перевищує 6 місяців.

Недоліком даної системи також є відсутність в ній автоматичного управління ТС печі.

### **1.3. Аналіз методів контролю, прогнозування та управління складними технологічними об'єктами**

Головна ідея сучасної теорії автоматичного управління [110] полягає в досягненні головної кінцевої мети на кожному етапі функціонування системи, яка вимагає повного використання наявної апріорної інформації у вигляді моделей цього ОУ в реальному масштабі часу [110-112] шляхом:

- оцінювання (фільтрації) динамічних процесів в ОУ;
- ідентифікації моделі ОУ;
- синтезі управління на кожному етапі функціонування системи;
- адаптації (налаштування управління при неповній інформації).

Крім того, для складних, нелінійних ОУ активно розвиваються інтелектуальні методи управління, які розглядають ОУ не як абсолютно відому точку в просторі ознак, а лише як деяку інформацію про неї, що реалізується за допомогою методів систем штучного інтелекту [113-115].

Перешкодами на шляху підвищення ефективності впровадження систем автоматизації ДПР є: недостатня номенклатура автоматичних засобів оперативного контролю технологічних змінних; нерегулярність і затримки

надходження необхідної інформації; неможливість прямих вимірів деяких характеристик [20, 27].

Проблема оперативності контролю в рамках систем автоматизації може бути вирішена шляхом прогнозування (на необхідний інтервал попередження) значень технологічних змінних по їх вимірним в минулому значеннях, що здійснюється за допомогою прогнозуючих фільтрів [116-120].

У класичній постановці Колмогорова-Вінера [116] здійснюється оптимальне (в сенсі мінімуму помилки) виділення корисного сигналу  $s(t)$  з вхідного сигналу  $y(t)$  на тлі шуму  $n(t)$ , тобто вхідний сигнал має вигляд:

$$y(t) = s(t) + n(t). \quad (1.2)$$

Метою прогнозування є отримання оцінки майбутнього значення сигналу

$$\hat{y}(t) = s(t + \Delta t), \quad (1.3)$$

де  $\Delta t$  - інтервал попередження.

Фільтрами називаються пристрої (алгоритми), що реалізують вирази (1.2) і (1.3) при  $\Delta t = 0$ . При  $\Delta t > 0$  і  $n(t) \equiv 0$  пристрої називаються упереджувачами, а при  $\Delta t > 0$  і  $n(t) \neq 0$  - прогнозуючими фільтрами [116].

Фільтр Колмогорова-Вінера є оптимальним для оцінки стаціонарного сигналу. Кальманом і Бьюси в 1960 р був застосований метод диференціальних рівнянь, для якого умова стаціонарності сигналу і перешкоди не є обов'язковим [118]. Девід Габор в 1962 році запропонував алгоритми з побудови адаптивного самоналаштованного фільтра. Якщо процес ергодичний, то в ході навчання прогнозовуючий фільтр Габора відтворює всі статистичні характеристики процесу [116, 117, 121].

Рішення завдання прогнозування полягає в інтерполяції часового ряду (за допомогою апроксимуючих функцій) і екстраполяції значень ряду на майбутнє

по його попереднім значенням (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 якості.

Для реалізації систем оцінювання та ідентифікації ОУ, як правило, використовують адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА) [119], які реалізують рекурсивні і нерекурсивні зв'язки, а також застосовують перетворення сигналів. У них процес адаптації включає оцінювання шуканого виходу фільтра і коригування його параметрів за значенням вихідної помилки.

Методи систем штучного інтелекту, зокрема, нейронні мережі (НМ) і системи нечіткої логіки, які є універсальними і ефективними апроксиматорами [122-126], дозволяють будувати на їх основі фільтри, ефективні для прогнозування і апроксимації нелінійних стохастичних процесів, зокрема, для прогнозування технологічних змінних ДПР.

Однією з основних проблем, які виникають при створенні САУ складними ОУ є проектування і реалізація регуляторів, що забезпечують високу якість функціонування складних процесів. При цьому головним завданням є синтез автоматичних регуляторів, які могли б гарантувати асимптотичну стійкість замкнутих систем і задовольнити певної сукупності інженерних вимог до властивостей САУ в перехідних процесах і постійних режимах роботи, а також до їх техніко-економічних показників.

Більшість САУ будуються на аналітичному описі ОУ в просторі ознак («класичний» підхід). На практиці ж типовими є ОУ, які погано формалізуються, з маловідомими або змінними властивостями, для яких цей підхід не є ефективним.

З другої половини ХХ століття активно розвивається «некласичний» підхід в теорії управління, який намагається відтворити принципи природних систем управління - нервових систем живих організмів, що реалізують універсальні принципи обробки емпіричної інформації і ефективні пошукові алгоритми адаптації [115, 127-130].



Використання штучних НМ дозволяє вирішувати завдання управління нелінійними ОУ шляхом створення адаптивних САУ з нейрорегулятором що навчається. При їх адаптації використовується інформація про стан і характеристики САУ, яка необхідна для синтезу управління в умовах невизначеності. Тобто адаптація тотожна оптимізації в умовах недостатньої інформації [128].

До переваг використання нейрорегулятора відносять їх високу ефективність для управління нелінійними нестационарними ОУ в галузях промисловості, де накопичені великі бази даних, а також - для керування багатовимірними і багатозв'язними ОУ з середовищем функціонування яке збурюється.

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 [129].

У цьому, адаптивні САУ дозволяють скоротити термін проектування, настройки та випробувань, і навіть забезпечити ефективне управління в умовах збурень і неконтрольованих змін властивостей ОУ [110, 112, 130].

Для параметричної адаптації широко використовують градієнтні алгоритми [110, 131]. Їх ідея полягає в тому, що швидкість зміни параметрів що адаптуються пропорційна градієнту вибраного критерію управління (функціоналу) в просторі цих властивостей.

НМ - це алгоритми, які моделюють біологічні процеси, асоційовані з процесами людського мозку [122, 124, 126, 132, 133]. Елементарний перетворювач в них є штучний нейрон.

На вхід штучного нейрона надходить деяка безліч сигналів, кожен з яких є виходом іншого нейрона. Кожен вхід множиться на відповідну вагу і всі виводяться сумуються визначаючи рівень активації нейрона. Далі сигнал  $Z$  перетворюється активаційною функцією  $F$  у вихідний нейронний сигнал:  $Y=F(Z)$ .

Для НМ було доведено [134 135] що якщо функція активації нелінійна, то можливо таким чином побудувати мережу зв'язків і підібрати коефіцієнти так щоб НМ як завгодно точно обчислювала будь-яку неперервну функцію від своїх входів. Таким чином, НМ є універсальними та ефективними апроксиматорами.

Архітектура багат шарової НМ прямого поширення складається з послідовно з'єднаних шарів де нейрон кожного шару своїми входами зв'язан з нейронами попереднього шару, а виходами - наступного. Активаційними функціями для таких нейронів служать лінійні або нелінійні функції [122].

Навчаються НМ за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки, який є різновидом градієнтного спуску в просторі ваг, з метою мінімізації сумарної помилки мережі.

До теперішнього часу широкого поширення набули системи нечіткого виведення [122, 136-138]. Нечітка підмножина відрізняється від звичайної тим, що для елементів  $x$  з універсальної множини немає однозначної відповіді "так / ні" щодо деякої властивості.

Перевагами такого підходу є:

- формулювання завдання природньою мовою;
- універсальність: відповідно до апроксимаційної теореми нечіткої логіки будь-яка математична система може бути апроксимована системою, основою на нечіткій логіці;
- ефективність: доведена теорема що для кожної безперервної речової функції  $g(x)$  і для довільної похибки  $e > 0$  існує нечітка експертна система, яка формує вихідну функцію  $f(x)$  таку, що  $\sup|g(x) - f(x)| < e$  [136].

Для усунення суперечливості в нечітких правилах, що формулюються людьми-експертами, було запропоновано [122] виконувати нечіткі системи адаптивними - коректуючи, в процесі їх роботи правила і параметри функцій приналежності. Варіантом такої адаптації є метод гібридних НМ.

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

додавань (t-норми, t-конорми) або інших операцій. Входи, виходи і ваги гібридної НМ - дійсні числа, які належать відрізку [0,1]. Приміром гібридної НМ є адаптивна нейронна система нечіткого виведення (Anfis - Adaptive neuro-fuzzy inference system) [122].

Навчання гібридної мережі здійснюється або за допомогою алгоритму зворотнього поширення помилки, або комбінованим методом [122].

#### **1.4. Висновки і постановка задачі**

Узагальнюючи вищевикладене можна зробити наступні висновки:

1. Доменне виробництво займає значну частину в структурі споживання ресурсів металургійних переділів, тому актуальним є проведення досліджень з метою створення інформаційної управляючої системи для САУ, які дозволять знизити витрати на виробництво чавуну шляхом підвищення якості управління ним.

2. З позицій управління доменний процес є складним динамічним об'єктом управління, що має нелінійні залежності, нестационарні параметри, залежні (багатозв'язкові) змінні, високий рівень перешкод, а також значну інерційність і час запізнювання.

3. Існуючі труднощі контролю доменного процесу усуваються шляхом розробки відповідних датчиків, непрямих методів контролю, інформаційних управляючих систем та систем діагностики і прогнозування.

4. Найбільш перспективним є вдосконалення систем автоматичного керування тепловим станом доменної печі шляхом розробки та вдосконалення інформаційних управляючих систем, оскільки їх завданням є створення умов, при яких спостерігається раціональне співвідношення процесів прямого і непрямого відновлення заліза, що дозволяє досягти економічності процесу (зменшити витрати коксу, а також збільшити продуктивність печі) при необхідному хімічному складі чавуну.

5. Складність доменного процесу, труднощі і навіть неможливість контролю багатьох його параметрів вимагають використання для управління його прогнозуючих математичних моделей. Розроблені алгоритми автоматичного керування тепловим станом доменної печі головним чином засновані на матеріальних і теплових балансах, що внаслідок нестаціонарності режимів роботи печі викликають необхідність адаптації коефіцієнтів цих моделей в реальному часі. Разом з тим, існуючі АСУ ТП доменної печі не мають в своєму складі контурів автоматичного управління тепловим станом печі.

6. Підвищення якості управління вимагає наявності відповідної апріорної (адекватних прогнозуючих моделей) і апостеріорної (поточних вимірювань і результатів обробки) інформації. Це викликає необхідність використання маловитратних і ефективних засобів оцінювання та ідентифікації, для чого найбільш перспективним є використання методів систем штучного інтелекту, зокрема, нейронних мереж і систем з нечіткою логікою, які здатні до навчання і є універсальними та ефективними аппроксиматорами. При цьому, в адаптивних системах використання моделей в контурі управління дозволяє визначати (ідентифікувати) динамічні характеристики об'єкта в міру надходження інформації, відновлювати невимірюванні змінні стану і коригувати параметри регулятора в реальному часі.

Таким чином, актуальною науковою задачею є підвищення якості управління тепловим станом доменної печі в умовах зміни її динамічних параметрів і обурює середовища шляхом синтезу і реалізації адаптивного управління в процесі функціонування системи на основі інтелектуальної ідентифікації доменного процесу і прогнозування його технологічних змінних.

**РОЗДІЛ 2**  
**ОБГРУНТУВАННЯ І ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ СТВОРЕННЯ**  
**ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ**  
**ДИНАМІКИ ТРЕНДУ РІВНЯ РОЗПЛАВУ ДЛЯ САУ ТЕПЛОВИМ**  
**СТАНОМ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

**2.1. Обґрунтування принципів побудови САУ**  
**тепловим станом доменної печі**

Виконаний в розділі 1 аналіз ДПР як ОУ показав, що він має [27, 28, 98]:

- велику кількість залежних змінних, що характеризують ДПР як багатозв'язний ОУ;
- складний характер залежностей вхід-вихід внаслідок їх нелінійності і просторової розподіленості;
- нестационарність статичних і динамічних характеристик;
- високий рівень перешкод;
- велику інерційність і запізнювання.

З особливостей цього процесу випливає необхідність обґрунтування і розробки методів і алгоритмів синтезу управління в процесі функціонування САУ нелінійним динамічним ОУ, які враховують стохастичність його змінних і використовують адаптацію прогнозуючих моделей для компенсації запізнь, нестационарності параметрів і збурень в реальному масштабі часу. В цілому це дозволить підвищити якість управління ТС ДП.

Відомо [110], що використання математичних моделей не тільки на стадії проектування, але і в процесі функціонування систем, дозволяє реалізувати управління складними технологічними процесами, оскільки проблема реалізації адаптивних регуляторів такими ОУ визначається принципом наявності внутрішньої моделі.

Традиційний шлях створення системи управління включає етапи:

- формулювання критерію (функціоналу, цілі) управління;
- розробки математичної моделі ОУ;

- синтезу законів (алгоритмів) управління;
- розробки алгоритмів адаптації законів управління по режимам функціонування ОУ;
- реалізації отриманих законів.

Такий підхід призводить до звуження можливостей керуючих алгоритмів, тому що структура і параметри алгоритмів обираються для конкретних умов, які для ДПР є нестационарними. Об'єднання ж останніх трьох етапів дозволяє створити на базі обчислювальних засобів інформаційну управляючу систему, яка здійснює синтез керуючих впливів і їх реалізацію в процесі функціонування ОУ (об'єднаний синтез управління [110]).

Необхідність переходу до синтезу управління в процесі функціонування системи обумовлена тим, що розробник САУ ДП не має інформації, достатньої для прийняття рішень у всіх ситуаціях, які можуть мати місце при експлуатації ДП. Крім того, мають місце обмеження не тільки по відношенню до апріорної і поточної інформації, але і по відношенню до статистичних характеристик різних шумів, збурень і параметрів. Експериментальні ж визначення багатовимірних законів розподілу ймовірностей вимагає абсолютно неприпустимих витрат.

Нехай динаміка ОУ описується нелінійним різницеvim рівнянням [139]:

$$x[k+1] = F\{x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}; \quad k = \overline{k_j, k_{j+1}-1}, j=0, 1, 2, \dots \quad (2.1)$$

де  $F$  - узагальнена функція (алгоритм) перетворення;  $x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k]$  - вектори (матриці) стану процесу, його управління, обурення, шумів і параметрів до поточного часу  $k$ ;  $k_j, k_{j+1}$  - початкові такти послідовних етапів (циклів) управління.

Вектор стану  $x[k]$  має розмірність  $m$ , а вектор управління  $u[k]$  - розмірність  $r$ . У загальному випадку імовірнісна модель вектора збурень  $w[k]$

вважається відомою з точністю до параметрів  $a[k]$ , які мають, як правило, гауссовський розподіл, також, як і шум  $\xi[k]$ .

Керуючі впливи, як правило, формуються на основі спостереження змінних, які описують ОУ, а стратегія управління базується на апіорній інформації про характеристики ОУ, а також на передісторії змін вхідних і вихідних змінних.

У даній постановці узагальнена структура системи управління представляється у вигляді рис. 2.1.

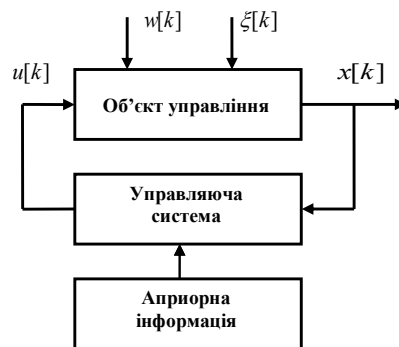


Рис. 2.1. Узагальнена структура системи управління

Для реалізації високої якості управління (наприклад, запасу стійкості), коли ОУ відрізняється від розрахункового або його математична модель невизначена застосовуються методи синтезу робастних регуляторів, які забезпечують малу зміну виходу замкнутої системи управління при малій зміні параметрів ОУ [110].

Однак, в процесі функціонування робастної системи не використовується для управління інформація про невизначеності в системі. Це призводить до того, що такі системи консервативні, а їх недоліками є велика тривалість перехідних процесів і великі допустимі значення вихідної координати при дії перешкод.

Подібно робастній, адаптивна система управління також будується для ОУ, інформація про яких або про впливи на які недостатньо відома. При цьому

процес адаптації забезпечується за допомогою формування в явному або неявному вигляді математичної моделі об'єкта або вхідного впливу.

Адаптивні системи більш універсальні, вони дозволяють скоротити терміни проектування, налагодження і випробувань, забезпечити управління складними ОУ [110].

Адаптивна постановка задачі управління передбачає обмеженість апіорних знань про математичну модель ОУ, який представляється чорним ящиком, що піддається невідомим випадковим впливам. Доступні лише його входи і виходи. Мета інформаційної управляючої системи полягає в тому, щоб в процесі функціонування визначити закон керування, що забезпечує бажану поведінку ОУ. Для вирішення цього завдання в додаток до основного контуру в систему вводиться контур адаптації (рис. 2.2).

Завдання синтезу адаптивної системи управління формулюється як задача пошуку управляючого вектора  $u[k]$  у вигляді функції координат стану  $x[k]$ , збурень і перешкод, який забезпечує асимптотичний перехід ОУ з довільного початкового стану в бажане кінцеве із заданими динамічними характеристиками руху. При цьому параметри  $a[k]$  (а іноді і структура  $F$  правій частині (2.1)) можуть невизначеним чином змінюватися в деякому обмеженому діапазоні [140, 141].



Рис.2.2. Узагальнена структура адаптивної системи управління



Таким чином, основна особливість адаптивних систем управління - можливість отримання інформації в процесі функціонування і використання її для управління. Більш того, в адаптивних системах завжди використовується апіорна інформація про невизначеність в системі. Це принципова відмінність адаптивного підходу від робастного. За рахунок цього адаптивне управління забезпечує більш високу якість управління при наявності перешкод.

Головним завданням при створенні САУ є синтез автоматичних регуляторів, які могли б гарантувати асимптотичну стійкість замкнутих систем і задовольнити певній сукупності інженерних вимог до властивостей САУ в перехідних процесах і постійних режимах, а також до їх техніко-економічних показників.

Більш ефективним вважається синергетичний підхід, який дозволяє синтезувати єдину САУ з ієрархічним структуруванням локальних систем (підсистем) [114].

Розвиток нелінійної динаміки і пов'язаної з нею синергетики (теорії нерівноважних процесів) стало основою розробки принципово нових підходів до синтезу управління нелінійними динамічними ОУ.

Застосування ідей синергетики в управлінні полягає в цільовій самоорганізації синтезованих систем управління, при якій мета - аттрактор (асимптотично стійка множина, бажаний режим роботи) визначає самоврядування і спрямовану самоорганізацію нелінійного динамічного процесу [114, 129].

Для застосування синергетичного підходу в САУ необхідно перейти від роздільного розгляду моделей ОУ і зовнішніх сил (у вигляді управлінь, завдань і збурень) до розширеної постановки завдання, щоб зазначені сили стали внутрішніми взаємодіями загальної (замкнутої) системи. Для цього зовнішні впливи представляють у вигляді інформаційних моделей, які об'єднують (агрегують) в загальну структуру розширеної системи. Тоді проблема управління формулюється як задача пошуку законів взаємодії в розширеній

системі, де виникають процеси самоорганізації, тобто виникає кінцеве число аттракторів (принцип розширення-стиснення фазового простору [114]).

Метод синтезу управління в такій постановці отримав назву аналітичного конструювання агрегованих регуляторів (АКАР) [114]. Метод забезпечує асимптотичну стійкість системи без пошуку рішень нелінійних динамічних рівнянь ОУ. При цьому оптимізований функціонал є супровідною інтегральною оцінкою якості перехідних процесів, за якими в САУ ефективно подавляються великі відхилення за можливий малий час і використовується для стабілізації в режимі малих відхилень.

Синергетичний синтез за методом АКАР визначає закон управління, який забезпечує зближення стану ОУ (2.1) з бажаним режимом роботи (інваріантним різноманіттям)  $F(x) = 0$  і подальший асимптотично стійкий рух ОУ уздовж нього до початку координат фазового простору.

Необхідна і достатня умова того, щоб  $F$  було симетричним різноманіттям є  $\dot{F} = 0$ . При такому управлінні, якщо в умовах збурень зображаюча точка (вихід системи) сходить з бажаного різноманіття, то через асимптотичну стійкість різноманіття в цілому точка повернеться на нього.

Особливість такого управління в тому, що сукупна змінна  $F$  задається (є метою управління). Функції  $F$  можуть вибиратися по-різному, але доцільно вибирати їх структуру ідентичною правих частин рівнянь ОУ (2.1), що призводить до ненаголошених перехідних процесів [113].

Таким чином, при використанні методу АКАР нелінійна динаміка ОУ в просторі станів апроксимується лінійною динамікою в просторі макрозмінних. А завдання підбору макрозмінної  $F$  зводиться до задачі синтезу стійкої однорідної системи диференціальних рівнянь.

У методі АКАР синтез наступного рівня (нижнього, підлеглого) здійснюється з урахуванням вже синтезованої за своїм критерієм підсистеми попереднього (верхнього) рівня. Для цього необхідно на наступних етапах використовувати підсистеми управління і математичні моделі підоб'єкту управління попереднього етапу. При цьому метод АКАР дозволяє здійснити

послідовну оптимізацію за квадратичним критерієм в режимі малих відхилень і за критерієм швидкодії в режимі великих.

Недоліками методів АКАР і АКОР є необхідність точного знання (дослідження) ОУ, що вимагає дуже великих витрат на експериментальні дослідження з визначення функцій розподілу, апіорних і апостеріорних ймовірностей змінних ДПР, включаючи його збурення і шуми.

Крім того, ці методи відносно складні в реалізації, орієнтовані на використання на етапі проектування САУ і при наявності значних запізнь в ОУ виникають проблеми стійкості систем, замкнутих синтезованим управлінням.

«Класичні» САУ побудовані на аналітичному описі ОУ в просторі ознак. На практиці ж типовими є погано формалізовані ОУ з маловідомими або змінними властивостями, для яких цей підхід неефективний.

У другій половині ХХ століття почав активно розвивається «некласичний» підхід в теорії управління, який намагається відтворити принципи природних систем управління - нервових систем живих організмів, які реалізують універсальні принципи обробки емпіричної інформації і ефективні алгоритми адаптації [115, 127-129].

Застосування штучних чітких і нечітких НМ дозволяє вирішити завдання управління нелінійними ОУ шляхом створення адаптивних САУ з нейрорегулятором, що навчається (НР) [141].

До переваг використання НР відносяться їх висока ефективність для управління нелінійними нестационарними ОУ в областях промисловості, де накопичені великі бази даних, а також для управління багатовимірними і багатозв'язними ОУ з обуреним середовищем функціонування. При цьому НР мають універсальні апроксимуючі властивості і здатність до навчання [129].

Використання НМ дозволяє вирішувати задачу управління нелінійним ОУ шляхом створення адаптивної САУ з НР, що навчається і сталонною моделлю (рис. 2.3) [146]. Тут під навчанням мається на увазі процес вироблення

в САУ бажаної реакції на зовнішні сигнали шляхом багаторазових впливів на систему і зовнішнього коригування з мінімізацією помилки  $e[k]$ .



Рис.2.3. Нейромережна система управління з еталонною моделлю

При адаптації навчання використовується для отримання інформації про стан і характеристики САУ, необхідної для управління в умовах невизначеності. По суті, адаптація утотожнюється з оптимізацією в умовах недостатньої апріорної інформації [131].

Необхідною умовою функціонування САУ з еталонною моделлю є правильний вибір тестових входних впливів, оскільки від їх типу залежить точність налаштування основного контуру системи на еталонну модель.

Таким чином, головні проблеми (і недоліки) при створенні систем з НР - це обґрунтування змісту і обсягу інформації для навчання, а також вибір структури регулятора і умов існування стійких рішень для класу нелінійних ОУ і необхідних цілей управління [129].

Адаптивні САУ засновані на поєднанні оцінювання стану (спостереження) і параметрів моделі (ідентифікації) ОУ з синтезом управління на основі прогнозуючих моделей, які відтворюють в прискореному часі некерований (вільний) рух ОУ [112]. Використання прогнозуючих моделей обумовлено необхідністю компенсації запізнювання в ОУ і управляючий системі.

На відміну від систем дуального управління в адаптивних САУ відтворення цих процедур і організація їх взаємодії є не формалізованим і допускає використання безлічі методів реалізації.

При організації процесу адаптації використовуються методи [110, 112]:

- пошукові, які здійснюють ітеративний рух до досягнення необхідної якості управління;

- безошуківі, які використовують достатні умови необхідної якості управління (точність).

Наявність пробних рухів є основним недоліком пошукової адаптації, тому що вони не завжди допустимі за умовами функціонування ДП.

У безошуківих системах ідентифікація з адаптивною моделлю виконується за рахунок вимірювання вхідних і вихідних впливів.

Для адаптації моделі використовуються різні методи (від перебору, випадкового пошуку до градієнтних методів). Шляхом адаптації модель ОУ налаштовується так, щоб забезпечити мінімум функції невязки. При цьому, для поліпшення процесів адаптації переходять до алгоритмів, що враховують члени, пропорційні невязці, її похідної та інтеграла (тоді контури самоналаштування мають пам'ять).

Безошуківі адаптивні системи (БАС) будуються за схемою прямого або непрямого адаптивного управління. У разі прямого управління в процесі роботи системи вимірюються деякі характеристики моделі і системи (часові, частотні), і на підставі їх неузгодженості перебудовується коефіцієнт регулятора так, щоб звести цю неузгодженість до допустимої мінімальної величині [110]. Їх недоліком є вимога до визначення і обґрунтування еталонних характеристик ОУ, безпосередньо не пов'язаних з ефективністю САУ.

У системах непрямого адаптивного управління попередньо виробляється ідентифікація ОУ, а потім, знаючи параметри ОУ або бажані коефіцієнти замкнутої системи (неявна модель), обчислюються коефіцієнти регулятора.

В БАС з еталонною моделлю за помилку контурів самоналаштування приймається помилка між рухом ОУ і виходом моделі. Методи використання моделей тут діляться на два варіанти.

У першому модель використовується в якості ланки, що налаштовується під динамічні характеристики ОУ або всього основного контуру (тобто таким чином вирішується завдання ідентифікації). Отримані параметри моделі далі використовуються для перебудови регулятора основного контуру. Це БАС з ідентифікацією за допомогою настроюваної моделі (рис. 2.4).

У другому варіанті, в БАС з власне еталонною моделлю (в якій налаштовуються параметри основного контуру під параметри еталонної моделі) є істотні недоліки, обумовлені не тільки вимогою наявності (апріорної розробки) еталонної моделі, а й складнощами вирішення проблеми стійкості замкнутого основного контуру (див. рис. 2.3).

В БАС ж з ідентифікацією за допомогою настроюваної моделі основний контур розімкнений (див. рис. 2.4), що обумовлює асимптотичну стійкість цієї САУ.

В БАС з ідентифікацією в якості моделі доцільно використовувати НМ, які, як зазначалося вище, є універсальними та ефективними апроксиматорами і здатні до навчання (налаштування). При цьому, як регулятора цієї БАС можуть використовуватися як самоналаштовувачі, так і стандартні (ПІ, ПІД і ін.) регулятори.

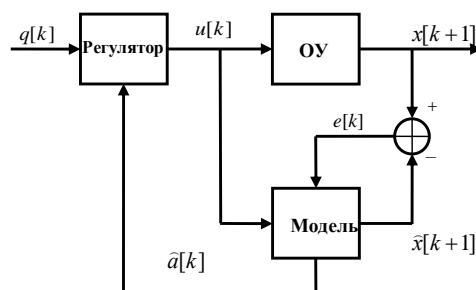


Рис. 2.4. Структура системи непрямого адаптивного управління з моделлю навчається

Існування і єдиність вектора налаштувань регуляторів по відношенню до доволіно допустимого вектору параметрів ОУ відповідає властивості адаптованості основного контуру. Повна адаптованість основного контуру забезпечує абсолютну параметричну інваріантність і служить структурною характеристикою адаптивного регулятора, що виражає граничні можливості компенсації впливу параметричних збурень на динамічні характеристики основного контуру [110].

З огляду на те, що кожен фізичний об'єкт з нелінійної динамікою по своєму унікальний, то і рішення задачі адаптивного управління також є унікальним і обмежена класом доступних моделей ОУ.

Адаптивні локальні САУ не вирішують завдань оптимізації всього ДПР, але від якості їх управління залежить досягнення ефективності роботи ДП. Через це адаптивні САУ повинні будуватися як оптимальні в сенсі якості управління, що, в основному, виражається в точності відтворення задаючих впливів  $q[k]$  (мінімізації помилки системи).

Таким чином, узагальнюючи вищевикладене, слід зробити висновок, що підвищення якості управління ТС ДП досягається шляхом створення безпошукових систем непрямого адаптивного управління з ідентифікацією ОУ за допомогою навчання нейромережових прогнозуючих моделей.

## **2.2. Вибір критерію управління тепловим станом доменної печі**

Основними факторами економічної ефективності комплексної автоматизації доменного виробництва є підвищення продуктивності ДП, зменшення витрат коксу, поліпшення якості чавуну і збільшення терміну служби обладнання.

Управління ДПР передбачає забезпечення заданого хімічного складу продуктів плавки, температури рідкого чавуну на випуску, а також підтримання певного ТС ДП в процесі виплавки чавуну.

Завданням САУ ТС ДП є створення умов для раціонального співвідношення процесів прямого і непрямого відновлення заліза, що дозволяє досягти економічності процесу (зменшити витрату коксу, а також збільшити продуктивність печі) при необхідному складі чавуну. При цьому мета управління ТС ДП визначається за допомогою декомпозиції мети управління всім ДПР.

Для управління ТС ДП необхідно визначити деякі узагальнені характеристики, доступні вимірюванню і обробці з метою вироблення адекватних дій, що управляють, спрямованих на приведення нагріву шахти і горна ДП до заданого значення шляхом управління знизу (витратою природного газу, дуття і ін.) і зверху (рудним навантаженням - коксом) [92].

Таким чином, стабілізація ТС ДП забезпечує отримання чавуну із заданими фізико-хімічними властивостями.

ТС печі оцінюють за змістом кремнію і сірки в чавуні, складом та фізичними властивостями шлаку, температурі чавуну і шлаку на випуску, яскравості світіння фурмених вогнищ і ін. Теплова робота печі може бути оцінена і безпосереднім обчисленням теплового ККД печі та коефіцієнта використання вуглецю в печі [95].

Перераховані вище характеристики відповідають роботі печі за деякий минулий період, але не дають можливості судити про ТС ДП в поточний момент часу і ускладнюють його прогноз на майбутнє.

Обумовлено це тим, що особливістю ДПР, як зазначалося в розділі 1, є велика інерційність і запізнювання по каналах управління. Так, наприклад, по каналу «рудне навантаження - вміст кремнію в чавуні» інерційність ДПР складає 4-10 годин, а запізнення - 1-5 годин. Аналогічні значення і по каналу «температура дуття - вміст кремнію в чавуні» [20, 52].

У зв'язку з цим, актуальним є вибір оперативного параметра (і побудови критерію управління на його основі), який досить тісно пов'язаний з показниками ТС ДП.



Для реалізації цього набули поширення розрахункові способи і методики, що дозволяють контролювати як ТС горна шляхом визначення швидкостей опускання шихтових матеріалів [54], так і визначення положення і температури зони розм'якшення і плавлення [53].

Хід ДПР багато в чому визначається ТС ДП. При цьому регулювання ТС ДП зводиться до розрахунку величини швидкісного теплового балансу і наближенню її до заданого значення, тобто до витрати тепла на одиницю віднімаємого від шихти кисню, при якому забезпечується отримання заданого складу чавуну з раціональною витратою коксу. Раціональне значення теплового балансу визначається в результаті аналізу роботи ДП за минулий час [81].

Однак такі розрахункові методи є громіздкими і мають низьку оперативність.

Постійний, оперативний і достовірний контроль ТС важливий, як з точки зору оптимізації ведення плавки, так і з точки зору безпечної роботи ДП. Тому отримали розвиток непрямі методи діагностики (з контролем параметрів супутніх процесів) [72, 92].

Найбільш інформативним (в сенсі можливості отримання узагальненого параметра ТС ДП) нам видається контроль процесу «накопичення-випуску» рідких продуктів в горні печі, який робить основний вплив на нестаціонарність протікання технологічного процесу.

Так, при випуску рідких продуктів плавки відбувається винос тепла з чавуном і шлаком, тобто зниження тепловмісту ДП. При закритті чавунного льотка відбувається зворотний процес - підвищується тепловмістність. Таким чином, контроль циклів «накопичення-випуск» рідких продуктів плавки, які характеризуються зміною рівня розплаву (РР), є одним з найбільш об'єктивних методів оцінки ТС горна ДП [72, 74, 77].

У роботі була використана інформація від спеціальних термодатчиків контролю тепловмісту металоприймача, розроблених ТОВ НВП «Азов-Черметавтоматика» і встановлених на ДП-6 Нижньо-Тагильського

металургійного комбінату. Датчики розташовані в 4-х отворах по колу між холодильниками верхнього поду.

Рєєстрація процесу «накопичення-випуск» здійснювалася за допомогою встановленого на ДП-6 апаратно-програмного комплексу [78]. Для оцінки зв'язку РР з показниками випуску чавуну були отримані результати (додаток А) хімічного аналізу і середні значення РР для 79 випусків чавуну (для РР - інтервалів між випусками) [78].

В результаті обробки цих даних за допомогою розробленої програми в середовищі Matlab були отримані графіки залежностей середнього значення РР за плавку і показників хімічного складу від номера випуску, а також їх кореляційні функції (рис. 2.5-2.7). При цьому номер плавки відповідає прирошенню номера випуску чавуну. Програма статистичної обробки даних приведена в додатку Б.

В результаті статистичної обробки визначено, що коефіцієнти взаємної кореляції між середнім РР за плавку і вмістом кремнію, а також сірки у випуску чавуну складають менше 0,5.

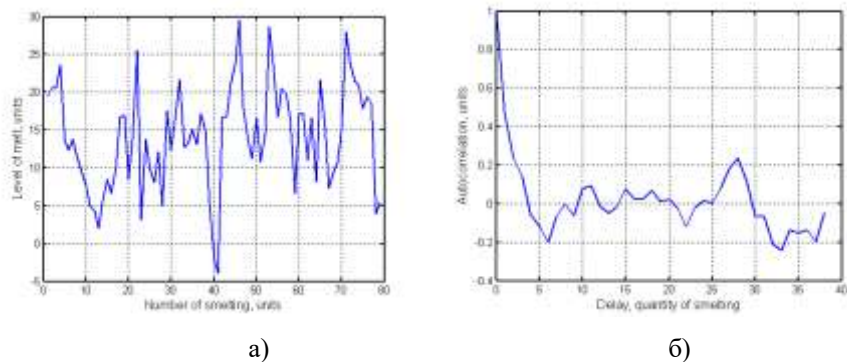
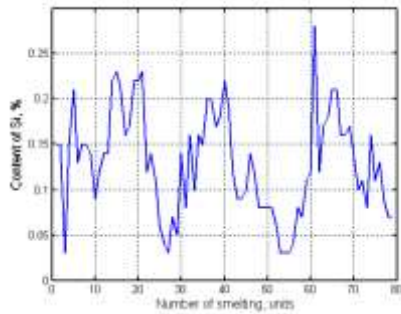
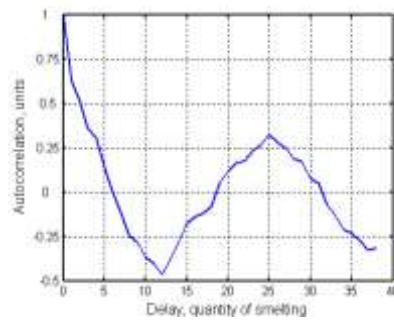


Рис. 2.5. Середній рівень розплаву (а) і його автокореляційна функція (б)

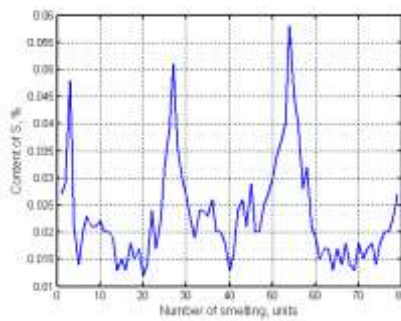


а

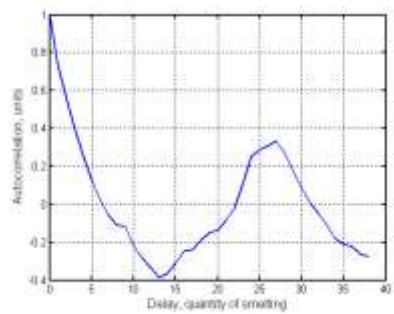


б

Рис. 2.6. Зміст кремнію в чавуні (а) і його автокореляційна функція (б)



а)



б)

Рис. 2.7. Вміст сірки в чавуні (а) і його автокореляційна функція (б)

Використання квадратичної і кубічної регресій не дозволили суттєво збільшити значення коефіцієнтів взаємної кореляції.

Тому, для оцінки існування інших нелінійних залежностей між розглянутими показниками була використана їх апроксимація у вигляді адаптивної нейромережевої системи нечіткого виведення (Anfis) з колоколоподібними функціями належності [122], часові витрати на реалізацію якої на процесорі Pentium IV становлять близько 0, 35 з на відлік (випуск чавуну).

Вихідні вибірки розбивалися на навчальні та перевірочні послідовності порівну, а в якості критерію оптимізації (настройки Anfis) використовувалася відносна середньоквадратична помилка між реальними даними та їх оцінками в перевірочній послідовності.

Визначено, що для апроксимацій (оцінки) вмісту кремнію і сірки за середнім значенням РР  $\hat{Si}[\%]$  і  $\hat{S}[\%]$  коефіцієнти взаємної кореляції з фактичними значеннями кремнію  $Si[\%]$  і сірки  $S[\%]$  склали 0,87 і 0,81, відповідно. При цьому рівняння лінійної регресії з довірчим інтервалом мають вигляд (рис. 2.8):

$$Si = 0,023 + 1,008 \cdot \hat{Si}; \quad (2.2)$$

$$S = 0,012 + 1,015 \cdot \hat{S}. \quad (2.3)$$

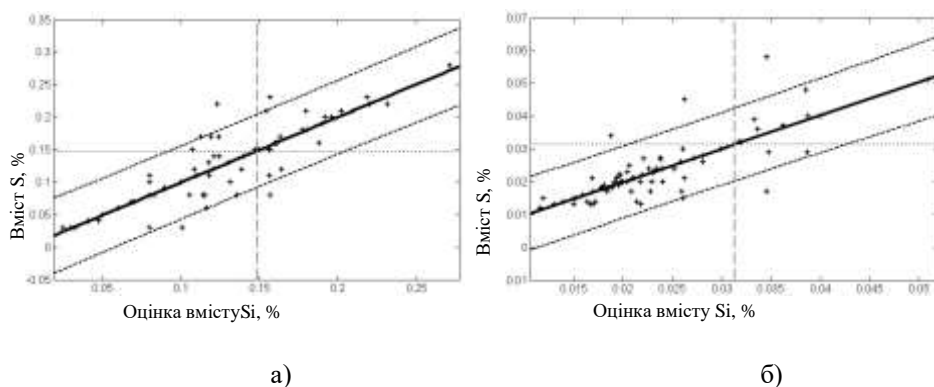


Рис. 2.8. Лінійна регресія між оцінкою вмісту кремнію (а) і сірки (б) з їх фактичними значеннями

Перевірка статистичної гіпотези за критерієм знаків показала адекватність нечітких нейромережевих апроксимуючих моделей з ймовірністю 0,95.

Таким чином, високі коефіцієнти кореляції дозволяють за допомогою відповідних апроксимацій за середнім значенням РР судити про вміст кремнію і

сірки в чавуні на випуску. Тоді стабілізація середнього значення (тренду) РР відповідає стабілізації ТС ДП зі стабілізацією вмісту кремнію або сірки.

При автоматизованому управлінні головна мета (і обмеження) виражається у вигляді критерію  $J$  (цільової функції, функціонала) управління. Вибір і уточнення критерію здійснюються за результатами, що отримуються шляхом моделювання і на реальному ОУ [110].

Тоді, відповідно до вищевикладеного, критерій автоматичного керування ТС ДП може бути обраний у вигляді:

$$J = \|\hat{U} - U^3\| \rightarrow \min, \quad (2.4)$$

де  $\hat{U}$  - поточне значення тренда РР, а  $U^3$  - його задане значення, відповідне необхідному ТС ДП.

На критерій (2.2) повинні бути накладені обмеження по допустимому діапазону  $\Delta U^3$  відхилення поточного миттєвого значення РР від його завдання  $U^3$ . При цьому відповідно до моделі ОУ (2.1) маємо  $\hat{U} \subset x$ , а завданням на управління (див. рис. 2.3-2.4) є  $\{U^3, \Delta U^3\} \subset q$ .

### **2.3. Обґрунтування методів оцінювання, ідентифікації та прогнозування теплового стану доменної печі**

Підвищення якості управління ТС ДП досягається, як зазначалося вище, шляхом створення безошукових систем непрямого адаптивного управління з ідентифікацією ОУ за допомогою навчання нейромережевих прогнозуючих моделей.

При цьому якість управління безпосередньо пов'язано з точністю цих моделей [112], що викликає необхідність обґрунтування методів спостереження і ідентифікації ОУ підвищеної точності.

Ідентифікація динамічного ОУ полягає в отриманні або уточненні за експериментальними даними його математичної моделі, яка досить точно (в сенсі прийнятого критерію) апроксимує ОУ щодо вхідних і вихідних змінних у всьому функціональному просторі [110].

При цьому якість ідентифікації багато в чому залежить від вибору класу моделі і її змісту, який ґрунтується на апріорній інформації.

Ідентифікація складних ОУ 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 і синтезувати їх моделі. При цьому для зниження витрат доцільно використовувати методи систем штучного інтелекту, зокрема, НМ і системи нечіткої логіки, які легко навчаються і є універсальними і ефективними апроксиматорами [122].

### **2.3.1. Адаптивне прогнозування сигналів і стану об'єктів управління.**

В теорії управління спостереження за деяким заданим сигналом з можливо меншою помилкою зводиться до задачі фільтрації [110].

Для реалізації систем оцінювання та ідентифікації ОУ, як правило, використовують адаптивні фільтри-апроксиматори (АФА) [119], які мають рекурсивні і нерекурсивні зв'язки, а також виконують перетворення сигналів. У них процес адаптації включає оцінювання результуючого виходу фільтра і коригування його параметрів за значенням вихідної помилки.

Структурні схеми використання АФА в якості прогнозуючого фільтра сигналів і апроксиматора (еталонної моделі) ОУ з урахуванням обраної структури системи управління (див. рис. 2.4) наведені на рис. 2.9.

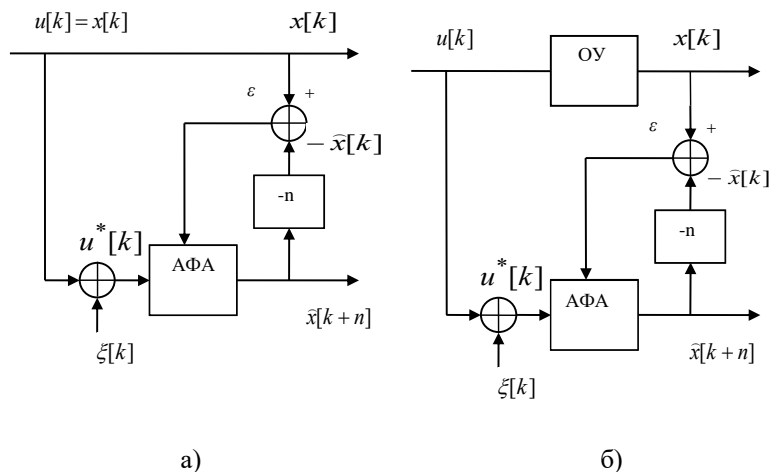


Рис. 2.9. Прогнозування сигналу (а) і ідентифікація ОУ (б) за допомогою АФА

Тут затримка і прогноз на  $n$  тактів позначені як  $-n$  і  $+n$  а виміряні значення входів рівні:

$$u^*[k] = u[k] + \xi[k], \quad (2.5)$$

де  $\xi[k]$ - похибка (шум) вимірювання.

В процесі роботи АФА на кожному такті по величині помилки  $\varepsilon[k] = x[k] - \hat{x}[k]$  між фактичним  $x[k]$  і прогнозованим  $\hat{x}[k]$  значеннями сигналу (виходу ОУ) здійснюється адаптація параметрів АФА. При цьому, як структури АФА зазвичай використовуються лінійні поліноміальні моделі, які для складних динамічних ОУ не завжди є адекватними.

Сигнал на виході лінійного АФА визначається згорткою вхідного сигналу з імпульсною перехідною характеристикою фільтра [147]:

$$x[k] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} u[m] \cdot h[k-m] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} h[m] \cdot u[k-m], \quad (2.6)$$

де  $u[k]$ - вхідний сигнал,  $x[k]$ - вихідний сигнал,  $h[k]$ - імпульсна перехідна характеристика.

Різницеве рівняння прогнозованого лінійного АФА з кінцевою імпульсною характеристикою (КІХ) має вигляд:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (2.7)$$

де  $b_r$ ,  $R$  - коефіцієнти фільтра і його порядок, відповідно.

АФА з КІХ мають асимптотичну стійкість і лінійну фазо-частотну характеристику.

Різницеве рівняння лінійного АФА з нескінченною імпульсною характеристикою (НІХ) має вигляд:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{m=1}^M a_m \cdot x[k-m] + \sum_{r=0}^R b_r \cdot u[k-r], \quad (2.8)$$

де  $a_m$ ,  $M$  - коефіцієнти і порядок зворотного зв'язку фільтра, відповідно.

Ця рекуррентна формула використовується для послідовного обчислення поточного значення вихідного сигналу АФА по його минулим значенням.

Фільтри з НІХ мають більшу гнучкість при реалізації, ніж з КІХ.

У більшості алгоритмів адаптації лінійних АФА мінімізується середньоквадратична помилка шляхом апроксимації градієнта цільової функції і ітеративним підстроюванням коефіцієнтів фільтра [119].

Жорсткі вимоги до знання статистичних властивостей часових рядів обмежують можливості методів математичної статистики, теорії розпізнавання образів, теорії випадкових процесів і т.д. Багато реальних процесів не можуть адекватно описати за допомогою традиційних статистичних моделей, оскільки



є суттєво нелінійними і мають або хаотичну, або квазіперіодичну, або змішану основу [148-150].

Для побудови та реалізації структури динамічної прогнозуючої моделі ОУ (2.1) можуть використовуватися різні підходи [151, 152]. При цьому відомо, що нелінійна динамічна система (модель ОУ) може бути представлена шляхом композиції лінійного динамічного (ЛДЛ) та нелінійного статичного (НСЛ) ланок, наприклад, у вигляді моделі Вінера-Гаммерштайна (Wiener-Hammerstein), яка наведена на рис. 2.10.

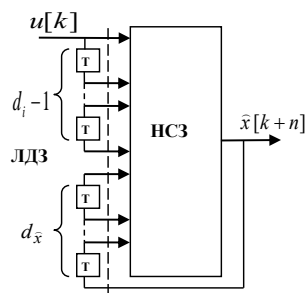


Рис. 2.10. Структура Вінера-Гаммерштайна прогнозуючої моделі нелінійного динамічного ОУ

Тут ЛДЛ є лініями затримки, величини яких (глибина пам'яті) визначаються розмірністю входних  $d_i - 1$  і вихідних  $d_x$  змінних [153]. А в якості НСЛ можуть використовуватися як традиційні засоби (поліноми Лежандра, Вольєрра, Колмогорова-Габора та ін.), Так і інтелектуальні (НМ, гібридні НМ з нечіткою логікою та ін.).

Переважними тут є засоби інтелектуальної обробки інформації, оскільки вони легко налаштовуються (адаптуються) під змінюючися властивості ОУ, і, відповідно, є ефективними засобами моделювання складних систем.

Для прогнозуючих систем на базі НМ найкращі якості показує гетерогенна мережа, яка складається з прихованих шарів з нелінійною функцією активації нейронів і вихідного лінійного нейрона [132].

Рівняння ОУ (2.1), яке здійснює прогноз на  $n$  тактів, на основі НМ прямого поширення з прихованим шаром представляється у вигляді рівняння згортки [154]:

$$\bar{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} F_{\bar{x}} \left\{ \sum_{l \in Q} v_l[\tau] \cdot F_l \left( \sum_{m \in Q} v_{l,m}[\tau] \cdot u_m[k-\tau] \right) \right\}, \quad (2.9)$$

де  $P$  - безліч глибин пам'яті відповідних входів;  $F_{\bar{x}}$  - активаційна функція вихідного шару НМ;  $Q$  - безліч входів нейронів;  $l$  - порядковий номер входу вихідного шару НМ;  $v_l$  - вагові коефіцієнти вихідного шару;  $F_l$  - активаційна функція нейронів прихованого шару;  $m$  - порядковий номер входу НМ;  $v_{l,m}$  - вагові коефіцієнти зв'язку  $m$ -го входу і  $l$ -го нейрона;  $u_m$  - вхід НМ.

Параметри налаштування (навчання) цієї НМ є  $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$ .

Прогнозування за допомогою НМ з радіальними базисними функціями (РБФ) виконується відповідно до рівняння:

$$\bar{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} F_{\bar{x}} \left\{ \sum_{l,m \in Q} v_l \cdot F_l(\vartheta_l, \|u_m[k-\tau] - v_l\|) \right\}, \quad (2.10)$$

де  $\vartheta_l, v_l$  - параметри РБФ  $l$ -го нейрона прихованого шару.

Параметри налаштування НМ (2.10) є  $\{v_l, \vartheta_l, v_l\} \subset a$ .

У виразах (2.8), (2.9) використовуються однорідні НМ (з однотипними нейронами).

Ідентифікація параметрів (налаштування - навчання) НМ прямого поширення (2.8) здійснюється, як правило, за допомогою градієнтних алгоритмів, наприклад, алгоритму зворотного поширення помилки в просторі параметрів  $\{v_l, v_{l,m}\} \subset a$  при заданих структурі моделі ОУ (архітектурі НМ) і структурних функціях  $F$  з метою мінімізації помилки прогнозу:

$$\bar{\varepsilon} = E \{ \|x[k+n] - \hat{x}[k+n]\| \} \rightarrow \min, \quad (2.11)$$

де  $E$  - математичне очікування.

При навчанні НМ з РБФ (2.9) спочатку визначаються центри і відхилення для радіальних елементів, після цього оптимізуються параметри лінійного вихідного шару:  $\{v_l, \theta_l, v_l\} \subset a$ .

Теоретично, системи з нечіткою логікою та НМ еквівалентні один одному, проте на практиці у них є свої переваги і недоліки. У зв'язку з цим отримали розвиток гібридні НМ, в яких висновки робляться на основі апарата нечіткої логіки, а функції приналежності підлаштовуються з використанням алгоритмів навчання НМ. Такі системи не тільки використовують апріорну інформацію, але можуть набувати нових знань і для користувача є логічно прозорими.

Гібридна мережа - це НМ з чіткими сигналами, вагами і активаційною функцією, але з об'єднанням сигналів і ваг мережі з використанням t-норми, t-конорми або деяких інших безперервних операцій. Входи, виходи і ваги гібридної НМ - дійсні числа, які належать відрізка [0, 1].

Прикладом гібридної мережі є Anfis [122] (адаптивна нейронна система нечіткого виведення), рівняння ОУ на основі якої має вигляд [154]:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{\tau \in P} \sum_{m \in Q} \beta_m[\tau] \cdot \alpha_m[k-\tau], \quad (2.12)$$

де  $\beta_m[\tau] = U_m^{-1}(\alpha_m[\tau] / \sum_m \alpha_m[\tau])$ ;  $\alpha_m[k-\tau] = Tn_{l,m} \{L_{l,m}(u_m[k-\tau])\}$ ;  $U = U(a_U)$  ;

$L = L(a_L)$ .

Тут  $U_m^{-1}$  - функція, зворотна функції приналежності проміжного виходу т мережі з параметрами  $a_U$ ;  $\alpha_m$  - значення проміжного виходу;  $Tn$  - довільна t-

норма [122] моделювання логічної операції «І»;  $L_{l,m}$  - функція належності нечіткого правила  $l$  входу  $m$  з параметрами  $a_L$ .

Параметрами налаштування НМ (2.12) є  $\{a_U, a_L\} \subset a$ , її навчання виконується аналогічно НМ (2.9).

Перевагою алгоритмів параметричного навчання НМ є простота і швидкодія, а недоліком - їх локальність (висока ймовірність застрягнення в локальному екстремумі).

Відомо [119], що в фільтрах з перетворенням, наприклад, в частотній області в порівнянні зі згортокою в часовій області, значно скорочується обсяг обчислень і поліпшуються властивості збіжності алгоритмів адаптації. При цьому, з огляду на здатності до подання нестационарних сигналів тут слід вибирати не частотне, а часово-частотне (вейлет) перетворення, при цьому, дискретне, через властивості ортонормованності, компактності, відновлення без втрат і малого обсягу обчислень [155].

Прикладом такого фільтра є нейронний вейвлет (НВ) АФА [156, 157] (рис. 2.11):

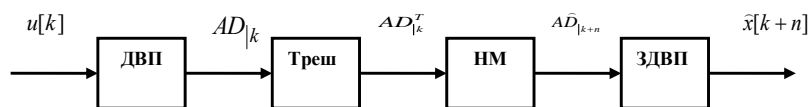


Рис. 2.11. Структура прогноуючого нейронного вейвлет АФА

У ньому в основу фільтрації покладена процедура прямого дискретного вейвлет перетворення (ДВП). Для зменшення впливу шуму в фільтрі здійснюється порогове обмеження коефіцієнтів вейвлет розкладу - трешолдінг (Треш), а НМ застосовується для прогнозування значень коефіцієнтів, по яких, за допомогою зворотнього ДВП (ЗДВП) визначається прогнозований сигнал.

В НВ АФА для вхідного дискретного сигналу  $u[k]$  тривалістю  $K$  ( $k = \overline{1, K}$ ) його ДВП являє собою [156] набір вейвлет коефіцієнтів

$$AD|_k = \{A_L, D_L, D_{L-1}, \dots, D_1\} \quad (2.13)$$

з коефіцієнтами апроксимації за рівнями розкладання

$$A_L = \{a_{L,p}\} = \sum_{p=1}^{P_L} u[k] \cdot \varphi_{L,p}[k] \quad (2.14)$$

і коефіцієнтами деталізації

$$D_l = \{d_{l,p}\} = \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} u[k] \psi_{l,p}[k]; \quad l = \overline{1, L}, \quad (2.15)$$

де  $\varphi, \psi$  - 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. Для видалення шуму коефіцієнти, менше деякого граничного значення, обнуляються (процедура порогової обробки - треш-лдінг  $T$ ):

$$AD|_k^T = T(AD|_k).$$

На вході НМ вейвлет коефіцієнти множаться на відповідні ваги і визначаються рівні активації нейронів, які формують прогноз вейвлет коефіцієнтів для моменту часу  $[k + n]$ :

$$A\tilde{D}|_{k+n} = F_{NN}(AD|_k^T), \quad (2.16)$$

де  $F_{NN}$  - узагальнена функція перетворення НМ.

Для забезпечення асимптотичної стійкості АФА використовуються НМ без зворотних зв'язків і з нелінійними функціями активації (через нелінійність ОУ і сигналів).

Оцінка прогнозу вейвлет коефіцієнтів для моменту часу  $[k+n]$  на основі багатощарової НМ прямого поширення виконується згідно рівняння [156]:

$$AD_{|k+n} = F_{AD} \left\{ \sum_{r \in M} v_r \cdot F_r \left( \sum_{m \in M} v_{r,m} \cdot y_m \right) \right\}; AD_{|k}^T \subset \{y_m\}, \quad (2.17)$$

де  $AD_{|k+n}$  - вихід НМ;  $F_{AD}$  - активаційна функція вихідного шару;  $M$  - множина входів нейронів;  $r$  - порядковий номер входу вихідного шару;  $v_r$  - вагові коефіцієнти вихідного шару;  $F_r$  - 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 відповідно до рівняння:

$$AD_{|k+n} = F_{AD} \left\{ \sum_{r, m \in M} v_r \cdot F_r(\vartheta_r, \|y_m - \nu_r\|) \right\}, \quad (2.18)$$

де  $\vartheta_r, \nu_r$  - параметри РБФ  $r$ -го нейрона прихованого шару.

Прогнозування на основі гібридної НМ Anfis виконується відповідно до рівняння:

$$AD_{|k+n} = \sum_{m \in M} N_m^{-1}(\alpha_m / \sum_{m \in M} \alpha_m) \cdot \alpha_m, \quad (2.19)$$

де  $\alpha_m = Tn_{r, m \in M} \{R_{r, m}(y_m)\}$ . Тут  $N_m^{-1}$  - функція, зворотна функції приналежності проміжного виходу  $m$  мережі;  $\alpha_m$  - значення проміжного виходу;  $Tn$  - довільна  $t$ -норма моделювання логічної операції «І»;  $R_{r, m}$  - функція належності нечіткого правила  $r$  входу  $m$ .

Тоді прогнозування сигналу  $\hat{x}[k+n]$  глибиною  $n$  виконується по прогнозованим за допомогою НМ коефіцієнтами розкладання  $A\hat{D}_{k+n} = \{\hat{a}_{L,p}, \hat{d}_{l,p}\}$  відповідно до виразу ЗДВП:

$$\hat{x}[k+n] = \sum_{p=1}^{P_L} \hat{a}_{L,p} \cdot \varphi_{L,p}[k+n] + \sum_{l=1}^L \sum_{p=1}^{P_l} \hat{d}_{l,p} \psi_{l,p}[k+n]. \quad (2.20)$$

Навчання НВ АФА здійснюється в пакетному режимі, а адаптація - в реальному часі шляхом підлаштування параметрів АФА при обробці поточного блоку за помилкою прогнозу попереднього блоку.

До параметрів АФА, які навчаються (адаптуються) відносяться тип базисного вейвлета  $\psi$ , кількість рівнів розкладання  $L$ , а також параметри трешолдінга і НМ.

### 2.3.2. Ідентифікація нелінійних динамічних процесів

Нелінійний процес (динамічна система) може бути представлений дискретним відображенням Пуанкаре [110]:

$$x[k+1] = F\{x[k], \lambda\}; \quad x[k] = \{x_1[k], \dots, x_{d-1}[k]\}, \quad (2.21)$$

де  $F$  - нелінійна функція розмірності  $d$ ;  $x$  і  $\lambda$  - вектори координат і параметрів системи;  $k$  - такт часу  $t = k \cdot T$ ;  $T$  - період дискретизації.

Як відомо [148-150], рівняння виду (2.21) в залежності від значень параметрів порядку  $\lambda$  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 аттрактори системи у вигляді стійкої рівноваги, граничного циклу, квазіперіодичного аттрактора і хаотичного (дивного) аттрактора.

Відмінною рисою останнього є його чутливість до початкових умов і дрібна розмірність - фрактальність (властивість самоподібності на різних масштабах).

Зміна значень параметрів  $\lambda$  рівняння системи (2.21) викликає втрату стійкості одного стану (режиму функціонування) системи і перехід (біфуркацію) її в інший стан.

Найважливішою характеристикою хаотичного руху в фазовому просторі довільної розмірності є ентропія Колмогорова, яка описує динамічну поведінку на дивному аттракторе. Безлад (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 [150]:  $K$ -ентропія дорівнює нулю для регулярного руху, нескінченна для випадкових систем, позитивна і обмежена для систем з детермінованим хаосом.

Колмогоровська ентропія дозволяє також визначити інтервал часу, на який можна точно передбачити стан динамічної системи.

Значне число природних процесів є «змішаними випадковими блуканнями» - трендами з шумом. Ставлення тренда (детермінованого фактора) до рівня шуму (випадкового фактора) характеризує показник Херста [158]:

$$R/S = (a \cdot N)^H, \quad (2.22)$$

де  $R/S$ - нормований розмах від поточного середнього процесу;  $N$ - число спостережень;  $a$ - константа;  $H$ - показник Херста.

Показник Херста дозволяє класифікувати тимчасові ряди і визначає еволюцію їх породжуючих систем.

Для вирішення завдання ідентифікації необхідно визначити стан системи і її розмірність (порядок), а потім реконструювати модель системи (2.21).

Доведено [149-150], що по одній тимчасовій реалізації (що спостерігається) можна визначити наступні характеристики:



- фазовий портрет аттрактора (стану системи);
- кореляційну розмірність  $D_C$  (нижню границю розмірності Хаусдорфа [148]);
- розмірність вкладення аттракторів  $d$  (розмірність фазового простору) динамічної системи;
- кореляційну ентропію  $K_C$  (нижню межу ентропії Колмогорова);
- показник Херста  $H$ .

За отриманою часовою реалізацією (сигналу що спостерігається), задавши затримку  $\tau$  і  $d$  розмірність фазового простору, будується його дискретне відображення:

$$x[k] = \{x[k], x[k - m], x[k - 2m], \dots, x[k - (d - 1)m]\}, \quad (2.23)$$

де  $m$  - ціле число.

При переборі по  $k$  виходить дискретний набір точок в  $d$ -вимірному просторі, що відповідно до теореми Такенса [159] є фазовим відображенням аттрактора.

Чисельне визначення розмірності аттрактора виконується за допомогою кореляційної розмірності [148, 150]:

$$D_C = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log(\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2)}{\log \varepsilon} = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\log C(\varepsilon)}{\log \varepsilon}, \quad (2.24)$$

яка обчислюється за кореляційним інтегралом:

$$C(\varepsilon) = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|], \quad (2.25)$$

де  $\sum_{i=0}^{N(\varepsilon)} p_i^2$  - ймовірність того, що дві точки на аттракторі лежать всередині осередку  $\varepsilon^D$  (ймовірність того, що дві точки аттрактора розділені відстанню, меншою  $\varepsilon$ );  $\sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|]$  - число пар  $i$  і  $j$ , для яких відстань  $\|x_i - x_j\| < \varepsilon$ ;  $\chi$  - порогова функція Хевісайда;  $x_i = x[iT]$ .

Значення розмірності  $D_C$  визначається за нахилом лінійної ділянки залежно  $\log C(\varepsilon)$  від  $\log \varepsilon$ . Крім того, будується залежність  $D_C(d)$  зі збільшенням  $d$  у виразі (2.23) до тих пір, поки  $D_C$  не досягне насичення. Розмірність  $d$ , починаючи з якої  $D_C$  перестає змінюватися, є мінімальною розмірністю вкладення аттракторів, тобто найменша ціла розмірність фазового простору, яка містить весь аттрактор.

При цьому, з теореми про вкладення [149, 150] слід, що оцінка розмірності фазового простору  $d$  визначається через оцінку розмірності аттракторів  $D_C$  реальної динамічної системи (формула Мане):

$$d \geq 2D_C + 1. \quad (2.26)$$

На практиці значення за виразом (2.26) для відображень надається завищеними, тому часто обмежуються простором розмірності  $d \geq D_C$ .

Оцінку (знизу) колмогоровської ентропії можна отримати з урахуванням (2.25) у вигляді:

$$K_C = - \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \lim_{k \rightarrow \infty} \ln[C_k(\varepsilon)/C_{k+1}(\varepsilon)] \leq K, \quad (2.27)$$

де узагальнений кореляційний інтеграл  $C_k(\varepsilon)$  обчислюється відповідно до виразу:

$$C_k(\varepsilon) = \lim_{N \rightarrow \infty} N^{-2} \sum_{i,j} \chi[\varepsilon - \|x_i - x_j\|_k] = \sum_{i_1 \dots i_k} P_{i_1 \dots i_k}^2. \quad (2.28)$$

Тут  $\|x_i - x_j\|_k = \sqrt{\sum_{n=0}^{k-1} (x_{i+n} - x_{j+n})^2}$ . При цьому значення  $K_C = \text{const} > 0$  є

достатньою умовою існування хаотичного режиму.

Оцінка (зверху) інтервалу точної передбачуваності виконується відно до виразу:

$$T_C = \frac{1}{K_C} \ln\left(\frac{1}{\varepsilon}\right). \quad (2.29)$$

На більший час можливо тільки статистичне прогнозування, інтервал (глибина) якого залежить від кореляційної функції процесу [160].

Реконструкція моделі динамічної системи на основі аналізу тимчасових реалізацій полягає у виборі базисних функцій (структури) і їх коефіцієнтів (параметрів) моделі, а також визначенні значень параметрів моделі, оптимальним чином відповідних часовій реалізації.

Для вирішення завдання реконструкції моделі (2.21) формується  $d$ -мірне відображення:

$$\begin{aligned} x_{1,i+1} &= F_1\{x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{d,i} | \lambda\}; \\ x_{d,i+1} &= F_d\{x_{1,i}, x_{2,i}, \dots, x_{d,i} | \lambda\}, \end{aligned} \quad (2.30)$$

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  $F_j\{x_i\}$  відображаються у вигляді розкладання по деякому базису з шуканими параметрами, налаштованими, наприклад, за критерієм мінімуму помилки:

$$E_x^2 = \sum_{j=1}^d \sum_{i=d}^{N-1} [x_{j,i+1} - F_j\{x_i\}]^2 \rightarrow \min. \quad (2.31)$$

Реконструйована модель, яка правильно передає динаміку на аттракторі може бути неадекватною до опису траєкторії наближення до аттрактора і виходу з нього. Для вирішення таких проблем необхідно додатково обробляти часові реалізації шляхом виконання адаптивної ідентифікації ОУ в процесі функціонування.

З урахуванням вищевикладеного методика ідентифікації ТС ДП за часовими реалізаціями включає наступні етапи [161, 162]:

1. Визначення стану ОУ:

- побудова фазового портрету аттрактора по дискретному відображенню часової реалізації (2.23);

- обчислення кореляційної ентропії  $K_C$  за виразами (2.27), (2.28), яка характеризує ступінь хаотичності стану процесу;

- обчислення кореляційного інтервалу прогнозованості (глибини прогнозу) процесу  $T_C$  за виразом (2.29);

- обчислення кореляційної розмірності аттрактора  $D_C$  за виразами (2.24), (2.25);

- визначення розмірності вкладення аттрактора  $d$  (розмірності фазового простору - глибини пам'яті) системи за виразом (2.26) і за графіком залежності  $D_C(d)$ ;

- обчислення параметра Херста  $H$  за виразом (2.22).

2. Реконструкція моделі ОУ:

- вибір базисних функцій  $F_d$  і параметрів  $\lambda$  прогнозуючого АФА;

- налаштування параметрів АФА, які оптимальним чином (наприклад, за критерієм (2.31)) відповідають експериментальній часовій реалізації (2.30).

## 2.4. Висновки по розділу 2

1. З особливостей ДПР випливає необхідність обґрунтування і розробки методів і алгоритмів синтезу управління в процесі функціонування САУ нелінійним динамічним ОУ, які враховують стохастичність його змінних і використовують адаптацію прогнозуючих моделей для компенсації запізнень і нестационарності параметрів з контролем збурень в реальному масштабі часу.

2. В результаті теоретичних досліджень встановлено, що підвищення якості управління ТС ДП досягається шляхом створення безпошукових систем непрямого адаптивного управління з ідентифікацією ОУ за допомогою навчання нейромережових прогнозуючих моделей.

3. Адаптивні локальні САУ не вирішують завдань оптимізації всього ДПР, але від якості їх управління залежить досягнення ефективності роботи ДП. Тому адаптивні САУ повинні будуватися як оптимальні в сенсі якості управління, що, виявляється у точності відтворення задаючих впливів.

4. В результаті статистичної обробки експериментальних даних встановлено, що нелінійні нейронечіткі апроксимації вмісту кремнію і сірки по середнім значенням рівня розплаву за плавку тісно пов'язані з фактичними змістами кремнію і сірки в чавуні на випуску (коефіцієнти взаємної кореляції становлять 0,87 і 0,81, відповідно).

5. Обраний критерій автоматизованого управління тепловим станом доменної печі дозволяє шляхом стабілізації тренда рівня розплаву забезпечити стабілізацію вмісту кремнію або сірки в чавуні на випуску.

6. Для ідентифікації і прогнозування ТС ДП обґрунтовано використання адаптивних фільтрів-апроксиматорів, що використовують НМ, нечітку логику і вейвлет перетворення сигналів, які забезпечують отримання для нелінійного ОУ інтелектуальних прогнозуючих моделей підвищеної точності в реальному масштабі часу.

7. Обґрунтовано методику ідентифікації ТС ДП за часовими реалізаціями динамічних процесів, що включає визначення стану нелінійного ОУ і

реконструкцію його моделі підвищеної точності з використанням адаптивних фільтрів-апроксиматорів.

8. В результаті теоретичних досліджень встановлено, що підвищення якості управління ТС ДП може досягатися шляхом створення або удосконалення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву.

**РОЗДІЛ 3**  
**РОЗРОБКА ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ СИСТЕМИ ДЛЯ**  
**АДАПТИВНОЇ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ З**  
**ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИМ ПРОГНОЗУВАННЯМ**

**3.1. Ідентифікація та прогнозування теплового стану доменної печі в**  
**інформаційній управляючій системі**

**3.1.1. Вибір інтервалу керування тепловим станом доменної печі**

Відповідно до отриманих в умовах ДП-6 результатами накопичення-випуску чавуну (див. додаток А) середній час між випусками чавуну (тривалість плавки) становить  $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$  (близько 2,5 години), а його середньоквадратичне відхилення становить  $\sigma_q = 46,7 \text{ мин}$ . Тоді коефіцієнт варіації тривалості плавки -  $K_q = \sigma_q / \bar{t}_q = 0,301$ .

Графіки зміни тривалості плавки і її автокореляційна функція наведені на рис. 3.1.

Виконаний в розділі 1 аналіз динамічних характеристик каналів управління показав [20, 27, 28, 52], що по каналу «рудне навантаження - вміст кремнію в чавуні» (управління зверху) постійна часу складає  $T = 2,5 \dots 8$  годин, а затримка -  $\tau = 3 \dots 4,5$  години. При цьому по каналу «параметри дуття - вміст кремнію в чавуні» (управління знизу) постійна часу складає  $T = 1 \dots 5$  годин і затримка -  $\tau = 0,5 \dots 1$  година.

Значення інтервалу управління  $\Delta t$  (і дискретизації) визначається як динамічними властивостями ОУ, так і спектральними характеристиками його сигналів.

Для вибору  $\Delta t$  можна скласти наступну систему рівнянь [162]:

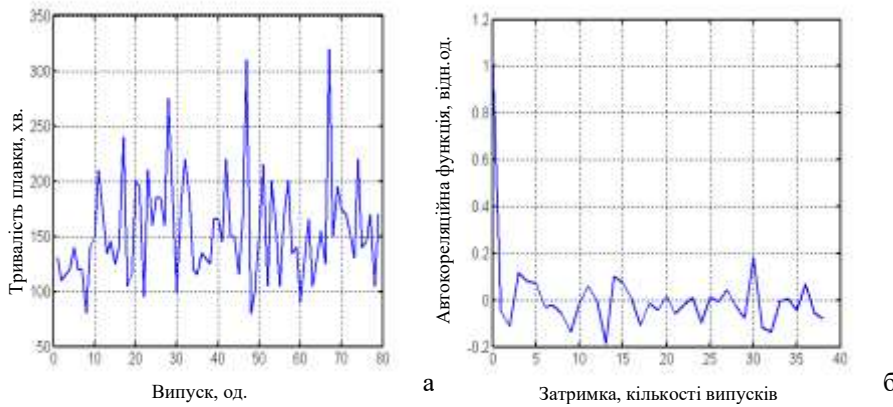


Рис. 3.1. Тривалість плавки (а) і її автокореляційна функція (б)

$$\Delta t = \bar{t}_q / N_{ann}; \quad (3.1)$$

$$\Delta t = T_{рмин} / N_{ann}; \quad (3.2)$$

$$\Delta t + \tau_{макс} \leq T_{пр} \leq \tau_{кор}, \quad (3.3)$$

де  $N_{ann}$  - необхідна кількість точок для апроксимації часового інтервалу ( $N_{ann} = 5 \dots 10$  [163]);  $T_{рмин} = m \cdot T_{мин}$  - мінімальний час регулювання (для розглянутих каналів управління  $m = 3 \dots 5$  [20, 38]), а  $T_{мин} = 1 \text{ час} = 60 \text{ мин}$  - мінімальне значення постійної часу каналів керування ТС ДП зверху і знизу);  $T_{пр}$  - необхідна глибина прогнозування;  $\tau_{макс}$  - максимальне значення запізнювання по каналах управління ( $\tau_{макс} = 4,5 \text{ час} = 270 \text{ мин}$ );  $\tau_{кор}$  - інтервал кореляції сигналу керованої величини (рівня розплаву - РР);  $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$  - середній час між випусками чавуну (тривалість плавки).

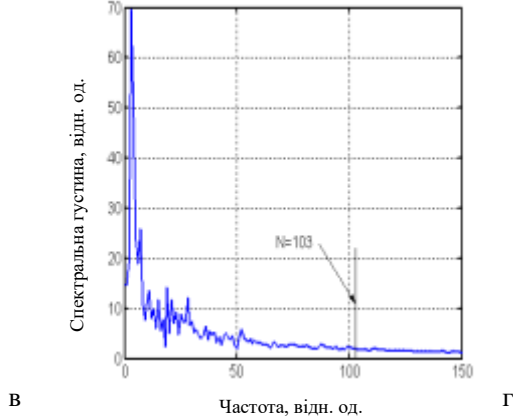
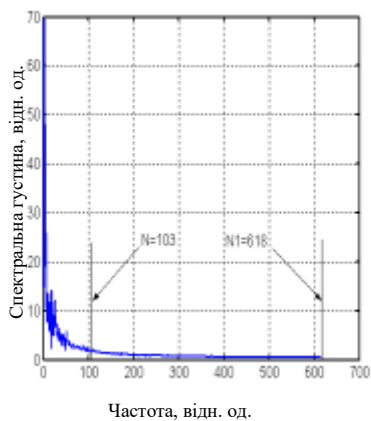
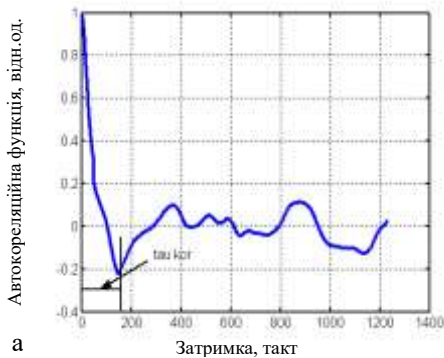
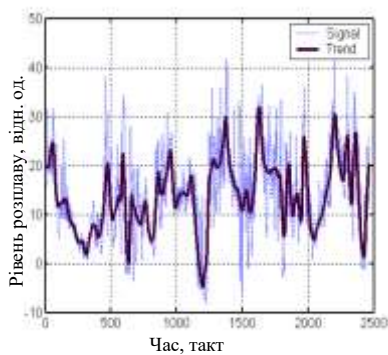
Вирази (3.1) - (3.2) визначають умови (згідно з теоремою Відрой [163]) переходу від одного безперервного інтервалу до його дискретного подання, а



вираз (3.3) - умова забезпечення необхідної глибини прогнозу  $T_{пр}$ , яка, в загальному випадку, не може перевищувати інтервал кореляції  $\tau_{кор}$  [164].

Тоді відповідно до (3.1) отримаємо  $\Delta t = 15...30$  мин і відповідно до (3.2) -  $\Delta t = 12...60$  мин, звідки попередньо можна прийняти значення  $\Delta t = 30$  мин.

Для визначення динамічних властивостей сигналу, що характеризує РР, за його миттєвим значенням (з інтервалом  $\Delta t_1 = 5$  мин - див. табл. в додатку А) відповідно до розробленої програми (додаток В) були побудовані його часо-частотні подання (рис. 3.2).



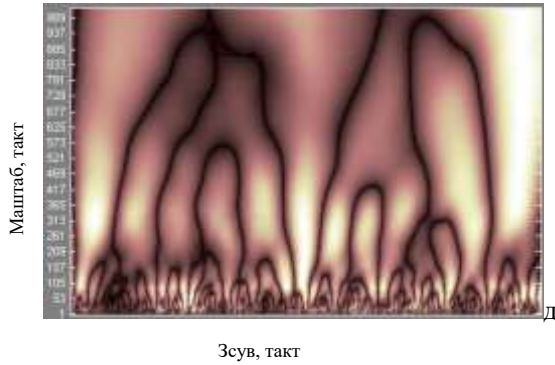


Рис. 3.2. Часова реалізація РР (Signal) і його тренда (Trend) (а),

автокореляційна функція тренда (б), спектральна щільність сигналу РР (в, г)  
і його вейвлет перетворення (д)

Крім того, за допомогою пакета Wavelet Toolbox Matlab [165] було отримано тренд РР, згладжений за середнім значенням часу плавки  $\bar{t}_q = 155 \text{ мин}$  з використанням вейвлет-функції у вигляді сімлет [156]), а також обчислена автокореляційна функція тренда РР (див. рис. 3.2, а і б).

Якщо задатися рівнем значущості кореляційного зв'язку 0,2, то відповідно до рис. 3.2.б отримуємо, що інтервал кореляції для тренда РР становить  $\tau_{кор} = 158 \cdot 5 \text{ мин} = 790 \text{ мин}$ . Таким чином, для прийнятого  $\Delta t = 30 \text{ мин}$  умова (3.3) виконується, оскільки  $30 \text{ мин} + 270 \text{ мин} < 790 \text{ мин}$ .

Далі визначимо значення похибки, обумовленої обмеженням спектра сигналу РР (див. рис. 3.2.в) через прийняте значення інтервалу управління (дискретизації)  $\Delta t = 30 \text{ мин}$ . При цьому, для сигналу РР (див. рис. 3.2.а) інтервал дискретизації становить  $\Delta t_1 = 5 \text{ мин}$ .

Відповідно до теореми відновлення Котельникова-Шеннона [166] інтервал дискретизації пов'язаний з верхньою частотою в спектрі  $f_g$  виразом:

$$\Delta t \leq 1/(2f_g) \text{ или } f_g \leq 1/(2\Delta t) \quad (3.4)$$

При розгляді кількості точок (інтервалів) у спектрі  $N_1 = 618$  (див. рис. 3.2.в), для якого відповідно до (3.4) верхня частота дорівнює

$$f_{e1} \leq 1/(2\Delta t_1) \quad (3.5)$$

величина дозволу (інтервал дискретизації) по частоті складає:

$$\Delta f = 1/(N_1 \cdot \Delta t_1) = 1/(618 \cdot 5 \text{ мин} \cdot 60 \text{ с} / \text{мин}) = 5,393 \cdot 10^{-6} \text{ Гц} \quad (3.6)$$

При цьому, оскільки дозвіл по частоті один і той самий, то справедливими є вирази  $f_{e1} = N_1 \cdot \Delta f$  та  $f_e = N \cdot \Delta f$  звідки, з урахуванням (3.4) і (3.5), визначимо кількість відліків в спектрі, відповідних  $f_e$ :

$$N = N_1 \cdot \Delta t_1 / \Delta t = 618 \cdot 5 \text{ мин} / 30 \text{ мин} = 103 \text{ отсчета} \quad (3.7)$$

Тоді помилка  $\varepsilon_e$ , обумовлена відсіканням енергії на верхніх частотах (в смузі  $f_e - f_{e1}$ ), визначається як:

$$\varepsilon_e = \frac{\sum_{i=N}^{N_1-1} S_i}{\sum_{i=0}^{N_1-1} S_i} \quad (3.8)$$

де  $S_i$  - значення спектральної щільності сигналу РР в  $i$ -тій точці по осі частот.

Виконані розрахунки (див. додаток В) показали, що з урахуванням вирахування з спектра рівня шумів помилка обчислення становить  $\varepsilon_e = 0,065 = 6,5\%$ , що є цілком прийнятним.

Таким чином, оскільки виконані всі умови відповідно до виразів (3.1) - (3.3), то остаточно приймаємо значення інтервалу керування ТС ДП на рівні  $\Delta t = 30 \text{ мин}$ .

Тоді, для компенсації запізнювання по каналах управління максимальна глибина прогнозу  $n$  повинна складати (див. вираз (3.3)):

$$n = (\Delta t + \tau_{\text{макс}}) / \Delta t = 10 \text{ тактов} \quad (3.9)$$

а середній час між випусками чавуну складає:

$$n_q = \bar{t}_q / \Delta t = 5 \text{ тактов} \quad (3.10)$$

### 3.1.2. Визначення характеристик тренду рівня розплаву доменної печі

Визначимо характеристики стану процесу, що породжує тренд РР ДП, відповідно до методики ідентифікації нелінійних динамічних процесів, викладеної в п. 2.3.2.

Часо-частотні характеристики сигналу РР наведені на рис. 3.2. За їх вигляду можна сказати про нерегулярність процесу, який його породжує. Це випливає з нерегулярного вигляду тимчасової реалізації сигналу тренда (див. рис. 3.2, а), авторегресійного виду його кореляційної функції (рис. 3.2, б), наявності значної частини енергії спектра сигналу в низькочастотній області (рис. 3.2, в і г) і самоподібного (фрактального) характеру його вейвлет перетворення (гілляста структура на рис. 3.2, д зберігається на різних масштабах).

Побудова фазових портретів тренду РР при розмірності фазового простору  $d \leq 3$  і варіації затримки від 0 до 10 тактів не дозволило знайти закономірності руху. Це може бути викликано або великим рівнем шуму в сигналі, або перебуванням породжуємого процесу в несталому режимі, або розмірність фазового простору процесу більше 3.

Розрахунки, виконані за допомогою програми Fractan [167], дозволили визначити для тренда РР його кореляційну ентропію  $K_C$ , кореляційну розмірність  $D_C$  і показник Херста (рис. 3.3).

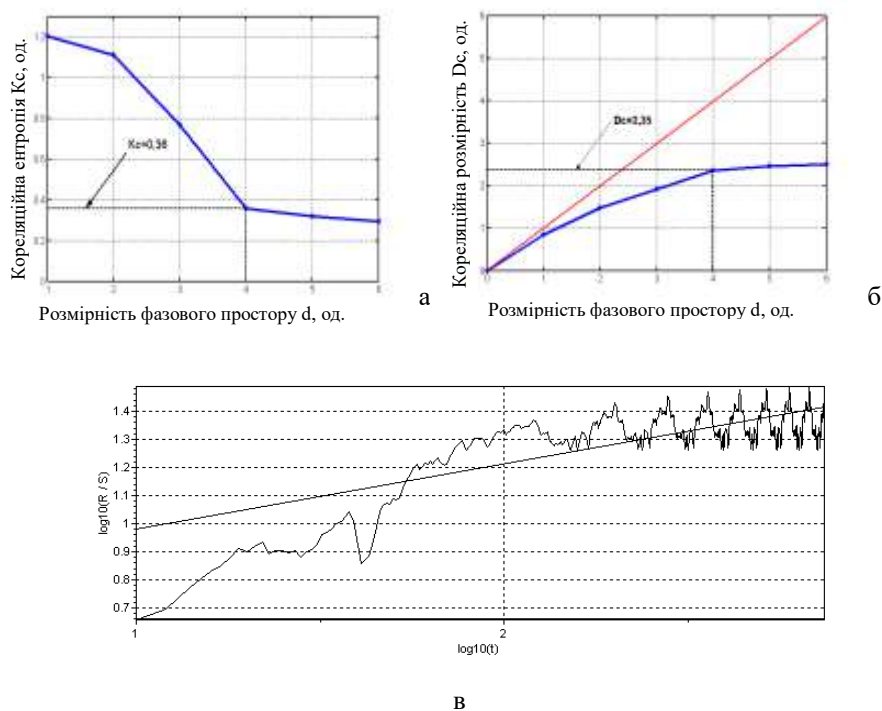


Рис. 3.3. Кореляційні ентропія (а) і розмірність (б), а також показник Херста (в) для тренда РР ( $\Delta t = 30$  мин)

Їх значення для ДП-6 НТМК склали:  $K_C = 0,36$ ,  $H = 0,23$  і  $D_C = 2,35$ . При цьому, інтервал точної передбачуваності (глибина точного прогнозу) згідно (2.29) склали  $T_C = 4,46$  такту (тривалістю  $\Delta t = 30$  мин). На більше часу можливо тільки статистичне прогнозування, глибина якого залежить від кореляційної функції процесу [159].

Для визначення розмірності  $d$  фазового простору (глибини пам'яті) тренду РР за виразом (2.26) обчислена її оцінка зверху  $d \leq 5,7 \approx 6$ , а для оцінки знизу аналізувалася залежність  $D_C(d)$ , представлена на рис. 3.3, б.

Розмірність  $d$ , починаючи з якої  $D_C$  перестає змінюватися, є мінімальною розмірністю вкладення аттрактора (стану породжує системи), тобто найменша ціла розмірність фазового простору, яка містить весь аттрактор.

З рис. 3.3, б випливає, що кореляційний розмірність практично перестає збільшуватися (входить в насичення) при розмірності фазового простору  $d \geq 4$ . Таким чином отримуємо, що  $4 \leq d \leq 6$ .

Показник Херста дозволяє класифікувати часові ряди і визначать еволюцію їх породжуючих систем. Його отримане значення  $H = 0,23 < 0,5$  характеризує тренд РР, як ергодичний мінливий процес, що складається з частих спадів-підйомів. Тобто збільшення (зменшення) значень процесу в минулому означає їх можливе зменшення (збільшення) в майбутньому.

### 3.1.3. Інтелектуальне прогнозування тренду рівня розплаву доменної печі

Відповідно до методики ідентифікації нелінійних динамічних процесів (див. п. 2.3.2) другим етапом ідентифікації є реконструкція моделі процесу, що породжує тренд РР ДП.

При цьому здійснюється вибір типу прогнозуючого АФА (з його базисними функціями і параметрами), які оптимальним чином налаштовуються під експериментальні сигнали (часові послідовності) згідно прийнятому критерію точності.

Для прогнозування тренда РР використовувалися лінійний (Лін), нейронечіткий (Anfis), нейровейвлетний (НВ) і нейромережевий (НМ) АФА, розглянуті в п. 2.3.1.

В якості Лін АФА використовувався адаптивний КІХ-фільтр 8-го порядку з нормалізованим градієнтним алгоритмом [119] і кроком адаптації, рівним 0,75.

В НВ АФА [155] використовувалися вейвлети типу сімлет п'ятого порядку з двома рівнями розкладання і каскадною НМ з 32 нейронами в прихованому шарі з сигмоїдальною функцією активації і 1 лінійним нейроном у вихідному шарі.

Для побудови інших нелінійних АФА використовувалася структура Вінера-Гаммерштайна (див. рис. 2.11) з кількістю ліній затримок на вході (глибиною пам'яті), що дорівнює розмірності фазового простору тренда РР  $d = 4$ , визначеної в п. 3.1.2.

В якості нейронечіткого (Anfis) АФА використовувалася система нечіткого виведення структури Сугено [122] з колоколоподібною функцією приналежності і 15 епохами навчання.

У НМ АФА використовувалася каскадна НМ прямого поширення [122] з 64 нейронами в прихованому шарі з сигмоїдальною функцією активації і 1 лінійним нейроном у вихідному шарі, а кількість циклів навчання становила не більше 300.

Моделювання здійснювалося в середовищі Matlab за допомогою розроблених програм (додаток В).

Вихідна послідовність тренда РР розбивалася порівну на навчаючу і перевірочну послідовності, а в якості критерію оптимізації використовувалася відносна середньоквадратична помилка  $\varepsilon$  між реальними і прогнозованими значеннями тренда РР в перевірочній послідовності.

Моделювання АФА виконувалося з глибиною прогнозу до 40 тактів ( $40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 30 \text{ мин} = 1200 \text{ мин} = 20 \text{ час}$ ).

Результати моделювання представлені в табл. 3.1 і на рис. 3.4.

У табл. 3.1 наведені значення відносної помилки  $\varepsilon$  на глибину прогнозу  $n = 10 \text{ тактов}$ , необхідної для компенсації запізнювання по каналах управління (див. вираз (3.9)) і на інтервал точної передбачуваності

$T_c = 4,46$  такта. Крім того, наведені витрати часу на навчання (адаптацію) розглянутих АФА, нормовані за кількістю тактів прогнозування (глибині прогнозу).

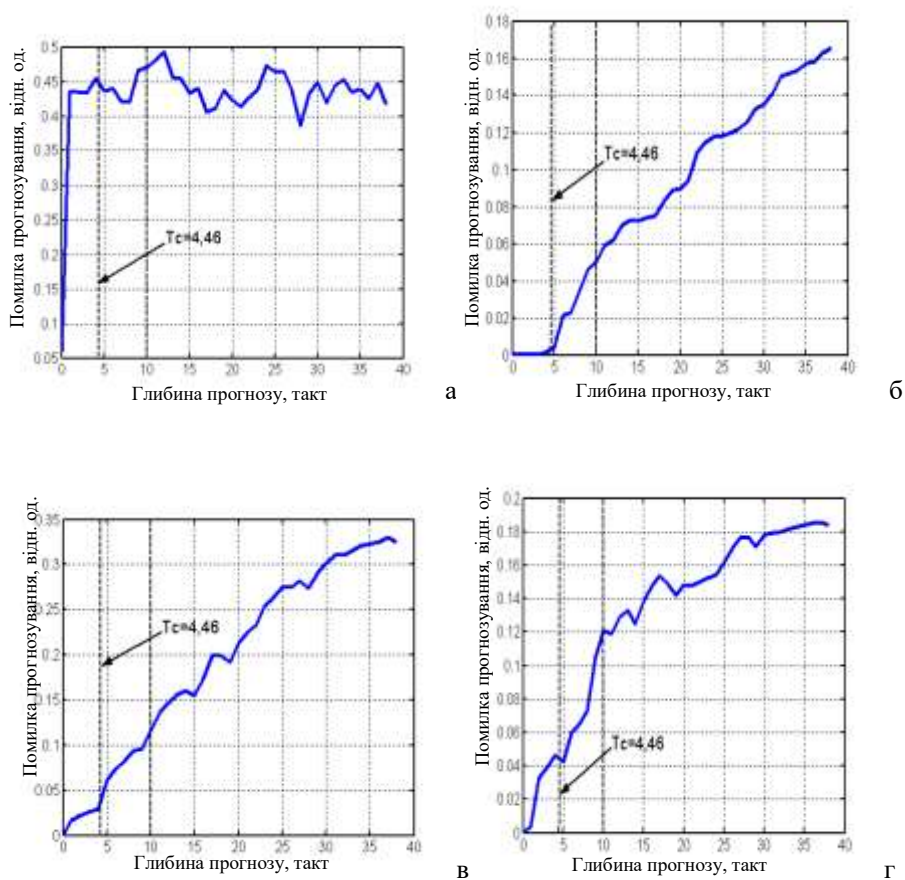


Рис. 3.4. Залежність помилки прогнозу тренда РР від її глибини для різних АФА: лінійного (а), нейронечіткого (б), нейровейвлетного (в) і нейромережевого (г)



Таблиця 3.1

Помилки прогнозу і час навчання для різних АФА

Тип АФА	Лін	Anfis	НВ	НМ
Помилка прогнозу на 10 тактів, $T_C, \%$	47,1/43,6	5,21/0,42	11,6/6,13	12,1/4,25
Час навчання, с/такт	0,13	4,55	4,46	13,9

В результаті моделювання встановлено, що тренд РР породжується істотно нелінійним процесом, оскільки нелінійні АФА мають відносно невеликі помилки прогнозування, а лінійний АФА практично непрацездатний (його помилка прогнозування становить  $\varepsilon > 40\%$  - см. рис. 3.4, а).

Серед нелінійних Anfis перевершує НМ АФА по точності прогнозування, при цьому НМ АФА вимагає в 3 рази більше часу на його навчання.

При цьому, Anfis і НВ АФА мають практично однаковий час навчання, але НВ АФА більш, ніж в 2 рази поступається Anfis по точності.

Таким чином, найменшу помилку прогнозування тренда РР має Anfis АФА і при цьому вимагає небагато часу на своє навчання.

Статистична перевірка по непараметричному критерію знаків [168] показала, що прогнозування за допомогою Anfis АФА адекватно з ймовірністю 0,99 розглянутої експериментальної реалізації тренда РР при глибині прогнозу до  $n = 10$  тактов.

## 3.2. Структура і алгоритм роботи інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням

### 3.2.1. Структура системи управління тепловим станом доменної печі

Нехай динаміка ОУ (ТС ДП) описується нелінійним різницевим рівнянням [169], аналогічним (2.1):

$$\bar{x}[k+n] = F\{x[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k], k\}; k = \overline{k_j, k_{j+1}-1}, j = 0, 1, 2, \dots, \quad (3.11)$$

де  $F$  - узагальнена функція (алгоритм) перетворення;  $\bar{x}[k], u[k], w[k], \xi[k], a[k]$  - вектори (матриці) оцінки стану ОУ (тренда УР  $\hat{U} \in \hat{x}$  відповідно до (2.4)), його управління, обурення, шумів і параметрів до поточного часу  $k$ ;  $k_j, k_{j+1}$  - початкові такти послідовних етапів (циклів) управління;  $n$  - необхідна глибина прогнозу для компенсації чистого запізнювання по каналу управління і часу на синтез управління.

У п. 2.1 зазначалося, що адаптивні САУ, в яких невиващення априорної інформації заповнюється за рахунок відповідної обробки поточної інформації, дозволяють скоротити терміни проектування, налаштування і випробувань, а також забезпечити ефективне управління в умовах збурень і неконтролюємості змін властивостей ОУ [110, 112]. При цьому, в безпошукових адаптивних САУ попередньо проводиться ідентифікація ОУ, а потім, знаючи параметри ОУ, обчислюються коефіцієнти регулятора.

Оскільки ТС ДП має значні запізнювання по каналах управління, то для їх компенсації використовуються прогноуючі моделі ОУ, реалізуються за допомогою АФА (див. п. 2.3.1).

Пропонована САУ ТС ДП (рис. 3.5) складається з двох локальних підсистем (контурів), що реалізують управління зверху (режимом завантаження) і знизу (режимом дуття).

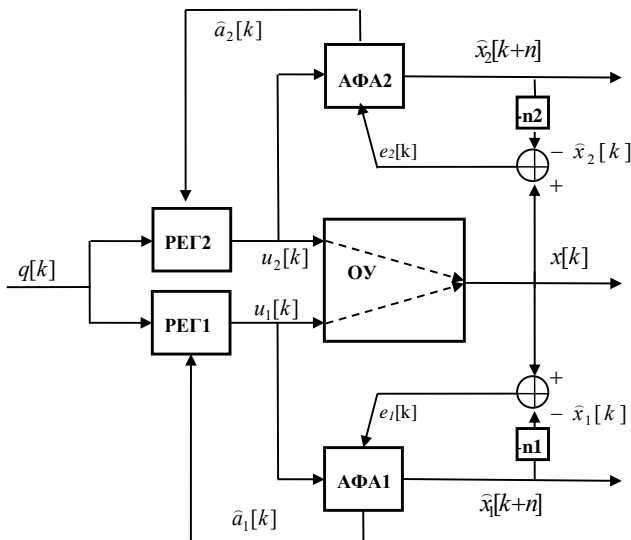


Рис. 3.5. Структура САУ тепловим станом доменної печі

Тут блоки і параметри з індексом 1 відповідають локальному контуру управління знизу, а з індексом 2 - контуру управління зверху. При цьому вимагаємі глибини прогнозу і визначаються через запізнювання за цими каналам відповідно до вираження (3.9).

У цій САУ по заданому значенню  $q[k]$  регулятори РЕГ1 і РЕГ2, параметри яких скориговані за результатами ідентифікації ОУ за допомогою адаптації коефіцієнтів  $\hat{a}_1[k], \hat{a}_2[k]$  АФА1 і АФА2 (див. п. 2.3.1), виробляють керуючі впливи  $u_1[k]$  і  $u_2[k]$ , що впливають на стан ОУ.

Як зазначалося в п. 2.1 адаптивні САУ ТС ДП повинні будуватися як оптимальні в сенсі якості управління, що, в основному, виражається в точності відтворення задаючих впливів:

$$J = \|q[k] - x[k]\| \rightarrow \min \quad (3.12)$$

де, відповідно до (2.2),  $\hat{U} \subset x$  і  $\{U^3, \Delta U^3\} \subset q$  - оцінка тренда РР і його задані значення, відповідно.

Для ідентифікації ОУ знайшли поширення безошуківі алгоритми параметричної ідентифікації з адаптивною моделлю, орієнтовані на функціонування в реальному масштабі часу, до яких відносяться, наприклад, градієнтні алгоритми [110, 129]. Процес ідентифікації при цьому полягає у адаптації параметрів  $a$  за величиною функціоналу помилки  $J_e$  між реальним виходом і відгуком моделі (градієнтом функціонала у просторі параметрів):

$$\hat{a}[k] = \hat{a}[k-1] - K_a \cdot \nabla_{\hat{a}} J_e \{x[k], \hat{x}[k], k\}, \quad (3.13)$$

де  $\hat{a}[k]$  - оцінка вектора адаптуючихся параметрів в поточному такті;  $\nabla_{\hat{a}} = (\partial / \partial \hat{a})^T$  - символ градієнта;  $K_a$  - задана матриця коефіцієнтів.

Тут функціонал помилки  $J_e$  має, зазвичай, квадратичний вид:

$$J_e = E\{e[k]^2\} = E\{x[k] - \hat{x}[k]\}^2 \quad (3.14)$$

де  $E$  - математичне очікування,  $e[k] = x[k] - \hat{x}[k]$  - помилка.

АФА (модель ОУ) стає оптимальним при  $\hat{a} = a_{opt}$ , коли  $J_e = 0$ , тоді задача адаптації полягає в знаходженні оптимальних коефіцієнтів шляхом ітеративного визначення градієнта поверхні мінімальної середньоквадратичної помилки (3.14).

Оскільки АФА, що реалізуються за допомогою використання Anfis і НМ (див. п.п. 2.3.1 і 3.1.3), здійснюють векторну обробку даних, то облік контролюємих збурень  $w[k]$  у натуральному вираженні (3.11) не викликає принципових труднощів (їх облік збільшує розмірність вхідних даних АФА, не

змінюючи алгоритм обробки), то далі при синтезі управління облік контрольованих збурень не розглядається.

При реалізації САУ ТС ДП можуть використовуватися регулятори різних типів (РЕГ1 і РЕГ2 на рис. 3.5), як оригінальні (самоналагоджувальні), так і стандартні (ПІ, ПІД і ін.).

### 3.2.2. Локальна САУ з самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю

Для автоматичного управління в умовах обмеженої апріорної інформації пропонується самоналагоджувальна система з інтелектуальним прогнозуванням виходу ОУ за допомогою АФА, структура якої приведена на рис. 3.6 [169, 170].

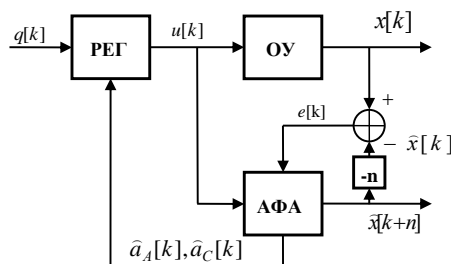


Рис. 3.6. Структура САУ з самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю

Відповідно до класифікації [110] - це адаптивна САУ з ідентифікацією ОУ шляхом настройки його моделі або, іншими словами, безпошукова адаптивна система непрямого адаптивного управління з еталонною навченою моделлю.

ОУ і регулятор (РЕГ) утворюють основний контур системи, а АФА утворює інформаційний контур і виконує роль еталонної прогнозуючої моделі

(апроксимації) ОУ, по якій коригуються коефіцієнти регулятора. Тобто, це САУ з розімкненим основним і замкнутим інформаційним контурами.

Синтез адаптивного управління в цій САУ на такті  $k$  полягає в:

- адаптації (оцінці) параметрів АФА  $\bar{a}[k]$  за величиною помилки моделі ОУ (3.11) (наприклад, відповідно до (3.13) за градієнтом функціонала (3.14)), а потім обчисленню по адаптованому АФА прогнозу виходу ОУ  $\bar{x}[k+n]$ ;
- обчисленні за завданням на наступний такт управління  $q[k+1]$  помилки управління:

$$\varepsilon[k] = q[k+1] - \bar{x}[k+n] \quad (3.15)$$

і визначенні по ній значення управління  $u[k]$ , яке потім реалізується на ОУ.

Відомо [110], що для нелінійного ОУ завдання керованості зводиться до задачі розв'язання нелінійних рівнянь цих ОУ, а здатність до адаптації основного контуру забезпечується якістю адаптації моделі ОУ (малим значенням  $J_\varepsilon$ ), що реалізує його параметричну інваріантність і є структурною характеристикою основного контуру, яка виражає компенсацію впливу параметричних збурень на динамічні характеристики ОУ.

Розглянемо більш детально процедуру визначення управління  $u[k]$ . Ціллю управління є забезпечення нульової помилки  $\varepsilon^*[k] = q[k+1] - x[k+n] = 0$ , де  $x[k+n]$  - відповідний завданню  $q[k+1]$  вихід ОУ. При цьому, оскільки сигнал  $x[k+n]$  в момент часу  $k$  не стежиться, то використовується його оцінка (прогноз) по АФА  $\bar{x}[k+n]$ , що згідно (3.12) відповідає критерію управління для стохастичного ОУ:

$$J_\varepsilon = E\{(\varepsilon[k])^2\} = E\{(q[k+1] - \bar{x}[k+n])^2\} \rightarrow \min \quad (3.16)$$

Тоді значення управління  $u[k]$  з урахуванням (3.11) і (3.15) визначається з рівняння:

$$E\{(q[k+1] - F\{x[k], u[k], \xi[k], a[k], k\})^2\} = 0 \quad (3.17)$$

що відповідає мінімуму функціоналу (3.16) і є завданням мінімізації функції однієї змінної ( $u[k]$ ).

Рішення (3.17) щодо  $u[k]$  залежно від виду функції  $F$  знаходиться відомими аналітичними або чисельними методами [110, 171].

При лінійно вхідному управлінні в моделі (3.11) визначення управління не вимагає додаткового залучення спеціальних методів. Так, нехай модель ОУ (3.11) може бути представлена у вигляді рівняння з лінійно вхідним керуванням:

$$\bar{x}[k+n] = A\{x[k], \bar{a}_A[k]\} + C\{x[k], \bar{a}_C[k]\} \cdot u[k] \quad (3.18)$$

де  $A$ - функція частини ОУ, інваріантної до управління (функція автономного руху ОУ);  $C$ - функція чутливості управління;  $\bar{a}_A[k]$ ,  $\bar{a}_C[k]$ - вектори налаштовувальних (адаптованих) параметрів функцій  $A$  і  $C$ , відповідно.

Якщо параметри  $\bar{a}_A[k]$ ,  $\bar{a}_C[k]$  відомі (адаптовані, наприклад, в залежності до (3.13), (3.14)), то керуючий вплив на поточному такті визначається згідно (3.18) за рівнянням регулятора (при  $x[k+n] = q[k+1]$  і  $\bar{x}[k+n] \approx x[k+n]$ ), яке має вигляд:

$$u[k] = \frac{q[k+1] - A\{x[k], \bar{a}_A[k]\}}{C\{x[k], \bar{a}_C[k]\}} \quad (3.19)$$

ОУ загального вигляду (3.11) може бути приведений до форми (3.18) різними способами [110, 112, 172]. По-перше, якщо синтезовані управління

мають малий діапазон зміни  $\Delta u$  навколо значення  $u^0$ , то шляхом лінеаризації функції  $F$  по  $u$  вираз (3.11) можна записати як:

$$\bar{x}[k+n] = F\{x[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\} + (\partial F / \partial u)_{u=u^0} \cdot \Delta u \quad (3.20)$$

де  $A\{x[k], \hat{a}_A[k]\} = F\{x[k], u^0[k], \xi[k], a[k], k\}$  і  $C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} = (\partial F / \partial u)_{u=u^0}$  відповідно до (3.18).

Однак, при такому підході звужується діапазон керуючих впливів і, відповідно, знижується ефективність управління.

Більш продуктивним є спосіб, коли управлінням є не керуючий вплив, а його швидкість (зміна значення керуючої координати на поточний такт) [112]:

$$u^*[k] = u[k] - u[k-1] \quad (3.21)$$

Тоді модель (3.11) з урахуванням (3.21) набуває розширений вигляд:

$$\begin{bmatrix} \bar{x}[k+n] \\ u[k] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ u[k-1] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ I \end{bmatrix} \cdot u^*[k] \quad (3.22)$$

або більш компактно

$$\bar{x}[k+n] = \bar{A} + \bar{C} \cdot u^*[k] \quad (3.23)$$

де  $I$  - одинична матриця;  $\bar{x}[k+n] = \{\bar{x}[k+n], u[k]\}^T$ ;  $\bar{A} = \{F, u[k-1]\}^T$ ;  $\bar{C} = \{0, I\}^T$ ;  $\{\hat{a}_A, \hat{a}_C\} \subset \hat{a}$ ;  $n \geq 1$ .

Цей спосіб призводить до розширення фазового простору і, в загальному випадку, вимагає переформулювання функціоналу (3.16), але не знижує ефективність управління.



Остаточно розширене рівняння регулятора відповідно до (3.19) і (3.23) має вигляд:

$$u^*[k] = (\bar{q}[k+1] - \bar{A}) \cdot \bar{C}^{-1} \quad (3.24)$$

де  $\bar{q}[k+1] = \{q[k+1], u[k]\}^T$ .

### 3.2.3. Локальна адаптивна САУ з ПІД-регулятором і прогнозуючої моделлю

Пропорційно-інтегрально-диференціальні регулятори (ПІД-Р) широко використовуються в системах управління технологічними процесами, включаючи, нелінійними ОУ [20, 110]. Їх перевагами є швидкодія, відгук як на відхилення, так і на швидкість зміни керованої координати.

Структура адаптивної САУ з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю у вигляді АФА приведена на рис. 3.7 [169, 170]. Це замкнута САУ як по основному, так і по інформаційному контурам.

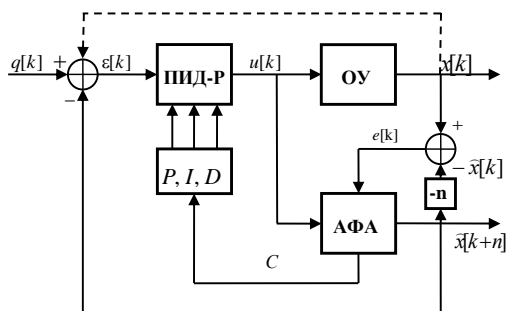


Рис. 3.7. Структура адаптивної САУ з ПІД-регулятором і прогнозуючої моделлю

Синтез адаптивного управління в цій САУ також включає процедуру обчислювання прогнозу  $\hat{x}[k+n]$  по адаптованій моделі ОУ, яка аналогічна розглянутої вище, і процедуру визначення керуючого впливу  $u[k]$ , яка має певні особливості.

ПДД-регулятор реалізує закон управління у вигляді ідеалізованого рівняння [173]:

$$u(t) = K_p \cdot \varepsilon(t) + K_I \cdot \frac{1}{T_I} \int_0^t \varepsilon(t) dt + K_D \cdot T_D \frac{d\varepsilon(t)}{dt} \quad (3.25)$$

де  $K_p, K_I, K_D$ - коефіцієнти посилення ПДД-каналів;  $T_I, T_D$ - постійні часу інтегрального і диференціального каналів;  $\varepsilon(t)$ - помилка управління.

Відповідно до (3.25) дискретне рівняння ПДД-регулятора має вигляд:

$$u[k] = u[k-1] + P[k] \cdot (\varepsilon[k] - \varepsilon[k-1]) + I[k] \cdot \varepsilon[k] + D[k] \cdot (\varepsilon[k] - 2\varepsilon[k-1] + \varepsilon[k-2]) \quad (3.26)$$

де  $\varepsilon[k]$ - помилка управління (3.15), а параметри  $S = \{P, I, D\}$  відповідають коефіцієнтам  $K_p, K_I, K_D$  в вираженні (3.25).

Таким чином, процедура визначення керуючого впливу  $u[k]$  в цій САУ полягає в знаходженні значень параметрів  $S$ , які згідно (3.26) визначають значення керуючого впливу  $u[k]$ , що є рішенням рівняння (3.17) і відповідного мінімуму функціоналу (3.16). Це є завданням мінімізації функції кількох змінних. При цьому, рішення (3.17) щодо  $S$  залежно від виду функції  $F$  знаходиться відомими аналітичними або чисельними методами [110, 171].

Так, наприклад, при задоволенні вимог по використанню градієнтних методів (гладкість функції  $F$  і її диференційність) мінімуму функціоналу (3.16) з урахуванням (3.26) відповідає:

$$\partial J_\varepsilon[k] / \partial S[k] = 0; \quad S[k] = \{P[k], I[k], D[k]\}, \quad (3.27)$$

звідки поточні значення параметрів  $S[k]$  визначаються (адаптуються) аналогічно виразу (3.13):

$$S[k] = S[k-1] - \alpha_S \cdot \partial J_\varepsilon[k] / \partial S[k] \quad (3.28)$$

де  $\alpha_S = \{\alpha_P, \alpha_I, \alpha_D\}$  - коефіцієнти настройки ПД-каналів.

Для моделей ОУ з лінійно вхідним управлінням (3.18), вираз (3.28) відповідно до (3.26) набуває вигляду:

$$P[k] = P[k-1] + \alpha_P \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot (\varepsilon[k] - \varepsilon[k-1]) \quad (3.29)$$

$$I[k] = I[k-1] + \alpha_I \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot \varepsilon[k] \quad (3.30)$$

$$D[k] = D[k-1] + \alpha_D \cdot \varepsilon[k] \cdot C\{x[k], \hat{a}_C[k]\} \cdot (\varepsilon[k] - 2\varepsilon[k-1] + \varepsilon[k-2]) \quad (3.31)$$

### 3.3. Оцінка якості адаптивної САУ тепловим станом доменної печі

Оцінка якості виконувалася шляхом оцінки точності локальних САУ за допомогою моделювання з використанням розроблених програм (додаток Д).

В якості моделей ОУ використовувалися: послідовно з'єднані аперіодична ланка з запізненням і безінерційна квадратична ланка (PIT2) - структура Вінера-Гаммерштайна [110], нелінійна динамічна модель теплопередачі (NLD) [130], а також моделі каналів управління зверху (PITtop) і знизу (PITbat) у вигляді лінійних аперіодичних ланок із запізненням [20, 52].

З особливостей ДПР глибина прогнозу по каналах управління зверху прийнята  $n_2 = 10$  такта, а по каналу управління знизу -  $n_2 = 3$  такта. При цьому, глибина пам'яті відповідно до результатів, отриманими в п. 3.1.2, прийнята рівною 4 тактів.

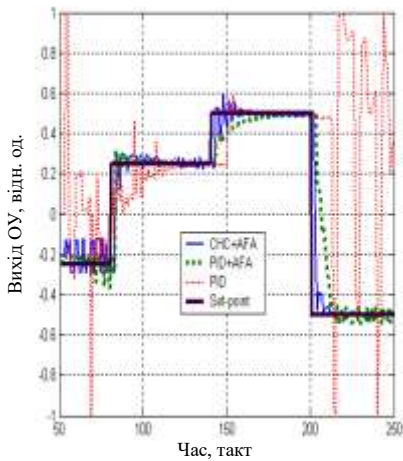
В якості завдання (Set-point) використовувалася ступінчаста функція Хевісайда, а час спостереження становив 256 тактів (близько 5 діб при обраному інтервалі управління). Не стаціонарність ОУ становила 10 ... 20% від номінальних значень їх параметрів за час спостереження.

Для прогнозування стану ОУ використовувався АФА (AFA) у вигляді Anfis з колоколоподібною функцією приналежності, 2 рівнями розкладання по входах і 15 епохами навчання [122].

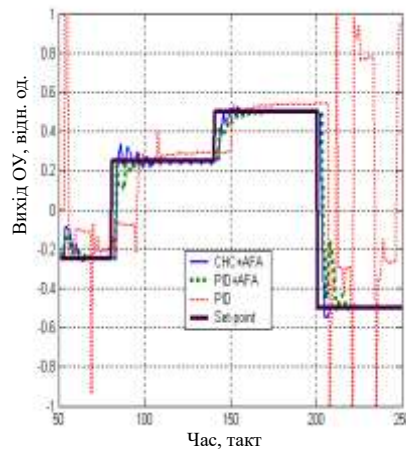
Моделювалася робота адаптивної САУ з самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючої моделлю (СНС + АФА), адаптивної САУ з ПД-регулятором і прогнозуючої моделлю (PID + АФА), а також САУ з ПД-регулятором без прогнозування стану ОУ (PID).

Для вирішення оптимізаційної задачі (3.16), (3.17) в системі СНС + АФА використовувався метод золотого перетину, а в системах з ПД-регулятором - симплекс-метод Нелдера-Міда (Nelder-Mead) [165]. В якості міри точності прогнозування та управління використовувалися відносні середньоквадратичні помилки  $\bar{\epsilon}$  і  $\bar{\epsilon}$ , відповідні виразами (3.14) і (3.16).

Результати управління ОУ за допомогою розглянутих САУ наведені на рис. 3.8, а значення помилок прогнозування та управління ОУ - в таблиці 3.2.



а



б

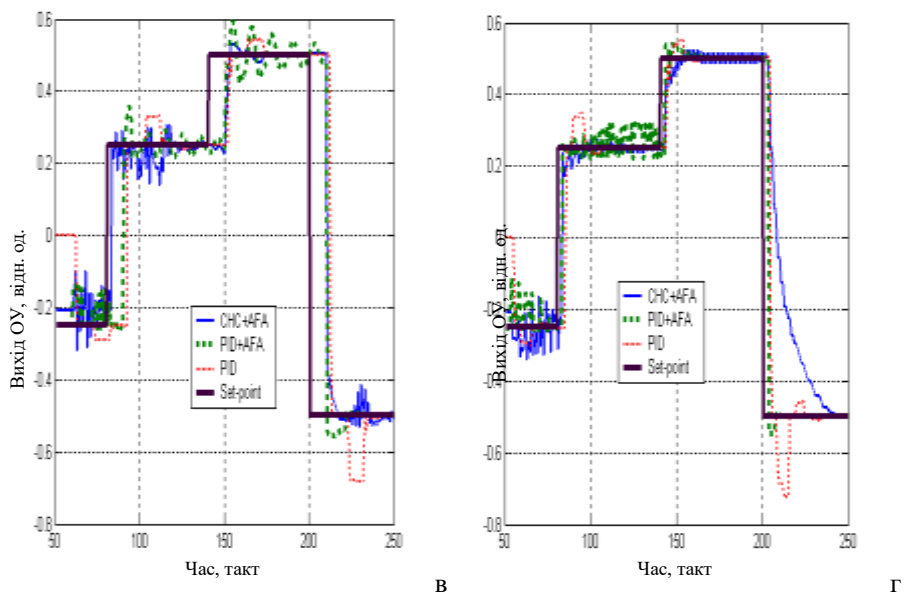


Рис. 3.8. Результати управління нелінійними ОУ: PIT2 (а) і NLD (б), а також лінійними ОУ: PIT<sub>top</sub> (в) і PIT<sub>bat</sub> (г)

Таблиця 3.2

Помилки прогнозування та управління ОУ

Об'єкт управління	Помилка прогнозування $\bar{e}$ , відн. од.		Помилка управління $\bar{\varepsilon}$ , відн. од.		
	Шум = 0	Шум = 0,1	CHC+AFA	PID+AFA	PID
	PIT2	0,019	0,024	0,028	0,047
NLD	0,017	0,026	0,023	0,029	0,187
PIT <sub>top</sub>	0,055	0,087	0,085	0,093	0,102
PIT <sub>bat</sub>	0,024	0,058	0,081	0,064	0,068

Помилки прогнозування ОУ розраховувалися при рівнях шумів вимірювань, рівних 0 і 0,1 від рівня вхідного впливу.

В результаті моделювання визначено, що точність прогнозу за допомогою АФА на основі Anfis для нелінійних ОУ (PIT2 і NLD) в 1,5 ... 3,2 рази вище, ніж для лінійних (PIT<sub>top</sub> і PIT<sub>bat</sub>) і зі збільшенням шуму вимірювання змінюється незначно.

Аналіз результатів управління свідчить, що для нелінійних ОУ системи з інтелектуальним прогнозуванням (СНС + АФА і PID + АФА) мають в 4 ... 7 разів меншу помилку управління, ніж САУ без прогнозування (PID). При цьому система СНС + АФА має, в цілому, більшу точність, ніж система PID + АФА, а система PID має перерегулювання більше 150%. Для лінійних ОУ якість розглянутих САУ є порівнювальною.

Статистична перевірка за критерієм знаків [168] показала значимість отриманих висновків.

В цілому помилки управління визначаються помилками прогнозування. Предназначення АФА покращує збіжність алгоритмів адаптації і, відповідно, забезпечує зниження помилки управління.

Час синтезу управління на один такт прогнозу при обчисленні на процесорі Pentium IV складає: для СНС + АФА - 1,4 ... 2,7 с; для PID + АФА - 3,6 ... 4,7 с і для PID - 0,07 ... 0,13 с, що не вносить часових обмежень на застосування цих систем в контурах керування ТС ДП.

### **3.4. Висновки по розділу 3**

1. Обґрунтовано значення інтервалу керування ТС ДП, що враховує динамічні параметри каналів управління і спектральні властивості сигналів ОУ. Це дозволило на основі методів нелінійної динаміки ідентифікувати показники тренда РР, що характеризує ТС ДП.

2. Встановлено, що тренд РР породжується істотно нелінійним процесом, для прогнозування якого найбільш ефективним є АФА на основі Anfis (помилка менше 6% для глибини прогнозу в 10 тактів).

3. Розроблена адаптивна САУ з інтелектуальним прогнозуванням стану ОУ з використанням локальних адаптивних САУ з самоналагоджувальними і ПД регуляторами, які забезпечують якісне управління складними багатозв'язними ОУ з середовищем функціонування що збурюється.

4. Встановлено, що для нелінійних моделей ТС ДП пропонувані САУ забезпечують помилки прогнозування стану ОУ на рівні 0,02 ... 0,03 і помилки управління на рівні 0,02 ... 0,05, що відповідає технологічним вимогам.

5. Вперше розроблено адаптивна САУ з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи для реалізації управління зверху і знизу з самоналагоджувальним і ПД регуляторами, які забезпечують підвищення точності керування ТС ДП.

**РОЗДІЛ 4**  
**ТЕХНІЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ УПРАВЛЯЮЧОЇ**  
**СИСТЕМИ АДАПТИВНОЇ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ ДОМЕННОЇ**  
**ПЕЧІ**

**4.1. Технічна реалізація інформаційної управляючої системи для САУ**  
**тепловим станом доменної печі**

**4.1.1. Оцінка тренда рівня розплаву доменної печі**

У пункті 3.1.1 за експериментальними даними визначено, що середній час між випусками чавуну складає  $\bar{t}_c = 155$  мин. Тоді, тренд представляє собою значення РР ДП, усереднені за цим часом  $\bar{t}_c$ .

Одним з ефективних способів усереднення сигналів є їх низькочастотна фільтрація, що реалізується, наприклад, за допомогою лінійних цифрових фільтрів нижніх частот (ФНЧ) [147].

Очевидно, що для такого ФНЧ частота зрізу становить  $f_{cp} = \bar{t}_c^{-1}$ , а період дискретизації сигналу повинен дорівнювати інтервалу управління ТС ДП  $\Delta t = 30$  мин (див. п. 3.1.1).

Розробка фільтру полягає [147] у визначенні його структури, розрахунку коефіцієнтів, аналізі впливу кінцевої розрядності, а також у визначенні програмно-апаратної реалізації фільтра.

Виберемо цифровий ФНЧ зі структурою з НІХ, оскільки вона володіє більшою простотою і гнучкістю при реалізації в порівнянні з КІХ. При цьому, як тип фільтра виберемо фільтр Баттерворта, який має рівномірну амплітудно-частотну характеристику (АЧХ) і лінійну фазо-частотну характеристику (ФЧХ) в смузі пропускання [174].

В результаті розрахунків в середовищі Matlab за допомогою пакета Filter Design [165] прийняті рішення та отримані результати, викладені нижче [175].



Для зручності моделювання був введений масштаб часу  $M_t = \Delta t / 1c = 1800$ , тоді умовний інтервал дискретизації дорівнює  $\Delta t^y = \Delta t / M_t = 1c$ , а умовна частота зрізу становить  $f_{cp}^y = M_t / \bar{t}_c \approx 0,2 \text{ Гц}$ .

Таким чином, для повернення до шкали реального часу необхідно умовний час помножити на  $M_t$ , а для отримання реальної частоти - умовну частоту розділити на  $M_t$ .

Порядок цифрового ФНЧ прийнятий рівним 8. Його структура складається з чотирьох однакових, послідовно з'єднаних секцій другого порядку (рис. 4.1), а значення його коефіцієнтів наведені в табл. 4.1.

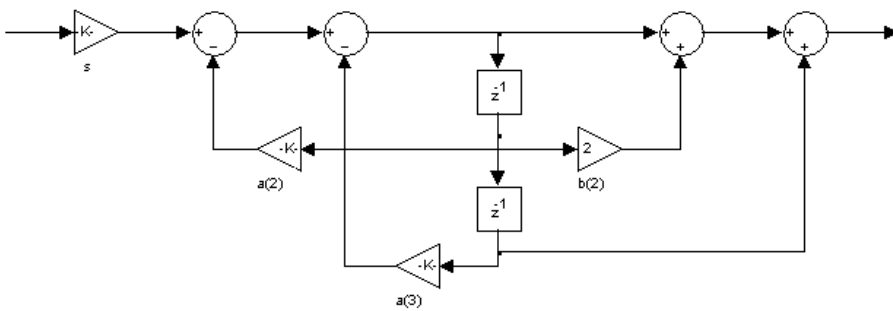


Рис. 4.1. Структура секції цифрового ФНЧ

Таблиця 4.1

Коефіцієнти цифрового ФНЧ

Секция	Кoeffициенты						
	s	a(1)	a(2)	a(3)	b(1)	b(2)	b(3)
1	0.002271840	1	-0.319763902	0.034777724	1	2	1
2	0.002271840	1	-0.345121039	0.116835143	1	2	1
3	0.002271840	1	-0.404372288	0.308576213	1	2	1
4	0.002271840	1	-0.521309265	0.686992220	1	2	1

Восьмий порядок цифрового ФНЧ забезпечує його стійкість при реалізації: нулі і полюси його передавальної функції на комплексній площині не виходять за межі одиничного кола (рис. 4.2.а) і його імпульсна перехідна функція обмежена (рис. 4.2.б).

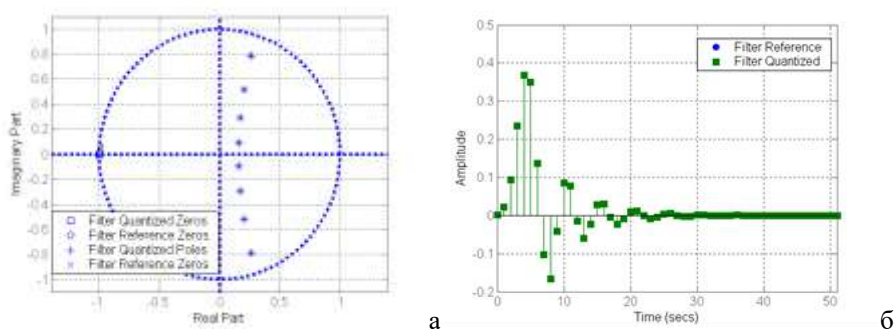


Рис. 4.2. Корені передавальної функції (а) і імпульсна перехідна функція (б) цифрового ФНЧ

Крім того, обмежена розрядність (в 16 біт) несуттєво впливає на вигляд його АЧХ (на рис. 4.3.а АЧХ теоретичного фільтра (Reference) і фільтра з обмеженою розрядністю (Quantized) збігаються, також як і їх ФЧХ на рис. 4.3.б).

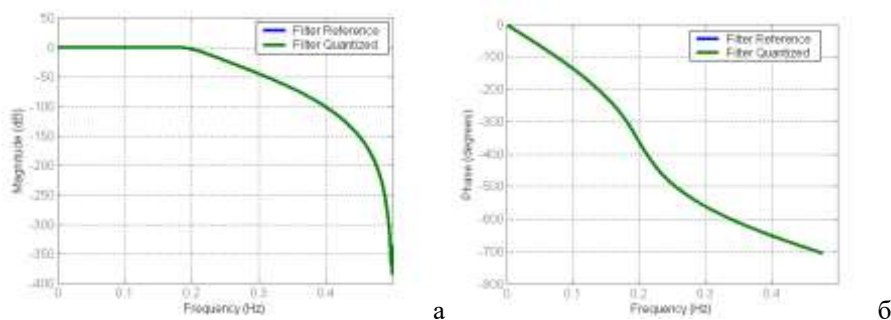


Рис. 4.3. АЧХ (а) і ФЧХ (б) цифрового ФНЧ

Результати фільтрації сигналу РР ДП лінійним цифровим ФНЧ, обчислені за допомогою розробленої програми (додаток Е), представлені на рис. 4.4.

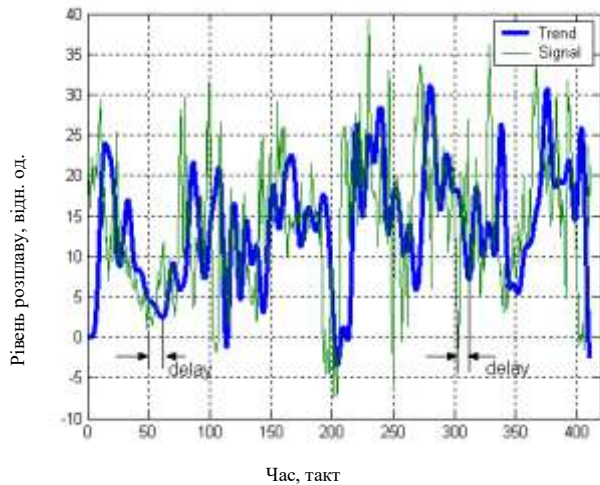


Рис. 4.4. Сигнал РР (Signal) і його тренд (Trend), отримані за допомогою цифрового ФНЧ

Аналіз цього рисунка показує, що між трендом і сигналом є істотний фазовий зсув (затримка), що становить  $delay \approx 20 \cdot \Delta t = 10 \text{ часов}$ .

Наявність фазового зсуву є обов'язковою властивістю фізично реалізуємих часових фільтрів [166]. Разом з тим, цього недоліку позбавлені фільтри з частотним або часо-частотним (вейвлет) перетвореннями. При цьому, в фільтрах з перетвореннями в порівнянні зі згорткою в часовій області в 3,7 рази скорочується обсяг обчислень.

Причому, оскільки сигнал РР ДП нестаціонарен, то для виділення його тренда слід вибрати часо-частотний ФНЧ на базі вейвлет з властивостями ортонормування, компактності і відновлення без втрат [156]. Схема такого фільтру наведена на рис. 4.5.

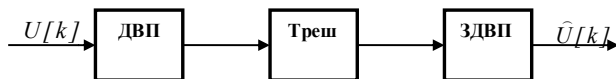


Рис. 4.5. Схема вейвлет ФНЧ

Тут фільтрація ґрунтується на дискретному вейвлет перетворення (ДВП) сигналу, пороговому обмеженні коефіцієнтів вейвлет розкладу - трешолдингу (Треш) і зворотному ДВП (ЗДВП) модифікованих вейвлет коефіцієнтів.

Вейвлет-розкладання сигналу РР  $U[k]$  здійснюється по декількох рівнях деталізації:  $l = \overline{1, L}$ .

Для низькочастотної фільтрації при трешолдингу необхідно відкинути вейвлет коефіцієнти деталізації рівнів розкладання  $l$ , які мають масштаб  $m_l$ , менше середнього часу між випусками чавуну  $m_l < \bar{t}_q$ .

Тоді ЗДВП по вейвлет коефіцієнтів апроксимації та модифікованим коефіцієнтам деталізації формує тренд РР  $U[k]$ .

В результаті розрахунків в середовищі Matlab за допомогою пакета Wavelet Toolbox [165] прийняті рішення та отримані результати, викладені нижче [175].

Оскільки відношення часу усереднення  $\bar{t}_q$  до інтервалу дискретизації  $\Delta t$  становить  $\bar{t}_q / \Delta t \approx 5$ , то кількість рівнів розкладання вейвлет коефіцієнтів деталізації прийнято  $L = 3$ . При цьому, коефіцієнти рівнів розкладання 1 і 2:  $2^1 = 2 < 5$  і  $2^2 = 4 < 5$  обнуляються, а коефіцієнти рівня 3:  $2^3 = 8 > 5$  обмежуються.

В якості базисного вейвлета використовувався сімлет п'ятого порядку.

Вейвлет коефіцієнти сигналу РР і його тренда наведені на рис. 4.6.

Результати фільтрації сигналу РР ДП за допомогою вейвлет ФНЧ, обчислені за розробленою програмою (див. додаток Е), представлені на рис. 4.7.

На цьому рисунку видно, що затримка між сигналом і його трендом відсутня. Крім того, вейвлет ФНЧ в порівнянні з лінійним цифровим ФНЧ володіє кращими згладжуючими властивостями, що видно з рис. 4.8.

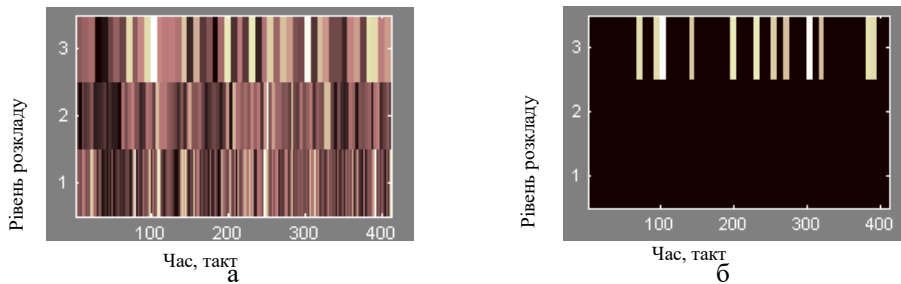


Рис. 4.6. Вейвлет коефіцієнти сигналу РР (а) і його тренда (б)

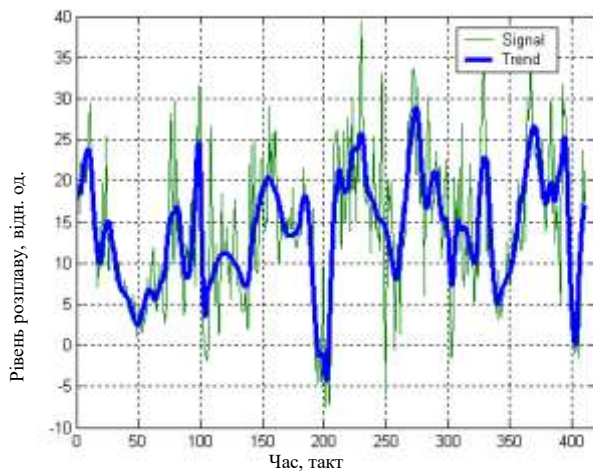


Рис. 4.7. Сигнал РР (Signal) і його тренд (Trend), отримані за допомогою вейвлет ФНЧ

Основою технічної (апаратної) реалізації цифрового і вейвлет ФНЧ є цифровий сигнальний процесор (DSP) типу TMS320VC5509 (Texas Instruments) з ядром TMS320C55x. Така архітектура має високу продуктивність обчислень при низькому енергоспоживанні.

Функціональна схема (рис. 4.9) технічної реалізації ФНЧ складається з аналогової і цифрової частин. Аналогова частина містить датчики тепловмісту металоприймача (датчики РР) розробки ТОВ НВП «Азов-Черметавтоматика» з перетворювачем струм-напруга ( $I / U$ ) і нормалізацією до рівня опірної напруги.

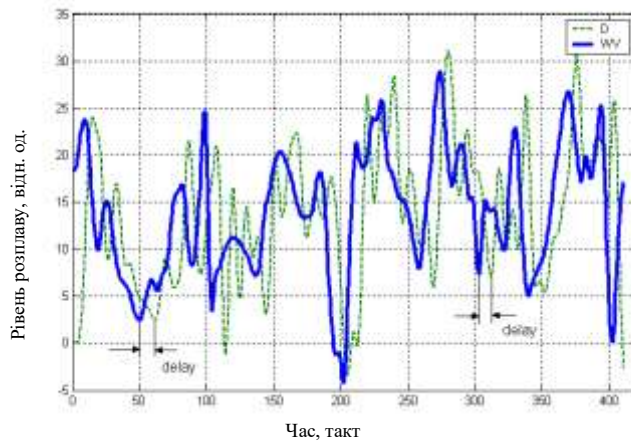


Рис. 4. 8. Тренд РР ДП по лінійному цифровому (D) і вейвлет (WV) ФНЧ

Сигнал перетворювача (U\_in) надходить на вхід AIN0 аналого-цифрового перетворювача DSP, де перетворюється в 16 (17) - бітовий код.

Для зберігання коефіцієнтів цифрових фільтрів використовується мікросхема зовнішньої пам'яті EPROM Flash Koeff, яка підключена до DSP.

В аналогічній пам'яті EPROM Flash Program розміщуються програми обробки сигналів.

Для визначення стану пристрою використовується блок індикації, а для двостороннього зв'язку з зовнішніми системами використовується повнодуплексний послідовний порт (інтерфейс RS-485) з вихідною мікросхемою взаємного перетворення сигналів рівнів TTL і RS.

Вихід живлення пристрою підключений до стабілізатора напруги, котрий забезпечує живлення ядра DSP (1,6 В) і живлення його периферії та інших модулів (3,3 В). Крім того, цей блок формує сигнал скидання Reset для DSP по живленню.

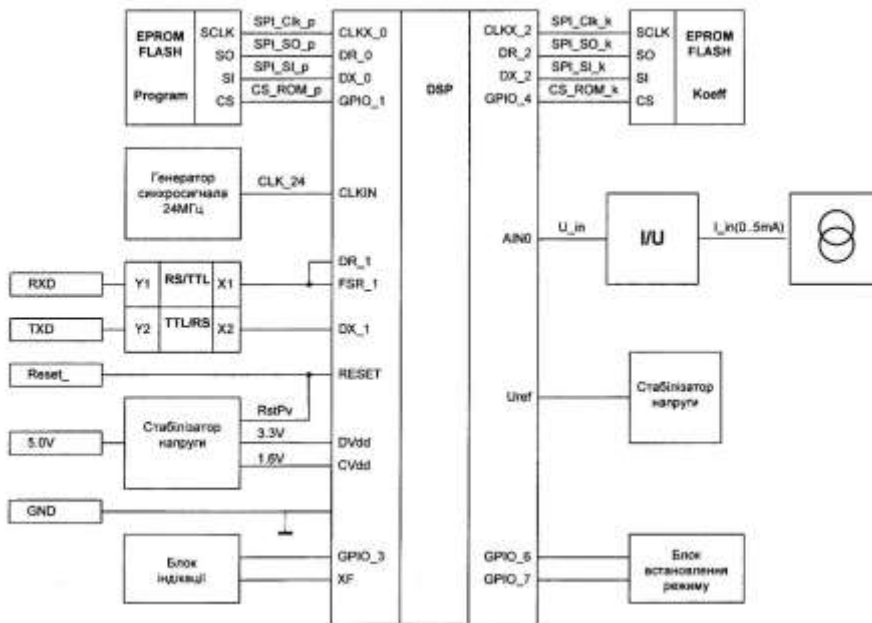


Рис. 4.9. Функціональна схема ФНЧ для виділення тренду РР ДП

#### 4.1.2. Реалізація програм обробки даних і моделювання

Комплекс розроблених програмних засобів для обробки і моделювання в середовищі Matlab запропонованих способів ідентифікації і прогнозування, а також систем управління наведено в додатках Б-Е.

Програма статистичної обробки експериментальних даних (додаток Б) призначена для визначення статистичних характеристик хімічного складу в випусках чавуну і відповідного їм РР ДП (див. додаток А).

За допомогою цієї програми обчислюються спектральна щільність, а також автокореляційна (оператори 22-24) і взаємкореляційна (оператори 27-31) функції експериментальних тимчасових послідовностей.

Регресійний аналіз, здійснюваний вбудованими функціями, дозволяє отримувати рівняння і графіки регресійних залежностей із зазначенням довірчих інтервалів і значень коефіцієнтів взаємної кореляції (оператори 34-37).

У програмі виконуються апроксимації залежностей хімічного складу чавуну на випуск від РР за плавку за допомогою каскадної НМ прямого поширення (оператори 40-46) і нейронечіткої системи виведення Anfis (оператори 53-60). Якість апроксимацій також оцінюється за допомогою регресійного аналізу (оператори 47-50 і 61-64).

Програма ідентифікації та прогнозу (додаток В) призначена (див. п. 3.1) для визначення характеристик сигналу РР, а також для дослідження ефективності прогнозування тренда РР по його експериментальним значенням за допомогою різних типів АФА.

За тимчасової послідовності РР визначаються його кореляційна функція і спектральна щільність, а також величина відносної помилки відсікання (див. п. 3.1.1) в спектрі високочастотних складових (оператори 22-26). У цих обчисленнях використовується підпрограма-функція Rxx\_ (оператори 268-281).

Для прогнозування тренда РР використовувалося супервізорне і пакетне моделювання лінійного АФА (оператори 35-77), нейронечіткого Anfis АФА (оператори 87-138), нейровейвлетного АФА (оператори 149-169 і 182-212), а також нейромережного АФА (оператори 218-265 ). Всі зазначені АФА представлені у вигляді підпрограм-функцій: відповідно LinPredicFnew (оператори 314-329), AnfisAFA (оператори 332-362), WVNNAFAcf (оператори 366-477) і NNcfAFA (оператори 451-489).

При моделюванні варіація глибини прогнозу і рівня шуму здійснювалась за допомогою підпрограми-функції NoiseTauVar (оператори 284-310).

Результати моделювання представлені у вигляді часових реалізацій, кореляційних функцій, спектрів, фазових портретів, графіків і таблиць помилок.

Для перевірки адекватності моделей і значущості отриманих результатів використовується непараметричний критерій знаків (оператори 172-179), таблиці для якого наведені в [168].



Програма моделювання САУ (додаток Д) призначена (див. п.п. 3.2 і 3.3) для оцінки якості адаптивних систем керування ТС ДП шляхом їх моделювання з використанням типових моделей ОУ: структури Вінера-Гаммерштайна PИT2 (оператори 56-63), нелінійної динамічної моделі теплопередачі NLD (оператори 79-85), а також моделей каналів управління ДП зверху PИTtop (оператори 65-70) і знизу PИTbat (оператори 72-77).

При пакетному моделюванні моделі ОУ представляються у вигляді підпрограм-функцій, відповідно PИT2OY (оператори 393-412), NLDOY (оператори 415-432), LinPИTtopOY (оператори 373-390) і LinPИTbatOY (оператори 353-370).

Нестационарність ОУ становила 10 ... 20% від номінальних значень їх параметрів за час спостереження.

Для дослідження моделей ОУ (з відповідними параметрами) попередньо виконувалася їх перевірка на стійкість (оператори 42-54).

Завдання на управління для цих ОУ формується у вигляді ступінчастої функції Хевисайда (оператори 19-27), а в якості тестового вхідного впливу використовувався смуговий кореляційний нормований сигнал (оператори 6-13, 29-40).

Для підвищення якості управління здійснювалося переднавчання еталонної моделі ОУ у вигляді АФА (оператори 92-129).

При моделюванні САУ з самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю (оператори 131-203) на основі заданих параметрів і початкових умов (оператори 132-137 і 172) формується або НМ еталонна модель АФА (оператор 138), або Anfis АФА (оператор 173) для одного з типових ОУ (оператори 143-148).

За допомогою адаптованої моделі АФА (оператори 155 або 175) методом перебору (оператори 158-163 або 179-184) визначаються керуючі впливи (оператори 187-188) і похибки регулювання (оператори 191-195), а також візуалізуються результати обчислень (оператори 197-203).

При моделюванні САУ з ПІД-регулятором і прогнозуючою моделлю (оператори 206-259) на основі заданих параметрів і початкових умов (оператори 207-208 і 216-217) формується НМ (оператор 217) або Anfis (оператор 212) моделі АFA типового ОУ (оператори 221-226).

За допомогою адаптованої моделі АFA (оператори 232 або 233) симплексним методом Нелдера-Міда (оператор 236), який використовує підпрограму мінімізації функції fPID1 (оператори 298-303), визначаються управляючі впливи з відповідними значеннями ПІД-коефіцієнтів (оператори 238-245) і похибки регулювання (оператори 247-251), а також візуалізуються результати обчислень (оператори 253-259).

Для можливості порівняння якості САУ з інтелектуальним прогнозування і САУ без нього програма містить моделювання САУ з ПІД-регулятором без прогнозування (оператори 262-296), в якому управляючі впливи (оператор 281) визначаються за допомогою симплексного методу Нелдера-Міда (оператор 278), що використовує підпрограми мінімізації функцій типових ОУ: PIT2 (fnotPIDPIT2, оператори 338-349), NLD (fnotPIDNLD, оператори 327-336), PITtop (fnotPID1, оператори 305-314), і PITbat (fnotPID2, оператори 316-325).

При цьому також обчислюються помилки регулювання (оператори 284-288), а результати візуалізуються (оператори 290-296).

Програма обчислення тренда РР ДП (додаток Е) реалізує лінійний цифровий ФНЧ (оператори 12-17) і вейвлет ФНЧ (оператори 21-28) зі структурами і параметрами, визначеними в п. 4.1.1.

Результати фільтрації візуалізуються у вигляді графіків (оператори 18 і 29).

Сумарний обсяг пам'яті, необхідний для запису розглянутого комплексу програм обробки і моделювання в середовищі Matlab, становить 35 кбайт.

#### **4.1.3. Реалізація інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі**

Пропонована САУ ТС ДП входить до складу автоматизованої системи комплексного контролю, діагностики та управління (АСКУ) процесу доменної плавки, що розробляється ТОВ НВП «Азов-Черметавтоматика».

АСКУ ДП об'єднує в собі технічні засоби для вимірювання і відображення технологічної інформації про хід ДПР і реалізації керуючих впливів, що реалізуються на програмованих логічних контролерах, системах зберігання і відображення інформації, засобах інфокомунікацій.

АСКУ ДП являє собою розподілену систему, що включає відповідні підсистеми, об'єднані високопродуктивною промисловою мережею. В основу цієї системи покладено такі принципи:

- побудова підсистем автоматизації на базі сучасних інформаційних технологій;
- застосування високотехнологічних засобів автоматизації, забезпечуючих об'єднання підсистем в єдину АСКУ;
- уніфікація АСКУ шляхом використання однотипного обладнання та програмного забезпечення, загальних серверних ресурсів і єдиних інформаційних баз.

Періодичність випуску продуктів плавки з ДП (в тому числі і при наявності декількох льоток) робить основний вплив на нестационарність протікання технологічного процесу. Так, при випуску рідких продуктів плавки відбувається винос тепла з чавуном і шлаком, тобто зниження тепловмісту металоприймача ДП. При закритті чавунної льотки відбувається зворотний процес - підвищується тепловіст металоприймача. Таким чином, контроль теплових процесів, пов'язаних з циклами «накопичення-випуск» рідких продуктів плавки є одним з найбільш об'єктивних методів оцінки ТС горна ДП.

Для контролю циклів «накопичення-випуску» чавуну на ДП встановлюються спеціальні термодатчики контролю тепловмісту металоприймача (розробки ТОВ НВП «Азов-Черметавтоматика»). Датчики розташовують в 4-х отворах по колу між холодильниками верхнього поду. Реєстрація процесу «накопичення-випуск» здійснюється за допомогою

встановленого на ДП апаратно-програмного комплексу і візуалізується у технологічного персоналу на технічних засобах.

Система контролю ТС ДП, яка використовує інформацію від датчиків, дозволяє:

- візуально контролювати цикли «накопичення-випуску» рідких продуктів плавки в реальному часі і приймати рішення про своєчасний випуск;
- прогнозувати тепловий режим горна ДП;
- прогнозувати значення показників якості чавуну на випуску: температури чавуну, вмісту кремнію і сірки в ньому.

В автоматизованому режимі на етапі ідентифікації по експериментальним даним визначаються статистичні характеристики (середній час між випусками, коефіцієнти взаємної кореляції) циклів «накопичення-випуску» чавуну і здійснюється вибір інтервалу управління.

На основі отриманих результатів за допомогою вейвлет фільтрації відокремлюють тренд РР і за допомогою методів нелінійної динаміки визначають характеристики (розмірність (глибину пам'яті), інтервал точного прогнозування і показник Херста) процесу, що породжує цей тренд.

Розробка і реалізація адаптивної САУ ТС ДП (рис. 4.10) включають етапи ідентифікації, прогнозування та синтезу управління.

В автоматичному режимі на змінному часовому інтервалі на основі даних, що надходять здійснюється навчання і адаптація АФА (лінійного, нейронечіткого, нейромережного і нейровейвлетного), які реконструюють прогнозуючи моделі: тренда РР, послідовностей температури чавуну, вмісту кремнію і сірки в чавуні на випуску, а також прогнозують моделі ОУ по каналах управління «зверху» ( «рудне навантаження - тренд РР») і «знизу» ( «витрата природного газу (вугільного пилу) - тренд РР»).

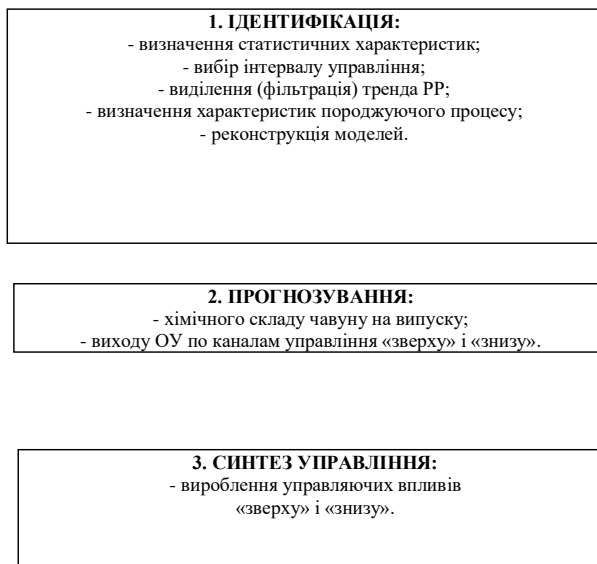


Рис. 4.10. Етапи розробки і реалізації САУ ТС ДП

Глибини прогнозів моделей вибираються з технологічних умов (для показників якості чавуну на випуску) і з умови їх перевищення суми часу запізнювання в відповідних каналах управління, часу пошуку керуючих впливів, а також часу їх відпрацювання виконавчими механізмами.

Результати прогнозування якості чавуну на випуску відображаються на терміналах технологічного персоналу, а результати прогнозування ОУ використовуються для синтезу керуючих впливів «зверху» і «знизу» з метою стабілізації заданого значення тренду РР (заданого ТС ДП).

САУ ТС ДП покращує використання природного газу в процесі доменної плавки і знижує питомі витрати коксу не менше, ніж на 2 кг / т чавуну відносно базового значення.

Структура комплексу технічних засобів САУ ТС ДП містить мікропроцесорні контролери, промислові сервери і автоматизовані робочі місця (операторські станції), елементна база яких може вибиратися відповідно до вимог конкретного металургійного комбінату.

Для реалізації запропонованої САУ за технічними характеристиками можуть бути використані комп'ютерні засоби фірм General Electric, Kontron, Advantech і ін. Як стандартне базове програмне забезпечення може використовуватися комплекс програмних засобів TRACE MODE 6 з основним мережним протоколом TCP / IP.

## 4.2. Експериментальні дослідження

### 4.2.1. Ідентифікація теплового стану

Експериментальні дослідження проводилися в умовах Маріупільського металургійного комбінату.

Ідентифікація має на меті отримання математичних моделей ОУ, придатних для використання в контурах управління. Вона виконується на основі експериментальних даних про ОУ, які вимагають, як правило, попередньої обробки. Це дозволяє отримати характеристики ОУ, що використовуються далі для формування математичної моделі.

Відповідно до отриманих експериментальних даних (додаток Ж), середній час між випусками чавуну (тривалість плавок) становить  $\bar{t}_q = 116$  мин (близько 2 годин), а його середньоквадратичне відхилення -  $\sigma_q = 20,2$  мин . Тоді коефіцієнт варіації тривалості плавок -  $K_q = \sigma_q / \bar{t}_q = 0,174$  .

Значення інтервалу управління  $\Delta t$  (і дискретизації сигналів) визначається як динамічними властивостями ОУ, так і спектральними характеристиками його сигналів.

Для вибору  $\Delta t$  використовуємо умови переходу від безперервного інтервалу до його дискретного подання, а також умова забезпечення необхідної глибини прогнозу (для компенсації запізнювання в системі) відповідно до виразів (3.1) - (3.3).

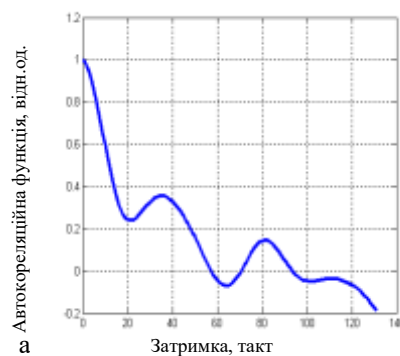
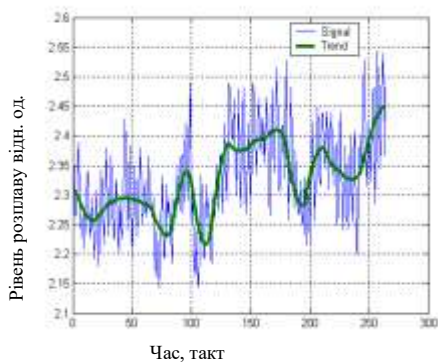
Згідно з виразу (3.1) отримаємо  $\Delta t = 11 \dots 22,5$  мин і відповідно до (3.2)  $\Delta t = 18 \dots 60$  мин-, звідки значення інтервалу управління приймемо рівним  $\Delta t = 20$  мин.

Для визначення динамічних властивостей сигналу, що характеризує РР, за його миттєвим значенням був отриманий тренд РР, згладжений за середнім значенню часу плавки  $\bar{t}_q = 116$  мин, а також обчислена автокореляційна функція тренду РР і його спектральна щільність (рис. 4.11).

Керуючись рівнем значущості кореляційного зв'язку 0,2 відповідно до рис. 4.12.6 отримаємо, що інтервал кореляції для тренду РР з  $\Delta t = 20$  мин складає  $48 \cdot 20$  мин = 960 мин. Таким чином, для прийнятого значення  $\Delta t$  виконується і умова (3.3), оскільки  $20$  мин + 270 мин < 960 мин.

Для виділення тренду РР також (див. п. 4.1.1) був обраний часо-частотний ФНЧ на базі вейвлет з властивостями ортонормованності, компактності і відновлення без втрат.

Оскільки відношення часу усереднення  $\bar{t}_q$  до інтервалу дискретизації  $\Delta t$  становить  $\bar{t}_q / \Delta t \approx 6$ , то кількість рівнів розкладання вейвлет коефіцієнтів деталізації прийнято рівним 3. При цьому, коефіцієнти рівнів розкладання 1 і 2:  $2^1 = 2 < 6$  і  $2^2 = 4 < 6$ , - обнуляються, а коефіцієнти рівня 3:  $2^3 = 8 < 6$  - обмежуються. Далі шляхом зворотнього вейвлет перетворення за знайденими коефіцієнтами формується тренд (див. рис. 4.11, а).



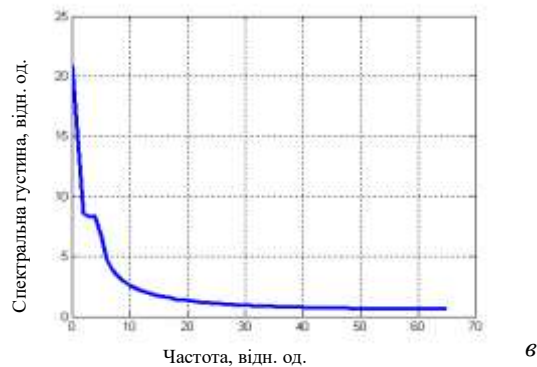


Рис. 4.11. Реалізація РР (Signal) і його тренду (Trend) (а), автокореляційна функція (б) і спектральна щільність (в) тренду

В результаті статистичної обробки визначено, що коефіцієнти взаємної кореляції між трендом РР і температурою чавуну, а також вміст кремнію і сірки в чавуні на випуску становлять менше 0,5.

Використання квадратичної і кубічної регресії не дозволили істотно збільшити значення коефіцієнтів взаємної кореляції.

Тому, для оцінки існування інших нелінійних залежностей між розглянутими показниками була використана їх апроксимація (оцінка) у вигляді адаптивної нейромережевої системи нечіткого виведення (Anfis) з колоколоподібними функціями належності.

При цьому всі експериментальні вибірки розбивалися на навчаючі перевіірочні послідовності порівну, а в якості критерію оптимізації використовувалася відносна середньоквадратична помилка між реальними значеннями показників і їх оцінками в перевіірочних послідовностях.

В результаті для умов ДП-3 ММК встановлено, що для апроксимацій за допомогою Anfis температури чавуну і змісту в ньому кремнію і сірки по тренду РР, коефіцієнти взаємної кореляції з фактичними значеннями показників склали для: сірки - 0,72; кремнію - 0,85 і температури чавуну - 0,91.

Визначимо характеристики стану процесу, що породжує тренд РР ДП.



По вигляду часо-частотних характеристик тренда РР можна сказати про нерегулярність процесу, який його породжує. Це впливає з нерегулярного вигляду часової реалізації сигналу тренда (див. рис. 4.11, а), авторегресійного виду його кореляційної функції (рис. 4.11, б) і наявності значної частини енергії спектра сигналу в низькочастотній області (див. рис. 4.11, в).

Розрахунки, виконані за допомогою стандартних програм, дозволили визначити для тренда РР його кореляційну ентропію  $K_c$ , кореляційну розмірність  $D_c$  і показник Херста  $H$ .

Їх значення для ДП-3 ММК склали:  $K_c = 0,49$ ,  $D_c = 2,21$  і  $H = 0,21$ . При цьому, інтервал точної передбачуваності (глибина точного прогнозу) склав  $T_c = 6,17$  такту (тривалістю  $\Delta t = 20$  мин). На більший час можливо тільки статистичне прогнозування, глибина якого залежить від кореляційної функції процесу.

Для визначення розмірності  $d$  фазового простору (глибини пам'яті) тренда РР обчислена його оцінка зверху  $d \leq 5$ .

Розмірність  $d$  є розмірністю вкладення аттрактора (стану породжуючої системи), тобто ціла розмірність фазового простору, яка містить весь аттрактор.

Кореляційна розмірність  $D_c$  практично перестає збільшуватися (входить в насичення) при розмірності фазового простору  $d \geq 3$ . Таким чином отримуємо, що  $3 \leq d \leq 5$ .

Показник Херста дозволяє класифікувати часові ряди і визначати еволюцію їх породжуючих систем. Їого отримане значення  $H = 0,21 < 0,5$  характеризує тренд РР, як ергодичний мінливий процес, що складається з частих спадів-підйомів. Тобто збільшення (зменшення) значень процесу в минулому означає їх можливе зменшення (збільшення) в майбутньому.

Відповідно до методики ідентифікації нелінійних динамічних процесів, розглянутої в п. 2.3.2, другим етапом ідентифікації є реконструкція моделі процесу, що породжує тренд РР ДП.

При цьому здійснюється вибір типу прогнозуючого АФА (з його базисними функціями і параметрами), які оптимальним чином налаштовуються під експериментальні сигнали (часові послідовності) згідно обраному критерію точності.

#### 4.2.2. Прогнозування теплового стану

Рішення завдання прогнозування полягає в інтерполяції часового ряду (за допомогою апроксимуючих функцій) і екстраполяції значень ряду на майбутнє по його попереднім значенням відповідно до характеристичних функцій (наприклад, для стаціонарного процесу екстраполяція повинна враховувати сталість статистичних моментів часового ряду, а для нестационарних - розвиток його тренда в часі) з метою забезпечення обраного критерія якості.

Для прогнозування тренда РР використовувалися лінійний (Lin), нейронечіткий (Anfis), нейровейвлетний (WVNN) і нейромережевий (NN) АФА. Як Lin АФА використовувався адаптивний КІХ-фільтр 8-го порядку з нормалізованим градієнтним алгоритмом і кроком адаптації, рівним 0,75.

У WVNN АФА використовувалися вейвлети типу сімлет п'ятого порядку з двома рівнями розкладання і каскадною НМ з 32 нейронами в прихованому шарі з сигмоїдальними функціями активації і 1 лінійним нейроном у вихідному шарі.

Для побудови Anfis і NN АФА використовувалася структура Вінера-Гаммерштайна з кількістю ліній затримок на вході (глибиною пам'яті), рівної розмірності фазового простору тренда РР  $d = 4$ , визначеної вище.

В якості Anfis АФА використовувалася система нечіткого виведення структури Сугено з колоколоподібною функцією приналежності, двома рівнями розкладання по кожному входу і 15 епохами навчання.

У NN АФА використовувалася каскадна НМ прямого поширення з 64 нейронами в прихованому шарі з сигмоїдальними функціями активації і 1

лінійним нейроном у вихідному шарі, а кількість циклів навчання обмежувалася 300.

Моделювання здійснювалося в середовищі Matlab за допомогою розроблених програм (див. додаток В).

Вихідна послідовність тренда РР розбивалася на навчальну і перевірочну послідовності порівну, а в якості критерію оптимізації використовувалася відносна середньоквадратична помилка між реальними і прогнозованими значеннями тренда РР в перевірочній послідовності (рис. 4.12).

Моделювання АФА виконувалося з глибиною прогнозу 40 тактів ( $40 \cdot \Delta t = 40 \cdot 20 \text{ мин} = 800 \text{ мин} \approx 13 \text{ час}$ ).

Аналіз отриманих помилок показує, що похибка прогнозу не перевищує 1,2%. При цьому, найменші помилки має NN АФА.

Аналогічно виконувалися оцінки помилок прогнозування показників якості чавуну на випуску (рис. 4.13). Глибина прогнозу становила 8 випусків ( $8 \cdot \bar{t}_q = 8 \cdot 116 \text{ мин} = 928 \text{ мин} \approx 15 \text{ час}$ ). На рис. 4.13 наведені графіки помилок тих АФА, які дали найкращі результати.

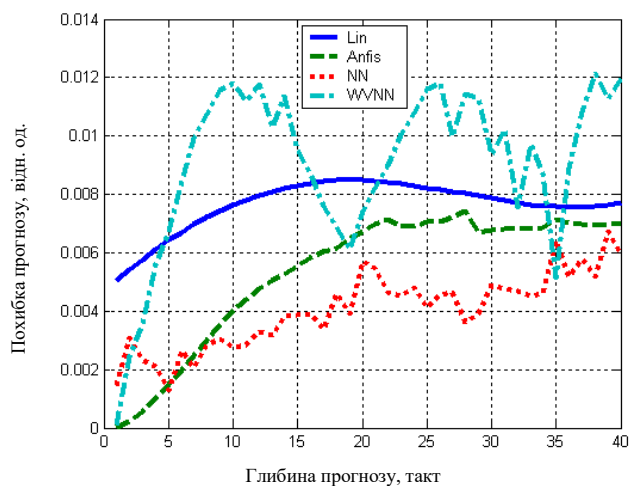


Рис. 4.12. Помилки прогнозу тренда РР для різних АФА: лінійного (Lin), нейронечіткого (Anfis), неймережного (NN) і нейровейвлетного (WVNN)

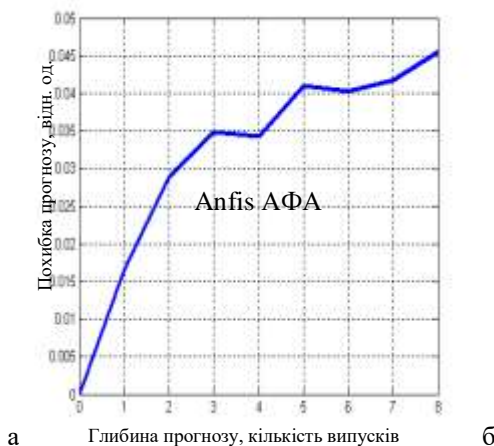
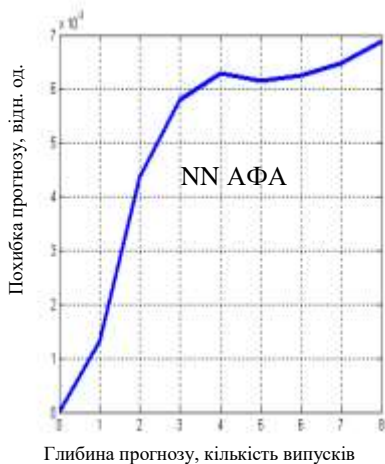
При моделюванні всі показники були занормовані в межі  $\pm 1$ , а їх середні значення склали для: температури чавуну - 1481 °С, вмісту кремнію - 0,755% і вмісту сірки - 0,022%.

Аналіз результатів моделювання показує, що відносна помилка прогнозу для температури чавуну не перевищує 1%, а для змістів кремнію і сірки - 5% при глибині прогнозу до 8 випусків чавуну.

Статистична перевірка по непараметричному критерію знаків підтвердила, що результати прогнозу з рівнем значущості 0,01 адекватні експериментальним реалізаціям.

#### 4.2.3. Управління тепловим станом доменної печі

Кращим для САУ ТС ДП, як зазначалося в п. 2.1, є реалізація принципу безпошукового непрямого адаптивного управління, оскільки при цьому основний контур розімкнений, що обумовлює асимптотичну стійкість САУ.



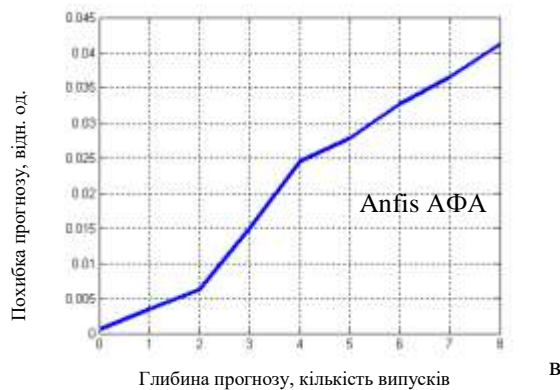


Рис. 4.13. Помилка прогнозу якості чавуну: його температури (а), вмісту кремнію (б) і сірки (в) в ньому

У безпошукових адаптивних САУ попередньо проводиться ідентифікація ОУ, а потім, знаючи параметри ОУ, обчислюються коефіцієнти регулятора.

Оскільки ТС ДП має значні запізнювання по каналах управління, то для їх компенсації використовуються прогнозуючі моделі ОУ, реалізуються за допомогою АФА.

Автоматизована система управління ТС ДП включає пропоновану керуючу систему з двома локальними регуляторами, що формують управління зверху (режимом завантаження) і знизу (режимом дугтя), яка представлена на рис. 4.14. По заданому значенню вмісту кремнію (або сірки, або температури) в чавуні на випуску, що одержуються від системи управління верхнього рівня, в пропонованій керованій системі спочатку на основі, визначеної (див. п. 2.2) нелінійної статистичної залежності якості чавуну від РР обчислюється відповідне задане значення тренда РРзад. Далі на основі прогнозу тренда РР за допомогою АФА виконується синтез керуючого впливу знизу (на зміну загальних витрат природного газу (пиловугільної суміші)) і керуючого впливу

зверху (на зміну загальної витрати коксу в завантаженні) з метою стабілізації ТС ДП по РРзад .

Адаптивна САУ ТС ДП будується як оптимальна в сенсі якості управління, що виражається в точності відтворення задаючих впливів по необхідному значенню тренда РРзад, що відповідає стабілізації якості чавуну на випуску. При реалізації таких САУ використовуються як самоналагоджувальні, так і стандартні ПД регулятори [169].

Управляючі впливи в підсистемах зверху і знизу реалізуються в автоматизованому режимі. Оператор приймає рішення виконати або відкинути рекомендації з управління, запропоновані інформаційною управляючою системою (рис. 4.15).

Оцінка якості адаптивної САУ виконувалася на основі експертних даних, отриманих в умовах ДП-3 металургійного комбінату, шляхом моделювання з використанням розроблених програм в середовищі Matlab (див. додаток Д).

Моделі каналів управління зверху і знизу представлялися у вигляді аперіодичних ланок із запізненням.

З особливостей ОУ глибина прогнозу по каналах управління зверху прийнята 10 тактів (3,5 години), а по каналу управління знизу - 3 такту (1 година). При цьому, глибина пам'яті відповідно до вище отриманих результатів прийнята рівною  $d = 4$  такту.

В якості завдання (Set-point) використовувалося нульове нормоване значення тренда РР, а час спостереження становив 256 тактів (близько 3,5 діб при обраному інтервалі управління). Нестационарність ОУ становила 10% від номінальних значень їх параметрів за час спостереження.

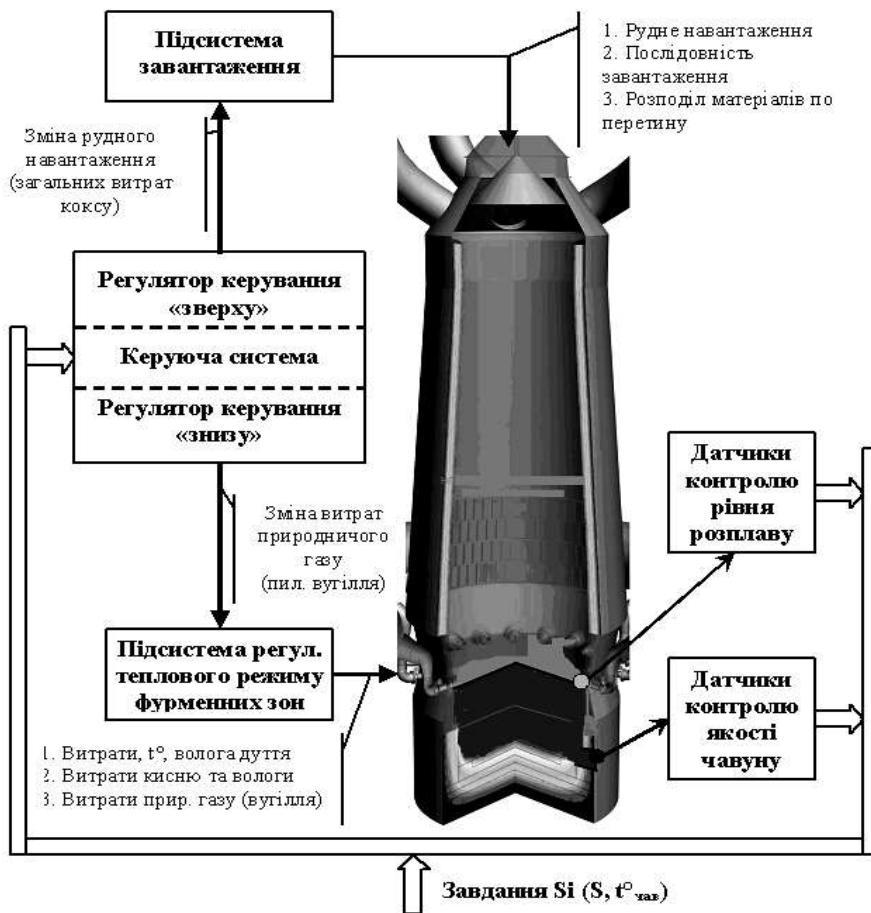


Рис. 4.14. Схема автоматизації управління ТС ДП

**Расход кокса, кг/подача**

Рекомендация		Время час, мин	Решение	Время час, мин
Увеличить	90	10.20	90	10.21

**Расход газа, м<sup>3</sup>/час**

Рекомендация		Время час, мин	Решение	Время час, мин
Уменьшить	400	10.20	400	10.22

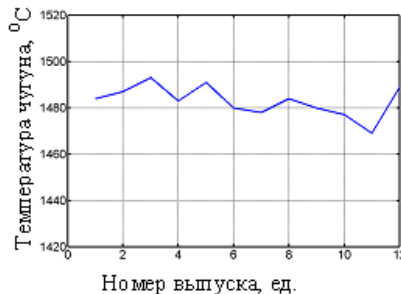


Рис. 4.15. Приклад відеокадра роботи інформаційної управляючої системи для САУ ТС ДП в автоматизованому режимі

Для прогнозування стану ОУ використовувався NN АФА з каскадною НМ прямого поширення з 64 нейронами в прихованому шарі з сигмоїдальними функціями активації і 1 лінійним нейроном у вихідному шарі, а кількість циклів навчання обмежувалося 300.

Моделювалася робота адаптивної САУ з самоналагоджувальним регулятором і прогнозуючою моделлю [178-180]. При цьому, для вирішення оптимізаційної задачі пошуку оптимальних за точністю управляючих впливів використовувався метод золотого перетину.

В якості міри точності прогнозування та управління використовувалися відносні середньоквадратичні похибки.

Результати управління ОУ (рис. 4.16) відображають значення тренда РР в некерованому (Plant nContr) і керованому (Plant wContr) режимах, виходи АФА



контурів управління зверху (AFA top out) і знизу (AFA bot out), а також зміни, що управляють, зверху (Control top) і знизу (Control bot).

Початкові (експериментальні) дані занормовані в межі  $\pm 1$ , а керуючі впливи – в  $\pm 2$  (для зручності сприйняття).

Аналіз отриманих результатів свідчить, що зниження середньоквадратичного відхилення тренда РР від заданого значення (помилка управління) в керованому режимі щодо некерованого становить в 1,59 раз.

Статистична перевірка за критерієм знаків підтвердила значущість отриманих висновків.

В цілому похибки управління визначаються похибками прогнозування. Переднавчання АФА покращує збіжність алгоритмів адаптації і, відповідно, забезпечує зниження похибки управління.

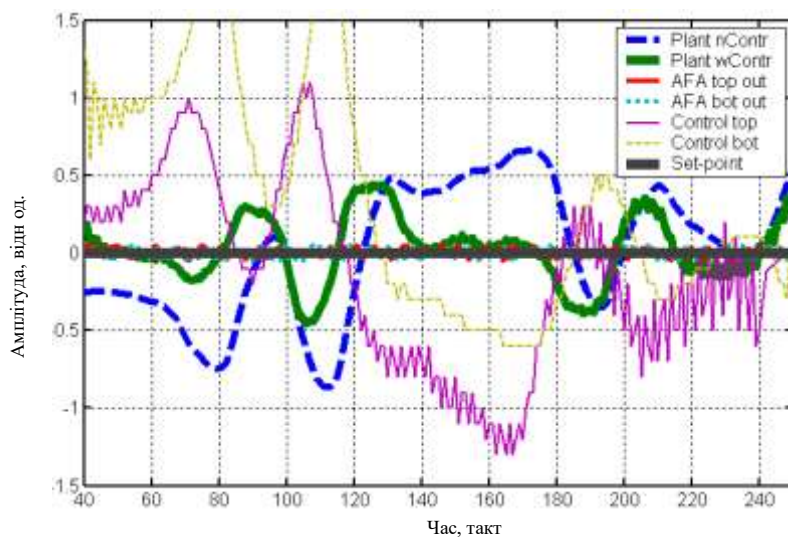


Рис. 4.16. Результати керування ТС ДП по тренду РР

Час синтезу управління на один такт прогнозу при обчисленні на процесора Pentium IV складає близько 1,1 с, що не вносить тимчасових обмежень на застосування цих систем в контурах управління ТС ДП.

Запропонований комплекс програмних засобів моделювання забезпечує скорочення термінів проектування розроблюваних АСУ ТП доменного виробництва.

#### **4.3. Висновки по розділу 4**

1. Розроблено лінійний цифровий і вейвлет фільтри нижніх частот, що дозволяють оцінити тренд рівня розплаву доменної печі, що характеризує її тепловий стан. Встановлено, що лінійний цифровий фільтр нижніх частот має фазовий зсув (затримку) оцінки тренда близько 10 години, що не відповідає технологічним вимогам. При цьому вейвлет фільтр нижніх частот не має фазового зсуву і володіє кращими згладжуючими властивостями.

2. На основі експериментальних даних виконана ідентифікація ТС ДП, що дозволило оцінити точність прогнозування за допомогою інтелектуальних засобів оцінки тренда РР (не гірше 1%) і показників якості чавуну на випуску (не гірше 5%).

3. Встановлено, що використання інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ ТС ДП дозволяє знизити середньоквадратичну похибку управління в 1,59 раз. При цьому, витрати на синтез управління не вносять часових обмежень на застосування цих систем в контурах управління ТС ДП.

4. Пропонована інформаційна управляюча система для адаптивна САУ ТС ДП реалізується за допомогою комплексу технічних засобів АСУ ТП на базі мікропроцесорних контролерів, промислових серверів і автоматизованих робочих місць, елементна база і програмне забезпечення яких може вибиратися в відповідності з вимогами конкретного металургійного комбінату.

5 Отримані в магістерській роботі результати досліджень, а саме, методики, алгоритми, програми впроваджені в комплекс програмних засобів проектування та в доменне виробництво.

## РОЗДІЛ 5

### ЕКОНОМІЧНА ЧАСТИНА ТА МАРКЕТИНГОВІ ДОСЛІДЖЕННЯ

#### 5.1. Розрахунок трудомісткості і вартості розробки програмного продукту

Вхідні дані:

- передбачуване число операторів - 2364
- коефіцієнт складності програми - 1,6
- коефіцієнт корекції програми в ході її розробки - 0,07
- погодинна заробітна плата програміста, грн/г - 35,0

У процесі створення ПЗ нормування праці ускладнено в силу творчого характеру праці програміста. Тому, трудомісткість розробки ПЗ розраховується на основі системи моделей з різною точністю оцінки.

$$t = t_u + t_a + t_n + t_{oml} + t_{\partial}, \text{ чол.-г} \quad (5.1)$$

де  $t_u$  – затрати праці на дослідження алгоритму розв'язання задачі, чол.-г;

$t_a$  – затрати праці на розробку блок-схеми алгоритму, чол.-г;

$t_n$  – затрати праці на програмування по готовій блок-схемі, чол.-г;

$t_{oml}$  – затрати праці на налагодження програми на ЕОМ, чол.-г;

$t_{\partial}$  – затрати праці на підготовку документації по завданню, чол.-г.

Ці затрати праці визначаються через умовне число операторів при розробці ПЗ, в число яких входять ті оператори, які необхідно написати в процесі роботи над програмою з урахуванням можливих уточнень у постановці завдання і вдосконалення алгоритму.

Умовне число операторів в програмі обчислюється за формулою:

$$Q = qC(1 + p), \quad (5.2)$$

де  $q$  - передбачуване число операторів  $q = 2364$  ;

$c$  - коефіцієнт складності програми  $c = 1,6$ ;

$p$  - коефіцієнт кореляції програми в ході її розробки  $p = 0,07$ .

$$Q = 2364 * 1,6 ( 1 + 0,07 ) = 4047$$

Затрати праці на вивчення опису завдання  $t_u$  визначається з урахуванням уточнення опису та кваліфікації програміста.

$$t_u = \frac{QB}{(75..85)K} = \frac{4047 * 1,3}{77 * 1,2} = 56,93 \text{ чол.-год.}, \quad (5.3)$$

де  $B$  - коефіцієнт збільшення затрат праці внаслідок недостатнього опису завдання:

$$B = 1,2 \dots 1,5;$$

$K$  – коефіцієнт кваліфікації програміста, який визначається залежно від стажу роботи за даною спеціальністю. Він становить при стажі роботи, роки:

до 2 – 0,8;

від 2 до 3 – 1,0;

від 3 до 5 - 1,1 ... 1,2;

від 5 до 7 - 1,3 ... 1,4;

вище 7 – 1,5 ... 1,6.

Затрати праці на розробку алгоритма для рішення задачі:

$$t_a = \frac{Q}{(20...25)K} = \frac{4047}{22 * 1,2} = 153,29 \text{ чол.-год.} \quad (5.4)$$

Витрати на складання програми по готовій блок -схемі:

$$t_n = \frac{Q}{(20..25)K} = \frac{4047}{22 * 1,2} = 153,29 \text{ чол.-год.} \quad (5.5)$$

Затрати праці на налагодження програми на ЕОМ:

$$t_{oml} = \frac{Q}{(4..5)K} = \frac{4047}{4 * 1,2} = 843,12 \text{ чол.-год.} \quad (5.6)$$

$$t_{oml}^K = 1,5t_{oml} = 1,5 * 843,12 = 1264,68 \text{ чол.-год.} \quad (5.7)$$

Витрати на підготовку документації:

$$t_{\partial} = t_{op} + t_{\partial\partial} \quad \text{чол.-год.,} \quad (5.8)$$

де  $t_{др}$  – трудомісткість підготовки матеріалів:

$$t_{op} = \frac{Q}{(15 \dots 20)K} = \frac{4047}{17 * 1,2} = 198,38 \text{ чол.-год.} \quad (5.9)$$

$t_{\partial\partial}$  - трудомісткість редагування, друку та оформлення документації:

$$t_{\partial\partial} = 0,75t_{op} = 0,75 * 198,38 = 148,78 \text{ чол.-год.} \quad (5.10)$$

$$t_{\partial} = t_{op} + t_{\partial\partial} = 198,38 + 148,78 = 347,16 \text{ чол.-год.}$$

У підсумку отримуємо, що трудомісткість розробки ПЗ становить:

$$t = 56,93 + 153,29 + 153,29 + 843,12 + 347,16 = 1553,79 \text{ чол.-год.}$$

## 5.2. Витрати на створення програмного забезпечення

Витрати на створення ПЗ (Кпо) включають витрати на заробітну плату виконавців програми (Зз/п), визначену множенням сумарної трудомісткості розробки ПЗ ( $t$ ) на середню зарплату з програміста і вартості машинного часу, необхідного для відладки програми на ЕОМ (Змв), визначеною виходячи з вартості 1-ї години машинного часу конкретного типу ЕОМ, і витрат машинного часу на налагодження.

$$K_{ПО} = Z_{ЗП} + Z_{МВ} , \text{ грн.} \quad (5.11)$$

Заробітна плата виконавців визначається за формулою:

$$Z_{ЗП} = t * C_{ПР} = 1553,79 * 35,0 = 54382,65 \text{ грн.}, \quad (5.12)$$

де  $t$  - загальна трудомісткість, чол.-г.;

$C_{ПР}$  - середня годинна заробітна плата програміста, грн./год;

$C_{ПР} = 50,0$  грн./год.

Вартість машинного часу, необхідного для налагодження програми на ЕОМ:

$$Z_{Мв} = t_{отл} * C_{Мч} = 843,12 * 1,2 = 1011,74 \text{ грн.}, \quad (5.13)$$

де  $t_{отл}$  - трудомісткість налагодження програми на ЕОМ, год.;

$C_{Мч}$  - вартість машинного часу ЕОМ, грн./год.

$$K_{по} = 54382,65 + 1011,74 = 55394,39 \text{ грн.} \quad (5.14)$$

Визначені таким чином витрати на створення програмного забезпечення є частиною одноразових капітальних витрат на створення АСУТП . Очікуваний період розробки ПЗ:

$$T = t / (V_k * F_p) \text{ міс.}, \quad (5.15)$$

де  $V_k$  - кількість виконавців;

$F_p$  - місячний фонд робочого часу (при 40-ка годинному робочому тижні  $F_p=176$  годин).

$$T = 1553,79 / (1 * 176) \approx 9 \text{ міс.}$$

Висновки: таким чином, період розробки інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням складає приблизно 9 місяців.

### **5.3. Маркетингові дослідження**

У даному підрозділі приведені маркетингові дослідження розробленого програмного забезпечення, приведені ринки збуту, потенційних покупців розробленого продукту, з метою його реалізації.

Задовольнити запити споживачів - непросте завдання. Насамперед, потрібно добре вивчити споживача, тобто відповісти на питання: хто купує, яку кількість, за якою ціною, з якою метою, для задоволення яких потреб, де купує. Забезпечити, якщо це необхідно, сервіс. Зважаючи на те, що ринок програмного забезпечення досить широкий, необхідно максимально наблизити розроблений програмний продукт до вимог замовника. Основними покупцями ПЗ є промислові підприємства різних галузей промисловості, торгові підприємства, банки, організації, установи, фірми, навчальні заклади тощо. Так, наприклад, промисловим підприємствам необхідно вести облік та стежити за станом і параметрами виробничого обладнання, робочих агрегатів тощо. З метою зменшення грошових витрат, підприємства широко використовують вітчизняні програмні продукти в зв'язку з їх дешевиною, адаптованістю до місцевих умов господарювання і простотою сервісного обслуговування.

При проведенні маркетингових досліджень враховуються наявні канали розподілу товару, які приймають на себе і допомагають передати кому-небудь іншому право власності на конкретний програмний продукт на шляху від виробника до споживача. Канал розподілу можна трактувати як один із шляхів (маршрутів) пересування ПЗ від розробника до споживача. Такий шлях доцільно використовувати при розробці нескладного ПЗ за ініціативою виробника, тобто без попереднього замовлення. При розробці складної програмної продукції, яка потребує спеціального налагодження та

обслуговування доцільно використовувати прямий маркетинг між виробником і споживачем. Конкретне ПЗ в такому випадку розробляється за замовленням споживача. У цьому випадку споживач знаходиться у більш вигідній ситуації, оскільки відпадає необхідність у послугах посередника, а також є можливість у разі потреби доробки й обслуговування ПЗ.

Наприклад, з метою збільшення продуктивності ДП, підвищення якості і зниження собівартості чавуну, що виплавляється, а також для підвищення надійності функціонування на ПАТ «АрселорМіттал Кривий Ріг» була впроваджена АСУ ТП ДП № 8 [109] на базі комплексу технічних засобів фірми Siemens.

Впроваджена АСУ ТП охоплює 1400 одиниць інформаційних і 6500 одиниць керуючих сигналів, за обсягом автоматизації ДП № 8 перевершує печі №№ 5-7 разом узяті.

АСУ ТП ДП № 8 є універсальним інструментом для підвищення точності дозування шихтових компонентів, вдосконалення роботи системи охолодження печі, зниження негативного впливу технологічного процесу на навколишнє середовище, а також для підвищення якості та надійності управління електро-, гідро- і пневмоприводів механізмів комплексу.

До недоліків цієї АСУ слід віднести відсутність в ній контуру управління ТС печі.

Світовим лідером в області автоматизації ДП є фірма Siemens [106]. Нею розроблена система оптимізації VAiron для забезпечення високої продуктивності і ефективності роботи ДП.

Ця система функціонує на основі математичних моделей процесу з використанням штучного інтелекту в експертній системі підтримки прийняття рішень.

Система VAiron, зокрема, забезпечує:

- розподіл і регулювання шихти;
- моніторинг роботи печі;
- моделювання стану шахти печі;



- управління випуском чавуну;
- прогнозування вмісту кремнію і температури.

Використання системи дозволяє:

- знизити виробничі витрати, підвищити продуктивність й оптимізувати показники роботи ДП;
- знизити відхилення вмісту кремнію і температури чавуну.

Термін окупності системи VAiron не перевищує 6 місяців.

Недоліками даної системи є значна її вартість, а також відсутність в ній автоматичного управління ТС печі.

Одже, виходячи з приведеного вище, можна зазначити що основними замовниками даного програмного забезпечення є підприємства металургійного комплексу з ДП. Також слід зазначити що розроблена інформаційна управляюча система для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням є унікальною та реалізується вперше.

Встановлено, що використання цієї системи дозволяє знизити середньоквадратичну похибку керування в 1,59 разів. При цьому, витрати на синтез керування не вносять часових обмежень на застосування цих систем в контурах управління ТС ДП та покращує використання природного газу в ДПР і знижує питомі витрати коксу не менше, ніж на 2 кг/т чавуну щодо базового значення, а головне дозволяє отримати на виході чавун із заданими характеристиками та хімічним складом.

## ВИСНОВКИ

Магістерська робота є завершеним науковим дослідженням, в якому вирішена наукова задача підвищення якості управління тепловим станом доменної печі шляхом удосконалення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву чавуну на основі інтелектуального прогнозування його технологічних змінних.

Основні наукові та практичні результати полягають в наступному:

1. Встановлено, що підвищення якості управління тепловим станом доменної печі в умовах наявності значних запізнювань може бути забезпечене шляхом створення адаптивних систем управління з інтелектуальним прогнозуванням.

2. Вперше обґрунтовано, що підвищення якості управління тепловим станом доменної печі досягається шляхом створення безошуккових систем непрямого адаптивного управління з ідентифікацією об'єкту управління за допомогою навчання нейронних прогнозуючих моделей, що забезпечує реалізацію оптимального за точністю відтворення управляючих дій.

3. Встановлено, що нелінійні нейронечіткі апроксимації вмісту кремнію та сірки за середніми значеннями рівня розплаву за плавку тісно пов'язані з фактичним вмістом кремнію та сірки в чавуні на випуску (коефіцієнти взаємної кореляції складають 0,87 і 0,81, відповідно). Це дозволяє виконувати стабілізацію тренду рівня розплаву, що забезпечує стабілізацію хімічного складу чавуну на випуску.

4. Обґрунтовано застосування адаптивних фільтрів-апроксиматорів, що використовують нейронні мережі, нечітку логіку та вейвлет перетворення сигналів для ідентифікації й інтелектуального прогнозування теплового стану доменної печі, що забезпечує отримання в реальному масштабі часу для нелінійного об'єкту управління інтелектуальних прогнозуючих моделей підвищеної точності.

5. Розроблена методика ідентифікації теплового стану доменної печі за часовими реалізаціями, що включає визначення стану нелінійного об'єкту керування та реконструкцію його моделі, яка забезпечує отримання моделей підвищеної точності з використанням адаптивних фільтрів-апроксиматорів із зниженням обчислювальних витрат шляхом визначення порядку породжуючої системи. На основі експериментальних даних виконана ідентифікація теплового стану доменної печі, що дозволило оцінити точність прогнозування за допомогою інтелектуальних засобів показників якості чавуну на випуску (не гірше 5 %).

6. Обґрунтовано значення інтервалу управління тепловим станом доменної печі, що враховує динамічні параметри каналів керування та спектральні властивості сигналів об'єкту керування. Це дозволило на основі методів нелінійної динаміки ідентифікувати показники тренда рівня розплаву, що характеризує тепловий стан доменної печі. При цьому встановлено, що тренд рівня розплаву породжується істотно нелінійним процесом, для прогнозування якого найбільш ефективним є використання нейронечітких і нейромережевих адаптивних фільтрів-апроксиматорів (похибка менше 6 % для глибини прогнозу до 5 годин для умов ДП-6 НТМК і менше 1 % для глибини прогнозу до 13 годин для умов ДП-3 ММК).

7. Розроблено лінійний цифровий та вейвлет фільтри нижніх частот, що дозволяють оцінити тренд рівня розплаву доменної печі, який характеризує її тепловий стан. Встановлено, що лінійний цифровий фільтр нижніх частот має фазовий зсув оцінки тренду більше 5 годин, що не відповідає технологічним вимогам. При цьому вейвлет фільтр нижніх частот не має фазового зсуву, володіє кращими згладжуючими властивостями та вимагає в 3,7 рази менше обчислень.

8. Вперше розроблена інформаційна управляюча система ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПД регуляторами, які

забезпечують підвищення якості керування. Встановлено, що для нелінійних моделей теплового стану доменної печі запропонована САУ забезпечує помилки прогнозування на рівні 0,02...0,03 і помилки керування на рівні 0,02...0,05. При цьому, використання інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ дозволяє понизити середньоквадратичну помилку керування в 1,59 разів, а витрати на синтез керування не вносять часових обмежень на застосування цієї системи в контурі керування тепловим станом доменної печі .

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Захарченко В.Н. Состояние и проблемы доменного производства Украины / [В.Н. Захарченко](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 5. – 2006. – С. 8-12. – ISSN 0543-5749.
2. Севернюк В.В. Современные проблемы технологического прогресса доменной плавки / [В.В. Севернюк](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 6. – 2008. – С. 8-10. – ISSN 0543-5749.
3. Аносов В.Г. Теория доменной плавки / [В.Г. Аносов](#). – Запоріжжя: Видав. ЗДІА, 2008. – 158 с.
4. Большаков В.И. Технология высокоэффективной энергосберегающей доменной плавки / [В.И. Большаков](#). – К.: Наукова думка, 2007. – 412 с. – ISBN 978-966-00-0614-0.
5. Товаровский И.Г., ~~Севернюк В.В., Лялюк В.П.~~ Анализ показателей и процессов доменной плавки / [И.Г. Товаровский, В.В. Севернюк, В.П. Лялюк](#). – Дніпропетровськ: Пороги, 2000. – 420 с.
6. Большаков В.И. Современные тенденции развития доменного производства / [В.И. Большаков](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 2. – 2006. – С. 6-12. – ISSN 0543-5749.
7. Ефименко Г.Г., Черный В.Г. Доменное производство Украины и передовых индустриальных стран мира – состояние, проблемы, перспективы развития. Сообщ. 1 / Г.Г. Ефименко, В.Г. Черный // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 7. – 2007. – С. 7-13. – ISSN 0543-5749.
8. Ефименко Г.Г., ~~Черный В.Г.~~ Доменное производство Украины и передовых индустриальных стран мира – состояние, проблемы, перспективы развития. Сообщение 2 / [Г.Г. Ефименко, В.Г. Черный](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 1. – 2008. – С. 24-28. – ISSN 0543-5749.
9. Малышев А.П., ~~Османов Е.А., Нурмагамбетова А.М., Кажикенова С.Ш.~~ Качество технологических продуктов и процессов их получения / [А.П.](#)

[Мальшиев, Е.А.](#), [Оспанов, А.М.](#), [Нурмагамбеткова, С.Ш.](#), [Кажикенова](#) // Промышленность Казахстана. – 2008. – № 4. – С. 52-56.

10. [Вегман Е.Ф.](#) Металлургия чугуна / Е.Ф. Вегман, Б.Н. Жеребин, А.Н. Похвисиев и др. – М.: Академкнига, 2004. – 774 с.

11. [Дмитриев А.Н.](#) Основы теории и технологии доменной плавки / А.Н. Дмитриев, Н.С. Шумаков, Л.И. Леонтьев, О.П. Онорин. – Екатеринбург: УрО РАН, 2005. – 545 с.

12. [Большаков В. И.](#), [Товаровский И. Г.](#) – Современные вопросы доменного производства / [В.И. Большаков, И.Г. Товаровский](#) // Сталь. – № 3. – 2008. – С. 27-29.

13. [Кацман В.Х.](#) Совершенствование теории и технологии производства доменного чугуна с целью эффективного управления его составом и свойствами: дис. докт. техн. наук / [В.Х. Кацман](#). – Днепропетровск, 1986. – 492 с.

14. [Большаков В.И.](#), ~~[Гладков Н.А.](#)~~, ~~[Муравьева И.Г.](#)~~, ~~[Листопадов В.С.](#)~~ Сравнительная оценка проектных и существующих показателей работы доменной печи № 9 объемом 5000 м<sup>3</sup> / [В.И. Большаков, Н.А. Гладков, И.Г. Муравьева, В.С. Листопадов](#) // [Металлургическая и горнорудная промышленность](#). – № 5. – 2007. – С. 10-15. – ISSN 0543-5749.

15. [Копоть Н.Н.](#), ~~[Евстюгин С. Н.](#)~~, ~~[Горбачев В. А.](#)~~, ~~[Шаврин С. В.](#)~~, ~~[Бесерра Ж.](#)~~, ~~[Дуарте П.](#)~~ Пути снижения себестоимости чугуна / [Н.Н. Копоть, С. Н. Евстюгин, В. А. Горбачев и др.](#) // Сталь. – № 3. – 2007. – С. 8-10.

16. [Товаровский И.Г.](#) Совершенствование и оптимизация параметров доменного процесса / [И.Г. Товаровский](#). – М.: Металлургия, 1988. – 190 с.

17. [Товаровский И.Г.](#) Расчетный анализ показателей и процессов доменной плавки / [И.Г. Товаровский](#) // [Металлургическая и горнорудная промышленность](#). – 2002. – № 6. – С. 4-11. – ISSN 0543-5749.

18. [Серов Ю.В.](#) Автоматизация доменных печей. Итоги XX века / [Ю.В. Серов](#) // Сталь. – 2001. – № 8. – С. 49-51.

19. Степанов Ю.В., ~~Кошкарров Д.А., Попова Н.К.~~ О методах определения и оценки качества кокса / [Ю.В. Степанов, Д.А. Кошкарров, Н.К. Попова](#) // Черная металлургия: Бюл. НТИ. – 2005. – № 1. – С. 24-32.

20. Каганов В.Ю., ~~Блинов О.М., Беленький А.М.~~ Автоматизация управления металлургическими процессами / [В.Ю. Каганов, О.М. Блинов, А.М. Беленький](#). – М.: Металлургия, 1974. – 416 с.

21. Большаков В.—И. Познание процессов доменной плавки (по материалам симпозиума) / [В. И. Большаков](#) // Сталь. – № 9. – 2006. – С. 9-12.

22. Гулыга Д.В. Об управлении доменной плавкой / [Д.В. Гулыга](#) // Сталь. – № 5. – 2007. – С. 13-18.

23. Никитин Л.-Д., ~~Фризен А. А., Портнов Л. В., Долинецкий В. А., Бугаев С. Ф.~~ Совершенствование автоматизированных систем управления доменной плавкой / [Л.Д. Никитин, А.А. Фризен, Л.В. Портнов и др.](#) // Сталь. – №10. – 2007. – С. 15-17.

24. Товаровский И.-Г., ~~Большаков В. И., Лялюк В. П., Меркулов А. Е., Лебедь В. В., Пинчук Д. В.~~ Выбор экономичных режимов доменной плавки при помощи информационно-моделирующей системы / [И.Г. Товаровский, В.И. Большаков, В.П. Лялюк и др.](#) // Сталь. – № 11. – 2009. – С. 8-13.

25. [Ксендзовский В.Р.](#) Проектирование систем автоматизации в металлургии / В.Р. Ксендзовский, В.Ф. Лебедкин, Б.М. Мирон и др. – М.: Металлургия, 1983. – 304 с.

26. [Липухин Ю.В.](#) Автоматизация основных металлургических процессов / Ю.В. Липухин, Ю.И. Булатов, Г. Бок, М. Кнорр. – М.: Металлургия, 1990. – 280 с.

27. Глинков Г.М. Контроль и автоматизация металлургических процессов: учебник для вузов / [Г.М. Глинков, А.И. Косырев, Е.К. Шевцов](#). – М.: Металлургия, 1989. – 352 с.

28. Климовицкий М.Д., ~~Кополович А.П.~~ Автоматический контроль и регулирование в черной металлургии. Справочник / [М.Д. Климовицкий, А.П. Кополович](#). – М.: Металлургия, 1967. – 788 с.

29. Кочо В.С.; ~~Полянский Г.А.~~ Исследование взаимосвязи параметров, характеризующих тепловое состояние доменной печи / В.С. Кочо, Г.А. Полянский // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1969. – № 12. – С. 141-142.

30. Гринштейн Н.Ш.; ~~Тараканов А.К., Шатлов В.А. и др.~~ Влияние условий протекания процесса на динамические характеристики доменной печи / Н.Ш. Гринштейн, А.К. Тараканов, В.А. Шатлов и др. // Металлургия и коксохимия. – 1977. – Вып. 53. – С. 61-63.

31. Новохатський О.М. Теоретичні основи руху продуктів плавки і управління процесами в горні доменної печі: Автореферат дис. на здобуття наук. ступеня к.т.н.: Спец. 05.16.02 – Металургія чорних і кольорових металів та спеціальних сплавів / О.М. Новохатський. – Маріуполь: ПДТУ, 2009. – 16 с.

32. Набока В.І. Удосконалення управління ходом доменної плавки на основі дослідження газодинамики верхньої і нижньої зон печі: Автореферат дис. на здобуття наукового ступеня к. т. н.: Спец. 05.16.02 – Металургія чорних і кольорових металів та спеціальних сплавів / В.І. Набока. – Дн-ськ: НМАУ, 2008. – 16 с.

33. Тищенко О.М. Вдосконалення технології доменної плавки на підставі контролю газодинамічних властивостей шихтових матеріалів: Автореферат дисертації на здоб.наук. ступ. к.т.н.: Спеціальність 05.16.02 – Металургія чорних металів / О.М. Тищенко. – К: ИПМ, 2007. – 16 с.

34. Бочка В.В.; ~~Тараканов А.К.~~ Методика выбора параметров загрузки и дутья доменных печей / В.В. Бочка, А.К. Тараканов // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 2002. – №1. – С. 12-14. – ISSN 0543-5749.

35. Большаков В.И.; ~~Шулико С.Т., Шутылев Ф.М., Логинов В.Н., Диегонадов В.С.~~ Пути улучшения распределения дутья в доменной печи / В.И. Большаков, С.Т. Шулико, Ф.М. Шутылев и др. // Сталь. – № 5. – 2006. – С. 11-14.

36. Беркутов Н.К.; ~~Степанов Ю. В., Попова Н. К., Петренко Ю. П., Белов В. В.~~ О взаимосвязи качества кокса с основными технологическими



показателями доменной плавки / [Н.К. Беркутов, Ю.В. Степанов, Н.К. Попова и др.](#) // Сталь. – № 5. – 2007. – С. 10-12.

37.Товаровский И.Г. Системный анализ показателей доменной плавки. Познание процессов доменной плавки / Под ред. [В.И. Большакова и И.Г. Товаровского.](#) – Днепропетровск: Пороги, 2006. – 321 с.

38.Курунов И.Ф., ~~Доброскок В.А., Макиенко В.Т.~~ Влияние размеров доменной печи и темпа выпусков на динамические характеристики / [И.Ф. Курунов, В.А. Доброскок, В.Т. Макиенко](#) // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1975. – № 5. – С. 36-38.

39.Товаровский И.Г.; ~~Большаков В.И.~~ Аналитическое исследование распределения рудных нагрузок на показатели плавки / [И.Г. Товаровский, В.И. Большаков](#) // Сталь. – 2006. – № 10. – С. 7-12.

40.Самарский А.А., ~~Михайлов А.П.~~ Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры / [А.А. Самарский, А.П. Михайлов.](#) – М.: Наука, Физматлит, 1997. – 320 с.

41.[Онорин О.П.](#) Компьютерные методы моделирования доменного процесса / О.П. Онорин, Н.А. Спирин, В.Л. Леонтьев и др. – Екатеринбург: УГТУ, 2005. – 301 с.

42.Тарасов В.П. Газодинамика доменного процесса: 2-е изд., перераб. и доп. / [В.П. Тарасов.](#) – М.: Металлургия, 1990. – 216 с.

43.[Китаев Б.И.](#) Теплотехника доменного процесса / Б.И. Китаев, Ю.Г. Ярошенко, Е.Л. Суханов и др. – М.: Металлургия, 1978. – 248 с.

44.Товаровский И.Г.; ~~Большаков В.И., Лялюк В.П., Меркулов А.Е., Нинчук Д.В.~~ Расчетно-аналитическое исследование существующих и перспективных режимов доменной плавки / [И.Г. Товаровский, В.И. Большаков, В.П. Лялюк и др.](#) // Сталь. – № 7. – 2009. – С. 5-9.

45.Варшавский О.Г. Регулирование тепловых металлургических процессов (начала теории) / [О.Г. Варшавский.](#) – М.: Металлургия, 1968. – 312 с.

46.Маковский В.А. Динамика металлургических объектов с распределенными параметрами / [В.А. Маковский](#). – М.: Металлургия, 1971. – 384 с.

47.[Овчинников Ю.Н.](#) Нестационарные процессы и повышение эффективности доменной плавки / Ю.Н. Овчинников, В.И. Мойкин, Н.А. Спириин, Б.А. Боковиков. – Челябинск: Металлургия, 1989. – 120 с.

48.Гиммельфарб А.А.; ~~Ефименко Г.Г.~~ Автоматическое управление доменным процессом / [А.А. Гиммельфарб, Г.Г. Ефименко](#). – М.: Металлургия, 1969. – 309 с.

49.Воловик А.В.; ~~Ульман В.Г., Полянский Г.А.~~ Система автоматического контроля и регулирования теплового состояния доменной печи: автоматизация доменного производства / [А.В. Воловик, В.Г. Ульман, Г.А. Полянский](#). – К.: ИТИ, 1966. – С. 44-48.

50.Улахович В.А.; ~~Райх Е.И., Шолеников В.М.~~ Исследование динамики доменного процесса / [В.А. Улахович, Е.И. Райх, В.М. Шолеников](#) // Сталь. – 1975. – № 1. – С. 9-14.

51.Ефименко Г.Г.; ~~Тараканов А.К., Гринштейн Н.Ш. и др.~~ Определение динамических характеристик доменной печи объемом 5000 м<sup>3</sup> / [Г.Г. Ефименко, А.К. Тараканов, Н.Ш. Гринштейн и др.](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 1979. – № 3. – С. 43-45. – ISSN 0543-5749.

52.Набока В.-И.; ~~Полянский Г. А., Фоменко А. П., Крукас Н. В.~~ Исследование динамических свойств доменного процесса / [В.И. Набока, Г.А. Полянский, А.П. Фоменко, Н.В. Крукас](#) // Сталь. – № 10. – 2008. – С. 19-22.

53.Товаровский И.-Г.; ~~Большаков В. И., Тогобицкая Д. Н., Хамхотъко А. Ф.~~ Изучение влияния зоны размягчения и плавления на процессы и показатели доменной плавки / [И.Г. Товаровский, В.И. Большаков, Д.Н. Тогобицкая, А.Ф. Хамхотъко](#) // Сталь. – № 1. – 2009. – С. 8-15.

54.Большаков В.-И.; ~~Муравьева И. Г., Семенов Ю. С., Шулико С. Т., Шумельчик Е. И.~~ Прогнозирование теплового состояния горна доменной печи /

Отформатировано: Шрифт: (по умолчанию) Times New Roman, 14 пт

[В.И. Большаков, И.Г. Муравьева, Ю.С. Семенов и др.](#) // Сталь. – № 5. – 2009. – С. 7-9.

55. Кравцов А.Ф.; ~~Зайцева Е.В., Чуйко Ю.Н.~~ Расчет автоматических систем контроля и регулирования металлургических процессов / [А.Ф. Кравцов, Е.В. Зайцева, Ю.Н. Чуйко](#). – Киев, Донецк: Вища школа, 1981. – 320 с.

56. Мкртчян Л.С.; ~~Ребеко А.Ф., Серов Ю.В. и др.~~ Исследование динамики доменного процесса / [Л.С. Мкртчян, А.Ф. Ребеко, Ю.В. Серов и др.](#) // Сталь. – 1975. – № 11. – С. 981-986.

57. Похвиснев А.Н.; ~~Доброскок В.А., Клемперт В.М. и др.~~ Исследование динамических характеристик доменной печи / [А.Н. Похвиснев, В.А. Доброскок, В.М. Клемперт и др.](#) // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1969. – № 5. – С. 33-35.

58. Китаев Б.И. Управление доменным процессом / [Б.И. Китаев](#). — — — Свердловск: УПИ, 1984. – 94 с.

59. Повышение эффективности работы доменных печей // Тематический отраслевой сборник / Отв. ред. А.Г. Ульянов. – М.: Металлургия, 1983. – 83 с.

60. Контроль и регулирование параметров доменного процесса // Сборник работ / Отв. ред. К.А. Шумилов. – К.: Наукова думка, 1972. – 306 с.

61. Бузоверя М.Т. Кинетические характеристики процесса восстановления в шахте доменной печи / [М.Т. Бузоверя](#) // Сталь. – 1989. – № 11. – С. 17-21.

62. Грачев Ю.М.; ~~Кац М.Д., Давиденко А.М.~~ Новый подход к решению задачи повышения эффективности доменной плавки одновременно по удельному расходу кокса и производительности / [Ю.М. Грачев, М.Д. Кац, А.М. Давиденко](#) // Металлургическая и горнорудная промышленность. – № 5. – 2008. – С. 142-145. – ISSN 0543-5749.

63. Кажикенова С.—Ш. Информационный анализ технологических переделов доменного процесса / [С.Ш. Кажикенова](#) // Сталь. – № 9. – 2009. – С. 14-16.

64. Кочо В.С.; ~~Полянский Г.А.~~ – Контроль теплового состояния низа доменной печи / [В.С. Кочо, Г.А. Полянский](#) // *Металлург.* – 1967. – № 6. – С. 3-6.

65. Дик М.И.; ~~Товаровский И.Г., Гусев А.Ю. и др.~~ – Контроль теплового состояния горна доменной печи по теплосъему на фурмах / [М.И. Дик, И.Г. Товаровский, А.Ю. Гусев и др.](#) // *Металл и литье Украины.* – 1995. – № 11/12. – С. 26-27.

66. Муравьева И.Г. Новые возможности автоматизированного контроля и управления ходом доменной печи / [И.Г. Муравьева](#) // *Металлургическая и горнорудная промышленность.* – 2010. – № 3. – С. 76-78. – ISSN 0543-5749.

67. Спирин Н.А.; ~~Лавров В.В.~~ – Информационные системы в металлургии. Конспект лекций / [Н.А. Спирин, В.В. Лавров.](#) – Екатеринбург: УГТУ-УПИ, 2004. – 495 с.

68. Спирин Н.А.; ~~Лавров В.В., Шаврин В.С.~~ – Оптимизация, идентификация и оценивание технологических процессов в металлургии: Уч. пособие для вузов / [Н.А. Спирин, В.В. Лавров, В.С. Шаврин.](#) – Екатеринбург: ГТУ, 1996. – 188 с.

69. Кравцова О.А. Алгоритмизация систем диагностики состояния элементов конструкций металлургических агрегатов. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.06 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (промышленность) / [О.А. Кравцова.](#) – Томск: КГПА, 2009. – 16 с.

70. Кошелев А.Е. Подсистема диагностики состояния элементов конструкций металлургических агрегатов в составе АСУ ТП / А.Е. Кошелев, Л.И. Криволапов, О.А. Кравцова // *Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники.* – 2008. – 2(18), ч. 2. – С. 110-116.

71. Кошелев А.Е. Структурный анализ измерительных сигналов в доменном и сталеплавильном производствах / А.Е. Кошелев, Л.И. Криволапов, О.А. Кравцова // *Известия вузов. Черная металлургия.* – 2006. – № 12. – С. 43-47.

72. Лазичев А.А. Комплексное моделирование и автоматизация контроля теплового состояния доменной печи. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.06 – Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (промышленность) / [А.А. Лазичев](#). – Томск: КГПА, 2009. – 16 с.

73. Лазичев А.А. Реально-виртуальные модели сложных технических систем // Приборы и системы: Управление. Контроль. Диагностика / [А.А. Лазичев](#). – 2004. – № 5. – С. 1-5.

74. Яскевич М.М. Разработка электрического метода экспресс-диагностики химического состава чугуна в доменной печи. – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.11.13 – Приборы и методы контроля природной среды, веществ, материалов и изделий / [М.М. Яскевич](#). – М.: МИСС, 2003. – 16 с.

75. Патент UA № 82305. Способ прогнозирования содержания кремния в чугуне / В.И. Большаков, С.Т. Шулико, И.Г. Муравьева и др. – Опубл. 25.03.2008. – Бюл. № 6.

76. В. И. Большаков Применение радиолокационных систем измерения поверхности засыпи шихты для контроля и управления доменной плавкой / В. И. Большаков, И. Г. Муравьева, Ю. С. Семенов. – Днепропетровск: Пороги, 2013. – 364 с.

77. Гусев А.Ю.; ~~Макиенко В.Г.; Рыбальченко Ю.П.~~ Оценка и прогноз хода доменной печи с помощью модифицированного фильтра Калмана / [А.Ю. Гусев](#), [В.Г. Макиенко](#), [Ю.П. Рыбальченко](#) // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2010. – № 2. – С. 82-84.

78. Разработка и апробация методов обработки параметров доменного процесса с целью прогноза теплового режима доменной печи / Отчет о НИР по теме 080106. – Днепропетровск: НГУ, 2005. – 43 с.

79. Тараканов А.К. —Использование математических моделей и диалоговых систем в управлении доменным процессом / [А.К. Тараканов](#) // Черная металлургия: Бюл. НТИ. – 2001. – №11. – С.е. 30 – 33.

80.Тараканов А.-К. Внедрение автоматизированных систем управления технологическим режимом доменной плавки / [А.К. Тараканов.](#) — — Днепропетровск,1987. — 66 с

81.Тарасов В.-П.; ~~Кривенко С. В., Тарасов П. В., Быков Л. В.~~ Комплексная автоматизация управления доменной плавкой / [В.П. Тарасов, С.В. Кривенко, П.В. Тарасов, Л.В. Быков](#) // Сталь. — № 7. — 2010. — С. 4-17.

82.Кац М.Д.; ~~Давиденко А.М.~~ Математическое моделирование и оптимизация технологического режима доменной плавки по информации, фиксируемой в режиме нормальной эксплуатации / [М.Д. Кац, А.М. Давиденко](#) // *Металлург. и горноруд. пром-сть.* — 2007. — № 3. — С. 15-20. — ISSN 0543-5749.

83.Набока В.И.; ~~Кругас Н.В., Шарапов М.Е., Полянский Г.А.~~ Способ стабилизации теплового состояния горна доменной печи / [В.И. Набока, Н.В. Кругас, М.Е. Шарапов, Г.А. Полянский](#) // Сталь. — 2003. — № 10. — С. 11-12.

84.[Спирин Н.А.](#) Оптимизация и идентификация технологических процессов в металлургии / Н.А. Спирин, В.В. Лавров, С.И. Паршаков, С.Г. Денисенко. — Екатеринбург: УГТУ, 2006. — 307 с.

85.Смоляк В.А.; ~~Щербицкий Б.В.~~ Автоматизация и оптимизация процесса доменной плавки / [В.А. Смоляк, Б.В. Щербицкий.](#) — М.: Металлургия, 1974. — С. 152.

86.Смоляк В.А.; ~~Гричановский А.В.~~ Новые принципы модернизированного управления доменным процессом. Публикация 1. Подсистема автоматизированного управления шихтовкой и загрузкой / [В.А. Смоляк, А.В. Гричановский](#) // *Математическое моделирование.* — 2008. — № 1 (18). — С. 56-60.

87.Смоляк В.А. Алгоритмы модернизированного управления доменным процессом. Публикация 3. Подсистема автоматического управления сходом шихты / [В.А. Смоляк](#) // *Математическое моделирование.* — 2009. — № 1 (20). — С. 52-56.

88. Сучасні проблеми металургії: Том 3 // Матеріали науково-практичної конференції «Проблеми і перспективи одержання конкурентноздатної продукції в гірничо-металургійному комплексі України» (24-25.10.2000 р.). – Дніпропетровськ: Системні технології, 2001. – 544 с.

89. ~~Рєдинова І.Б.~~ Оценка экономической эффективности комплексной автоматизации доменной печи / ~~М.Е. Звагельский, И.Б. Родинова~~ [Электронный ресурс]: [www.masters.donntu.edu.ua](http://www.masters.donntu.edu.ua).

90. Мавров А.-Л., ~~Гостенин В. А., Гибадулин М. Ф., Сибагатуллин С. К., Ижеев А. В.~~ Развитие теории и технологии доменной плавки на Магнитогорском металлургическом комбинате / ~~А.Л. Мавров, В.А. Гостенин, М.Ф. Гибадулин и др.~~ // Сталь. – № 2. – 2007. – С. 23-26.

91. Петров А.В., ~~Ахмедов Н.Ш.~~ Управление процессом загрузки доменной печи / ~~А.В. Петров, Н.Ш. Ахмедов~~ // Автоматизация в промышленности. – 2003. – № 6. – 4 с. – Режим доступа: [www.racurs.com/press/publications/](http://www.racurs.com/press/publications/).

92. Паршаков В.-М., ~~Яковлев Ю. В., Лежнев Г. П., Федотов П. Ф., Заболотских В. А.~~ Результаты исследований процессов в печах и воздухонагревателях доменного цеха ММК / ~~В.М. Паршаков, Ю.В. Яковлев, Г.П. Лежнев и др.~~ // Сталь. – № 2. – 2007. – С. 31-38.

93. Автоматизация доменного производства. Научно-производственное предприятие «Азов-Черметавтоматика» [Электронный ресурс]: <http://chermet.in.ua>.

94. АСУ ТП доменного производства [Электронный ресурс]: [www.dkl.ua/Automatization/](http://www.dkl.ua/Automatization/).

95. Охотский В.Б. Модели металлургических систем / ~~В.Б. Охотский.~~ – Днепропетровск: Системные технологии, 2006. – 287 с. – ~~ISSN 0543-5749.~~

96. Бочка В.В., ~~Тараканов А. К.~~ Применение компьютерных систем для управления доменной плавкой / ~~В.В. Бочка, А.К. Тараканов~~ // Металлургическая и горнорудная промышленность. – 2001. – №6. – С. 11–14. – ~~ISSN 0543-5749.~~

97. Спирин Н.-А. Использование творческого наследия Б. И. Китаева при создании современных информационно-моделирующих систем / [Н.А. Спирин](#) // Сталь. – № 2. – 2010. – С. 9-13.

98. Сальга В.И.; ~~Карабутов Н.Н.~~ Идентификация и управление процессами в черной металлургии / [В.И. Сальга](#), [Н.Н. Карабутов](#). – М.: Металлургия, 1986. – 192 с.

99. Щипанов К.А. Разработка и исследование математических моделей, создание программного обеспечения для управления объектами в металлургии / [К.А. Щипанов](#). – Автореферат дис. на соискание науч. степени к.т.н.: Спец. 05.13.18 – Математическое моделирование. – Екатеринбург: УГТУ, 2007. – 16 с.

100. Тихонов О.Н. Простые математические модели металлургических процессов. Учебное пособие / [О.Н. Тихонов](#). – Л.: ЛГИ, 1978. – 109 с.

101. Маковский В.А., ~~Шокул А.А.~~, ~~Глушков В.З.~~ и др. – Основы построения адаптивной цифровой динамической модели доменного процесса. Сообщение 2 / [В.А. Маковский](#), [А.А. Шокул](#), [В.З. Глушков](#) и др. // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1978. – № 3. – С. 184-186.

102. Дмитриев А.Н., ~~Шаврин С.В.~~ – Двумерная математическая модель доменного процесса / [А.Н. Дмитриев](#), [С.В. Шаврин](#) // Сталь. – 1996. – № 12. – С. 7-13.

103. Доброскок В.А.; ~~Кузнецов Н.А.~~, ~~Туманов А.И.~~ – Математические модели процессов газодинамики и восстановления в доменной печи / [В.А. Доброскок](#), [Н.А. Кузнецов](#), [А.И. Туманов](#) // Изв. вузов. Черная металлургия. – 1985. – № 3. – С. 145-146.

104. Ченцов А.В.; ~~Чесноков Ю.А.~~, ~~Шаврин С.В.~~ – Балансовая логико-статистическая модель доменного процесса / [А.В. Ченцов](#), [Ю.А. Чесноков](#), [С.В. Шаврин](#). – М.: Наука, 1991. – 92 с.

105. Ченцов А.В.; ~~Чесноков Ю.А.~~, ~~Шаврин С.В.~~ – Балансовая логико-статистическая модель доменного процесса / [А.В. Ченцов](#), [Ю.А. Чесноков](#), [С.В. Шаврин](#). – Екатеринбург: УрО РАН, 2003. – 164 с.



~~106.~~ Технологии для доменного производства [Электронный ресурс]: ~~\_#~~  
www.industry.siemens.ru.

~~106.107.~~ Автоматизированные системы управления технологическими процессами доменной печи [Электронный ресурс]: ~~\_#~~—www.http://aoconstar.prom.ua.

~~107.108.~~ Автоматизированные системы управления технологическими процессами доменного производства [Электронный ресурс]: ~~\_#~~—#  
www.ma.dp.ua/products/.

~~108.109.~~ АСУТП ДП-8 ОАО «АрселорМиттал Кривой Рог» [Электронный ресурс]: ~~\_#~~—www.arcelor.mittal.com.ua.

~~109.110.~~ Справочник по теории автоматического управления / Под ред. А.А. Красовского. – М.: Наука, 1987. – 712 с.

~~110.111.~~ Куропаткин П.В. Оптимальные и адаптивные системы / П.В. Куропаткин. – М.: Высш. школа, 1980. – 287 с.

~~111.112.~~ Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом / Буков В.Н. – М.: Наука, 1987. – 288 с.

~~112.113.~~ Колесников А.А. Синергетическая теория управления / А.А. Колесников. – Таганрог: ТРТУ, М.: Энергоатомиздат, 1994. – 344 с.

~~113.114.~~ Современная прикладная теория управления: Синергетический подход в теории управления/ Под ред. А.А.Колесникова. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2000. – Ч. II. – 559 с.

~~114.115.~~ Жданов А.А. Метод автономного адаптивного управления, его свойства и приложения [Электронный ресурс]: ~~\_#~~—http: www.ispras.ru/~zhdanov. – 14 с.

~~115.116.~~ Ивахненко А.Г. Предсказание случайных процессов / А.Г. Ивахненко, В.Г. Лапа. – К.: Наукова думка, 1971. – 416 с.

~~116.117.~~ Gabor D. Predicting Mashines. Scintia / D. Gabor. – Rev. Int. Sci. – Milano, 1962. – P. 5-13.

~~117.118.~~ 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.

**Отформатировано:** Отступ: Слева: 0 см, Первая строка: 1,27 см, интервал Перед: 0 пт, после: 0 пт, междустрочный, 1,5 строки, нумерованный + Уровень: 1 + Стиль нумерации: 1, 2, 3, ... + Начать с: 1 + Выравнивание: слева + Выровнять по: 1,27 см + Табуляция после: 1,9 см + Отступ: 1,9 см, Поз.табуляции: 0 см, Выровнять по позиции табуляции

[118-119.](#) Адаптивные фильтры / Под ред. К.Ф.Н. Коузэна и П.М. Гранта. – М.: Мир, 1988. – 392 с.

[119-120.](#) Лапа В.Г. Методы предсказания и предсказывающие системы / В.Г. Лапа. – К.: Вища школа, 1980. – 183 с.

[120-121.](#) Ивахненко А.Г. Моделирование сложных систем: Информационный подход / Под общ. ред. В.В. Павлова. – К.: Вища школа, 1987. – 62 с.

[121-122.](#) Круглов В.В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли, Р.Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.

[122-123.](#) Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептрон и теория механизмов мозга / Ф. Розенблатт. – М.: Мир, 1965. – 480 с.

[123-124.](#) Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели. Учебное пособие / И.В. Заенцев. – Воронеж. гос. университет, 2001. – 76 с.

[124-125.](#) Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применение в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М.: Экономика, 1998. – 224 с.

[125-126.](#) Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / Ф. Уоссермен – М.: Мир, 1992. – 237 с.

[126-127.](#) 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.

[127-128.](#) Растрингин Л.А. Адаптация сложных систем / Л.А. Растрингин. – Рига: Зинатне, 1981. – 375 с.

[128-129.](#) 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.

[129-130.](#) Ткаченко В.Н. Математическое моделирование, идентификация и управление технологическими процессами тепловой обработки материалов / Ткаченко В.Н. – К.: Наукова думка, 2008. – 243 с.

[130-131.](#) Цыпкин Я.З. Адаптация и обучение в автоматических системах / Цыпкин Я.З. – М.: Наука, 1968. – 399 с.

131-132. Тархов Д.А. Нейронные сети: модели и алгоритмы / Д.А. Тархов. – М.: Радиотехника, 2005. – 256 с.

132-133. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Головкин В.А. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.

133-134. Горбань А.Н. Обобщенная аппроксимационная теорема и вычислительные возможности нейронных сетей / Горбань А.Н. // Сибир. журн. вычислит. матем. – 1998. – Т. 1. – № 1. – С. 12-24.

134-135. Колмогоров А.Н. О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиции непрерывных функций одного переменного / Колмогоров А.Н. // Докл. АН СССР, 1957. – Т. 114. – № 5. – С. 953-956.

135-136. Kosko B. Fuzzy systems as universal approximators / B. Kosko // IEEE Transactions on Computers. – 1994. – Vol. 43. – No. 11. – P. 1329-1333.

136-137. Прикладные нечеткие системы / Под ред. Т.Тэрано, К.Асаи, М.Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.

137-138. Усков А.А. Интеллектуальные системы управления на основе методов нечеткой логики / А.А. Усков, В.В. Круглов. – Смоленск: гортипогр., 2003. – 177 с.

138-139. Корнієнко В.І. Методологія побудови інтелектуальних прогнозуючих систем оптимального керування нелінійними технологічними процесами / В.І. Корнієнко, І.Г. Гуліна // Гірничі електромеханіка та автоматика. – 2010. – Вип. 85. – С. 75-82.

139-140. Зайцев В.Г. Использование синергетического подхода в задачах адаптивного управления / Зайцев В.Г. // Системные технологии. – 2010. – № 2(67). – С. 88-95.

140-141. Махотило К.В. Применение искусственных нейронных сетей для решения задач управления [Электронный ресурс]: <http://www.users.kpi.kharkov.ua/mahotilo>.

- ~~141-142.~~ Kalman R. Contributions to the theory of optimal control / R. Kalman // Boletin de la Sociedad Matem. Mexican. Segunda serie. – 1960. – № 1. – P. 102-119.
- ~~142-143.~~ Болтянский В.Г. Математические методы оптимального управления / В.Г. Болтянский. – М.: Наука, 1969. – 451 с.
- ~~143-144.~~ Беллман Р. Некоторые вопросы математической теории процессов управления / Р. Беллман, И. Гликсберг, О. Гросс. – М.: Иностранная литература, 1962. – 354 с.
- ~~144-145.~~ Красовский А.А. Системы автоматического управления полетом и их аналитическое конструирование / А.А. Красовский. – М.: Наука, 1973. – 268 с.
- ~~145-146.~~ Kuntanapreeda S. Neural Network Model Reference Control of Nonlinear Systems / S. Kuntanapreeda, R. W. Gundersen, R. R. Fullmer // Proc. Of Int. Joint Conf. on Neural Networks. — Vol. II. — Baltimore, Maryland. — 1992. — P. 94-99.
- ~~146-147.~~ Айфичер Э.С. Цифровая обработка сигналов: практический подход / Э.С. Айфичер, Б.У. Джервис. – М.: Изд. дом «Вильямс», 2004. – 992 с.
- ~~147-148.~~ Кузнецов С.П. Динамический хаос / Кузнецов С.П. – М.: Физматлит, 2002. – 296 с.
- ~~148-149.~~ Анищенко В.С. Знакомство с нелинейной динамикой / В.С. Анищенко. – М.-Ижевск: ИКИ, 2002. – 172 с.
- ~~149-150.~~ Шустер Г. Детерминированный хаос. Введение / Г. Шустер. – М.: Мир, 1988. – 256 с.
- ~~150-151.~~ Ljung L. Identification of Nonlinear Systems / L. Ljung // Proceeding of the IEEE. – 2006. – № 6. – P. 1-10.
- ~~151-152.~~ Nelles O. Nonlinear System Identification: From Classical Approaches to Neural and Fuzzy Models / O. Nelles. – Berlin: Springer, 2001. – 785 p.
- ~~152-153.~~ 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.

[153-154.](#) 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.

[154-155.](#) Дремін І.М. Вейвлеты и их использование / И.М. Дремін, О.В. Иванов, В.А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 171. – № 5. – С. 465-501.

[155-156.](#) Корнієнко В.І. Нейронне вейвлет прогнозування та ідентифікація складних сигналів та об'єктів керування / В.І. Корнієнко, Г.В. Кузнецов, І.В. Гарнак // Інформаційні технології та комп'ютерна інженерія. – 2009. – № 2 (15). – С. 38-44.

[156-157.](#) Корниенко В.И. Обоснование принципов построения систем управления тепловым состоянием доменной печи / В.И. Корниенко, И.Г. Гулина // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2011. – № 4. – С. 111-115. – ISSN 2071-2227.

[157-158.](#) Ткалич С.А. Идентификация состояния стохастических систем / С.А. Ткалич, Е.М. Васильев // Электротехнические комплексы и системы управления. – 2008. – № 1. – С. 44-46.

[158-159.](#) Takens F. Lecture Notes in Mathematics / F. Takens. – Berlin: Springer-Verlag, 1980. – Vol. 898. – P. 366-381.

[159-160.](#) Ивахненко А.Г. Интервал корреляции как мера предсказуемости случайного процесса и детализации языка моделирования / А.Г. Ивахненко, С.Ф. Козубовский // Автоматика. – 1977. – № 5. – С. 14-30.

[160-161.](#) Гулина И.Г. Выбор критерия автоматизированного управления инерционным объектом горно-металлургического производства / И.Г. Гулина, А.Ю. Гусев, В.И. Корниенко, В.Г. Макиенко // Гірнична електромеханіка та автоматика. – 2012. – Вип. 89. – С. 71-73.

[161-162.](#) Гулина И.Г. Идентификация и прогнозирование теплового состояния доменной печи по уровню расплава / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко // Гірнична електромеханіка та автоматика. – 2011. – Вип. 87. – С. 69-75.

~~162-163.~~ Ивахненко А.Г. Непрерывность и дискретность / А.Г. Ивахненко. – Киев: Наукова думка, 1990. – 224 с.

~~163-164.~~ Ивахненко А.Г. Долгосрочное прогнозирование и управление сложными системами / А.Г. Ивахненко. – К.: Техніка, 1975. – 312 с.

~~164-165.~~ MathWorks Release 14. MATLAB 7 [Электронный ресурс]: [http://www.mathworks.com/products/new\\_products/R14\\_transition.html](http://www.mathworks.com/products/new_products/R14_transition.html).

~~165-166.~~ Макс Ж. Методы и техника обработки сигналов при физических измерениях / Макс Ж. – М.: Мир, 1983. – Т. 1. – 312 с.

~~166-167.~~ Сычев В. Фрактальный анализ программа Fractan 4.4 [Электронный ресурс]: <http://impb.ru/~sychov/>.

~~167-168.~~ Ван дер Варден Б.Л. Математическая статистика / Б.Л. Ван дер Варден. – М.: Изд-во иностр. лит., 1960. – 436 с.

~~168-169.~~ Гулина И.Г. Адаптивная САУ сложным многосвязным объектом управления с интеллектуальным прогнозированием / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко // Системы обработки информации. – 2011. – № 8(98). – С. 57-62. – ISSN 1681-7710/

~~169-170.~~ 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.

~~170-171.~~ Табак Д. Оптимальное управление и математическое программирование / Д. Табак, Б. Куо – М.: Наука, 1975. – 280 с.

~~171-172.~~ Мита Ц. Введение в цифровое управление: Пер. с японск / Ц. Мита, С. Хара, Р. Кондо. – М.: Мир, 1994. – 256 с.

~~172-173.~~ Теория автоматического управления. Ч. 2. /Под ред. А.А. Воронова. – М.: Высшая школа, 1986. – 504 с.

~~173-174.~~ Рабинер Л. Теория и применение цифровой обработки сигналов / Л. Рабинер, Б. Гоулд. – М.: Мир, 1978. – 848 с.

[174-175.](#) Гулина И.Г. Оценка тренда состояния сложного объекта управления / Гулина И.Г. // Системи управління, навігації та зв'язку. – 2012. – Вып. 1 (21). – Т. 1. – С. 61-64.

[175-176.](#) Гулина И.Г. Оценка качества адаптивной САУ с интеллектуальным прогнозированием // VIII международная научно-практическая конференция «Veda a technologie: krok do budoucnosti – 2012» (г. Прага, 27.02-05.03.2012 г.). – С. 66-67.

[176-177.](#) Гулина И.Г. Прогнозирование тренда уровня расплава доменной печи // Международная научно-практическая конференция «Современные проблемы и пути их решения в науке, транспорте, производстве и образовании – 2012» (г. Одесса, 18.12-27.12.2012 г.). – Вып. 4. – Том 13. – С. 76-78.

[177-178.](#) Гулина И.Г. Идентификация, прогнозирование и управление сложным многосвязным объектом управления / И.Г. Гулина, В.И. Корниенко, А.Ю. Гусев, В.Г. Макиенко // Системы обработки информации. – 2012. – № 9 (107). – С. 31-35. – ISSN 1681-7700.

[178-179.](#) Гулина И.Г. Моделирование САУ тепловым состоянием доменной печи // VIII Международная научно-практическая конференция «Научная индустрия европейского континента – 2012» (г. Прага, 27.11-05.12.2012 г.). – С. 42-44.

[179-180.](#) Корнієнко В.І. Комплексна оцінка, ідентифікація та прогнозування складних нелінійних процесів / В.І. Корнієнко, І.Г. Гуліна, Л.В. Будкова // Науковий вісник НГУ. – 2013. – № 6. – С. 124-131. – ISSN 2071-2227.

**Додаток А**

**ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ І ВІДПОВІДНИЙ ЙОМУ  
РІВЕНЬ РОЗПЛАВУ ДП-6 НТМК**

**Таблиця  
Аркушів 2**



Таблиця А.1

N випуску чавуну	Вміст Si, %	Вміст S, %	Рівень розплаву, відн. од.	Час між випусками чавуну, хв.
1501	0,15	0,027	19.433	130
1502	0,15	0,029	20.493	110
1503	0,03	0,048	20.577	115
1504	0,15	0,021	23.579	120
1505	0,21	0,014	13.556	140
1506	0,13	0,02	12.305	120
1507	0,15	0,023	13.781	120
1508	0,15	0,021	11.209	80
1509	0,14	0,021	9.634	140
1510	0,09	0,022	7.596	150
1511	0,12	0,02	4.976	210
1512	0,14	0,02	4.274	170
1513	0,14	0,019	2.056	135
1514	0,22	0,013	5.633	145
1515	0,23	0,015	8.469	125
1516	0,21	0,013	6.637	140
1517	0,16	0,018	9.996	240
1518	0,17	0,015	16.695	105
1519	0,22	0,017	16.981	115
1520	0,22	0,012	8.440	200
1521	0,23	0,014	13.827	195
1522	0,12	0,024	25.587	95
1523	0,14	0,017	3.145	210
1524	0,11	0,022	13.740	160
1525	0,06	0,032	9.917	185
1526	0,04	0,039	8.096	185
1527	0,03	0,051	12.109	160
1528	0,07	0,036	4.937	275
1529	0,05	0,03	17.580	180
1530	0,14	0,027	12.338	100
1531	0,08	0,022	17.028	180
1532	0,16	0,019	21.679	220
1533	0,1	0,024	12.740	185
1534	0,16	0,024	13.300	120
1535	0,15	0,023	15.136	115
1536	0,2	0,026	13.037	135
1537	0,2	0,02	17.149	130
1538	0,17	0,02	14.882	125
1539	0,18	0,018	5.406	165
1540	0,22	0,013	2.124	165
1541	0,19	0,016	3.882	145

N випуску чавуну	ВмістSi, %	Вміст S, %	Рівень розплаву, відн. од.	Час між випусками чавуну, хв.
1542	0,12	0,024	16.597	220
1543	0,09	0,026	16.808	150
1544	0,09	0,021	21.110	150
1545	0,1	0,029	23.773	115
1546	0,14	0,02	29.551	165
1547	0,12	0,02	17.927	310
1548	0,08	0,025	13.792	80
1549	0,08	0,027	11.251	100
1550	0,08	0,03	16.692	155
1551	0,08	0,034	10.855	215
1552	0,06	0,037	14.559	105
1553	0,03	0,04	28.661	200
1554	0,03	0,058	23.771	165
1555	0,03	0,045	16.729	105
1556	0,04	0,04	20.542	165
1557	0,08	0,028	19.6970	200
1558	0,07	0,032	16.2736	135
1559	0,11	0,021	6.644	140
1560	0,12	0,019	17.104	90
1561	0,28	0,015	17.223	125
1562	0,12	0,017	11.052	165
1563	0,17	0,017	16.677	105
1564	0,18	0,013	8.162	130
1565	0,21	0,017	21.631	155
1566	0,21	0,014	15.392	125
1567	0,16	0,018	7.351	320
1568	0,16	0,014	9.169	150
1569	0,17	0,013	10.711	195
1570	0,14	0,018	14.891	175
1571	0,1	0,015	27.965	170
1572	0,11	0,017	23.771	155
1573	0,08	0,018	21.467	130
1574	0,16	0,014	20.982	220
1575	0,11	0,018	17.871	140
1576	0,13	0,02	19.386	145
1577	0,09	0,02	18.589	170
1578	0,07	0,023	3.956	105
1579	0,07	0,027	5.523	170

**Додаток Б**

**ПРОГРАМА СТАТИСТИЧНОЇ ОБРОБКИ ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНИХ ДАНИХ**

**Текст програми**

**Аркушів 2**

```
% Программа статистической обработки экспериментальных данных
```

```
ud.N=79;  
ud.Nfft=79;  
N=ud.N;  
NProg=39; %Глубина прогноза  
% ЗАГРУЗКА ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ:  
% URR - УРОВЕНЬ РАСПЛАВА ДОМНЫ  
% Si - СОДЕРЖАНИЕ КРЕМНИЯ В ЧУГУНЕ НА ВЫПУСКЕ  
% Sera - СОДЕРЖАНИЕ СЕРЫ В ЧУГУНЕ НА ВЫПУСКЕ  
% TIME - ВРЕМЯ ПЛАВКИ (интервалы между выпусками чугуна)  
load DATA_URR; YY=URR';  
load DATA_Si; %YY=Si';  
load DATA_Sera; %YY=Sera';  
%load DATA_TIME; YY=TIME';  
%load DATA_URR_Denoised;YY=DATA_URR_Denoised';  
  
figure;plot(1:N,YY);grid;% Временной сигнал  
p=YY;n=N;  
r2=rx_x(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн  
  
n=N;  
p=URR;  
%q=Si;  
q=Sera;  
R2=rx_y(p,q,n);% Вычисление ВЗАИМОКорр Ф-ции  
  
% Регрессионный анализ  
polytool(q,p,1,0.05);  
corrcoef (p,q)  
polyfit(q,p,1)  
  
%Аппроксимация связи параметров (координат) с помощью каскадной нейронной  
% сети прямого распространения  
net=newcf([min(p) max(p)], [7 1],{'tansig' 'purelin'});  
net.trainParam.epochs=200;  
net=train(net,p',q');  
y=sim(net,p');plot(p,q,p,y,'o');grid;  
%gensim(net,-1);  
% Регрессионный анализ по аппроксимации  
polytool(y,p,1,0.05);  
corrcoef (p,y)  
polyfit(y,p,1)  
  
%Аппроксимация связи параметров с помощью нейронечеткой системы АНФИС  
YY0=p';  
YYY=q';% Эталонный выход  
MP=0; % Порядок фильтра (глубина памяти по входу)  
Epoch=15;% количество эпох обучения нейронечеткой сети  
% y - выход  
% EE - вектор ошибок  
[y,EE]=AnfisAFA(MP,Epoch,YY0,YYY);  
% Регрессионный анализ по аппроксимации  
polytool(y,p,1,0.05);  
corrcoef (p,y)  
polyfit(y,p,1)
```



**Додаток В**

**ПРОГРАМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ ДИНАМІКИ ТА ПРОГНОЗУ ТРЕНДУ РІВНЯ  
РОЗПЛАВУ**

**Текст програми  
Аркушів 2**

```
% Программа идентификации динамики и прогноза тренда уровня расплава
```

```
ud.N=2468; %Длительность временного ряда  
ud.Nfft=2468;  
N=ud.N;  
NProg=40; % Максимальная глубина прогноза
```

```
% ЗАГРУЗКА ВХОДНЫХ СИГНАЛОВ:  
% URR_Dinamic - УРОВЕНЬ РАСПЛАВА ДОМНЫ с интервалом 5 минут
```

```
load DATA URR_Dinamic; %YY=URR';  
YY(1:N)=URR(1:N)';  
load DATA_URR_Denoised2;YY11=DATA_URR_Denoised2;  
figure;plot(1:N,[YY(1:N)' YY11(1:N)']);grid;% Временнойсигнал
```

```
% YY=YY-YY11;
```

```
global fp; global r2;  
figure;plot(1:N,YY11);grid;% Временнойсигнал  
p=YY11;n=N;  
r2=rxx_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн  
eps=(sum(fp(103:617))-sum(fp(130:617)))/(sum(fp(1:617))-  
sum(fp(130:617)));%Ошибка отсечения спектра
```

```
% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)  
nvar=0.0; %Реально от 0.01 до 0.3  
tau=8; % Задержка  
YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);
```

```
tic% ЛИНЕЙНЫЙ АФА  
% YY0 - вход АФА  
YYY=YY;% Эталонный выход  
MP=64;% Порядок фильтра  
mu=0.75;% нормированный шаг адаптации  
% YYY0 - выход АФА  
% EE - вектор ошибок  
[YYY0,EE]=LinPredicFnew(MP,mu,YY0,YYY,tau);
```

```
% ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК  
%Eabs1=norm(EE)/length(EE)  
Eabs2=sum(abs(EE))/length(EE)  
Eotn1=norm(EE)/norm(YYY)  
Eotn2=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY))  
%Eotn3=Eabs2/(max(YYY)-min(YYY))  
toc
```

```
% МОДЕЛИРОВАНИЕ Линейного АФА для прогноза сигналов  
% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)  
noise=[0];Nnoise=1;  
Ntau=NProg; Ztau(1:Ntau)=0:NProg-1;xx=0;  
for in=1:Nnoise;  
for jt=1:Ntau;  
nvar=noise(in); %Реально от 0.01 до 0.3  
tau=Ztau(jt); % Задержка  
YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);  
% ЛИНЕЙНЫЙ АФА
```

```

        % YY0 - вход АФА
        xx=xx+1
        YYY=YY;% Эталонный выход
        MP=8;% Порядок фильтра
        mu=0.75;% нормированный шаг адаптации
        % YYY0 - выход АФА
        % EE - вектор ошибок
        [YYY0,EE]=LinPredicFnew(MP,mu,YY0,YYY,tau);
% ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК
        ERabs(in,jt)=sum(abs(EE))/length(EE);
        ERotn(in,jt)=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY));
    end;
end;
figure;plot(0:NProg-1,ERabs(1,1:NProg));grid;
figure;plot(0:NProg-1,ERotn(1,1:NProg));grid;

% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
nvar=0.0;% Реально от 0.01 до 0.3
tau=10;% Задержка
YY00 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);

tic% НЕЙРОНЕЧЕТКИЙ (АНФИС) АФА
    MP=4;% Порядок фильтра (глубина памяти по входу)
    Epoch=15;% количество эпох обучения нейронечеткой сети
    N0=tau;
    N1=N-N0;
    % YY0 - вход АФА
    YY0(1:N1)=YY00(N0+1:N);
    YYY(1:N1)=YY(N0+1:N);% Эталонный выход
    % YYY0 - выход АФА
    % EE - вектор ошибок
    [YYY0,EE]=AnfisAFA(MP,Epoch,YY0(1:N1),YYY(1:N1));

% ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК
    Eabs1=norm(EE)/length(EE)
    Eabs2=sum(abs(EE))/length(EE)
    Eotn1=norm(EE)/norm(YYY)
    Eotn2=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY))
toc

    tic% МОДЕЛИРОВАНИЕ нейронечеткого АФА для прогноза сигналов
    % Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
    noise=[0];Nnoise=1;
    Ntau=NProg; Ztau(1:Ntau)=0:NProg-1;
    xx=0;
    for in=1:Nnoise;
        for jt=1:Ntau;
            nvar=noise(in); % Реально от 0.01 до 0.3
            tau=Ztau(jt); % Задержка
            YY00 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);
            % НЕЙРОНЕЧЕТКИЙ (АНФИС) АФА
            % YY0 - вход АФА
            xx=xx+1
            N0=tau;
            N1=N-N0;
            % YY0 - вход АФА
            YY0(1:N1)=YY00(N0+1:N);
            YYY(1:N1)=YY(N0+1:N);% Эталонный выход
            % YYY0 - выход АФА
            % EE - вектор ошибок

```



```

MP=4; % Порядок фильтра (глубина памяти по входу)
Epoch=15;% количество эпох обучения нейронечеткой сети
% YYY0 - выход АФА
% EE - вектор ошибок
[YYY0,EE]=AnfisAFA(MP,Epoch,YY0(1:N1),YYY(1:N1));
% ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК
ERabs(in,jt)=sum(abs(EE))/length(EE);
ERotn(in,jt)=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY));
end;
end;toc
figure;plot(0:NProg-1,ERabs(1,1:NProg));grid;
figure;plot(0:NProg-1,ERotn(1,1:NProg));grid;

% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
nvar=0.0; %Реально от 0.01 до 0.3
tau=5; % Задержка
YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);

tic% НЕЙРОННЫЙ ВЕЙВЛЕТ (ВВНН) АФА
% YY0 - вход АФА
N2=floor(N/2);
YY07(1:N2)=YY0(1:N2);% Обуч послед входа
YY09(1:N2)=YY0(tau+1:N2+tau);%Провер послед входа
%figure;plot(1:N2,[YY07(1:N2)' YY09(1:N2)']);grid;
YYY7(1:N2)=YY(1:N2);% Обуч эталонный выход
YYY9(1:N2)=YY(tau+1:N2+tau);%Провер эталонный выход
w='sym5';% Тип вейвлета
NT=2;% Кол-во уровней разложения
Alf=1.7%; % Параметр трешолдинга
% YYY0 - выход АФА
% EE - вектор ошибок
[YYY0,EE]=wvnnafacf(w,NT,Alf,N2,YY07,YY09,YYY7,YYY9);

% ВЫЧИСЛЕНИЕ ОШИБОК
Eabs1=norm(EE(1:N2))/N2
Eabs2=sum(abs(EE(1:N2)))/N2
Eotn1=norm(EE(1:N2))/norm(YYY7(1:N2))
Eotn2=sum(abs(EE(1:N2)))/sum(abs(YYY7(1:N2)))
toc

% КРИТЕРИЙ ЗНАКОВ
PP=0;
for hh=1:N2;
if EE(hh)>0;
PP=PP+1;
end;
end;
PP

tic% МОДЕЛИРОВАНИЕ НЕЙРОННОГО ВЕЙВЛЕТ АФА для прогноза сигналов
% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
noise=[0];Nnoise=1;
N2=floor(N/2);Ntau=N2; Ztau(1:Ntau)=0:N2-1;
Alf1=[1.1 1.3 1.7 2.1 2.5];
xx=0;
YYY7(1:N2)=YY(1:N2);% Обуч эталонный выход
YYY9(1:N2)=YY(tau+1:N2+tau);%Провер эталонный выход
for in=1:Nnoise;

```

```

        for jt=1:Ntau;
nvar=noise(in); %Реально от 0.01 до 0.3
        tau=Ztau(jt); % Задержка
        YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);
        % НЕЙРОННЫЙ ВЕЙВЛЕТ (ВВНН) АФА
        % YY0 - вход АФА
        xx=xx+1
        YY07(1:N2)=YY0(1:N2);% Обуч послед входа
        YY09(1:N2)=YY0(tau+1:N2+tau);%Провер послед входа
%figure;plot(1:N2,[YY07(1:N2)' YY09(1:N2)']);grid;
w='sym5';% Тип вейвлета
        NT=2;% Кол-во уровней разложения
        Alf=Alf1(in); % Параметр трешолдинга
        % YYY0 - выход АФА
        % EE - вектор ошибок
        [YYY0,EE]=WVNNAFAcf(w,NT,Alf,N2,YY07,YY09,YYY7,YYY9);
ERabs(in,jt)=sum(abs(EE))/length(EE);
        ERotn(in,jt)=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY7));
        end;
        end;toc
        figure;plot(0:N2-1,ERabs(1,1:N2),'b');grid;
        figure;plot(0:N2-1,ERotn(1,1:N2));grid;

% Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
        nvar=0.0; %Реально от 0.01 до 0.3
        tau=5; % Задержка
YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);

tic% НЕЙРОСЕТЕВОЙ (НН) АФА
        % YY0 - вход АФА
        YYY=YY;% Эталонный выход
        MP=5; % Порядок фильтра (глубина памяти по входу)
        KN=64;% количество нейронов в скрытом слое сети
        % YYY0 - выход АФА
        % EE - вектор ошибок
        [YYY0,EE]=NNcFAFAnew(MP,KN,YY0,YYY,tau);

        % ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК
        Eabs1=norm(EE)/length(EE)
        Eabs2=sum(abs(EE))/length(EE)
        Eotn1=norm(EE)/norm(YYY)
        Eotn2=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY))
toc

        tic% МОДЕЛИРОВАНИЕ нейросетевого АФА для прогноза сигналов
        % Добавка Задержки и Шума в ИД (YY)
noise=[0];Nnoise=1;
        Ntau=NProg; Ztau(1:Ntau)=0:NProg-1;
        xx=0;
        for in=1:Nnoise;
        for jt=1:Ntau;
nvar=noise(in); %Реально от 0.01 до 0.3
        tau=Ztau(jt); % Задержка
        YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,YY);
        % НЕЙРОСЕТЕВОЙ (НН) АФА
        % YY0 - вход АФА
        xx=xx+1
        YYY=YY;% Эталонный выход
        MP=5; % Порядок фильтра (глубина памяти по входу)

```

```

        KN=64;% количество нейронов в скрытом слое сети
        % YY0 - выход АФА
        % EE - вектор ошибок
[YY0,EE]=NNcfAFAnew(MP,KN,YY0,YYY,tau);
        % ВЫЧИСЛЕНИЕ ОШИБОК
        ERabs(in,jt)=sum(abs(EE))/length(EE);
        ERotn(in,jt)=sum(abs(EE))/sum(abs(YYY));
    end;
end;toc
figure;plot(0:NProg-1,ERabs(1,1:NProg));grid;
figure;plot(0:NProg-1,ERotn(1,1:NProg));grid;

function r2=rxx(p,n);
%Вычисление автокорреляционной функции
global fp; global r2;
n2=n/2;
ps=mean(p);
p=p-ps;
for k=1:n2 R(k)=0; n1=n-k+1;
for m=1:n1
R(k)=R(k)+p(m)*p(k+m-1);
end;
r2(k)=R(k)/R(1);
end;
figure;plot(0:n2-1,r2(1:n2));grid;
figure;fp=abs(fft(r2,n2));plot(0:n2/2-1,fp(1:n2/2));grid;

function YY0 = NoiseTauVar(nvar,tau,ts1)

%-----
% Введение в ИД ts1 задержки tau и шума с уровнем nvar => YY0
%-----

for j=1:length(ts1)
    if j<=tau
YY0(j)=mean(ts1); %присвоение среднего значения задержке
end;
    if j>tau
        YY0(j)=ts1(j-tau);
end;
end;
%figure;plot(1:length(ts1), ts1,'b',1:length(YY0), YY0,'g'); grid; %
ГрафикСигнал+Задержка
%xlabel('Time (sec)');
%ylabel('x(t)');
%title('Delay + Test');
%-----
randn('state',0); %СТАРТИЗОДНОЙТОЧКИ
noise=nvar*randn(size(ts1)); % Белыйшум
%-----
YY0=YY0+noise; %полученный сигнал с задержкой и шумом
%figure;plot(1:length(ts1), YY0); grid;
%xlabel('Time (sec)');
%ylabel('x(t)');
%title('Time Series Delay + Noise'); % ГрафикСигналсзадержкой + Шум
%-----

```

```

function [YYY0,EE]=LinPredicFnew(MP,mu,YY0,YYY,tau)
% Линейный адаптивный прогнозирующий фильтр-аппроксиматор
%=====
N=length(YY0);
N0=MP;
if MP<tau;
    N0=tau;
end;
N1=N-N0;
S = initnlms(zeros(1,MP),mu);
[YYY0,EE,S] = adaptnlms(YY0(N0+1:N),YYY(N0+1:N),S);
%figure;plot(1:N,[YYY(N0+1:N)' YYY0(1:N1)']);grid;
%title('Adaptive Linear Prediction');
%legend('Actual Signal','Predicted Signal');
%figure;plot(1:N,EE);grid;
%title('Prediction Error');

function [YYY0,EE]=AnfisAFA(MP,Epoch,YY0,YYY)
% Адаптивная нейронная система нечеткого вывода => прогнозирующий фильтр-
аппроксиматор
%=====
global fismat; global trn_fis;
N=length(YY0);
trn(:,1)=YY0(1:N)';% Формирование МР (глубина памяти) задержанных входов
i=1;
while i<=MP
    trn(1:i,i+1)=mean(YY0);
    trn((i+1):N,i+1)=YY0(1:N-i)';
    i=i+1;
end;
trnBx=trn;
trn(:,MP+2)=YYY(1:N)';% Формирование вектора-столбца выхода
%figure;plot(1:N,[trn(:,1) trn(:,MP+2)]);grid;

% Реализация нейронечеткого АФА

KP=2; %Кол-во правил разложения по каждому входу
fismat=genfis1(trn,KP);% генерирование структуры

[trn_fis,Eabs]=anfis(trn,fismat,Epoch);%обучение структуры

YYY0=evalfis(trnBx,trn_fis);% вычисл выхода по входу для обучен структуры

EE(1:N)=YYY0(1:N)-YYY(1:N)';
%figure;plot(1:N,EE);grid;
%title('Prediction ANFIS Error');
%figure;plot(1:N,[YYY(1:N)' YYY0(1:N)]);grid;
%title('ANFIS Prediction');
%legend('Actual Signal','Predicted ANFIS Signal');

function [YYY0,EE]=WVNNAFACf(w,NT,Alf,N,YY07,YY09,YYY7,YYY9)
% НЕЙРОННЫЙ ВЕЙВЛЕТ АФА
% YY07,YY09 - провер и обуч послед-ти входа АФА
% YYY7,YYY9 - провер и обуч послед-ти эталон выхода АФА

trn_BX(1:N)=YY07(1:N);
trn_BYX(1:N)=YYY7(1:N);
chk_BX(1:N)=YY09(1:N);
chk_BYX(1:N)=YYY9(1:N);

```

```

% ДВП trn_data
[C,L]=wavedec(trn_BX,NT,w);
DlinYY07=length(trn_BX);
DlinC=length(C);

% Трешолдинг
[thr,nkeep]=wdbcmb(C,L,Alf);
[XD,CXD,LXD,Perf0,Perf12]=wdencmp('lvd',trn_BX,w,NT,thr,'s');
%figure; plot(1:N,trn_BX(1:N),'r',1:N,XD(1:N),'b'); grid;
CXD=C;LXD=L;%Без трешолдинга
DlinCXD=length(CXD);

% ДВП обучающей последовательности
[C1,L1]=wavedec(trn_BYX,NT,w);
for jj=1:DlinCXD;
    if CXD(jj)==0;
        CXD(jj)=0.000000001;
    end;
end;

%figure;plot(1:DlinCXD,[C1' CXD']);grid;
%figure;plot(1:DlinCXD,(C1-CXD));grid;

% RBF Создаем и обучаем нс
%net=newrb(CXD,C1);

% МПС Создаем и обучаем нс
net=newcf([min(CXD) max(CXD)],[32 1],{'logsig' 'purelin'});
net.trainParam.epochs=300;
net.trainParam.goal=0.0001;
net=train(net,CXD,C1);

% Опроснс
y1=sim(net,CXD);

% АНФИС Реализация нейронечеткой сети
%trn(:,1)=CXD(1:DlinCXD)';
%trn(:,2)=C1(1:DlinCXD)';
%Epoch=10;
%KP=2; %Кол-во правил разложения по каждому входу
%fismat=genfis1(trn,KP);
%[trn_fis,Eabs]=anfis(trn,fismat,Epoch);
%y1=evalfis(CXD,trn_fis);
%figure;plot(1:DlinCXD,[C1' y1]);grid;% ДляАНФИС
%figure;plot(1:DlinCXD,C1'-y1);grid;% ДляАНФИС

%figure;plot(1:DlinCXD,[C1' y1']);grid;
%figure;plot(1:DlinCXD,C1'-y1);grid;

% Восстанавливаем обучающую последовательность:
YYY0=waverec(y1,LXD,w);
EE(1:N)=YYY0(1:N)-trn_BYX(1:N);
%figure;plot(1:N,[trn_BYX(1:N)' YYY0(1:N)']);grid;
%EE(1:N)=YYY0(1:N)-trn_BYX(1:N);% ДляАНФИС
%figure;plot(1:N,[trn_BYX(1:N)' YYY0(1:N)']);grid;% ДляАНФИС
%title('WVNN Prediction');
%legend('Actual Signal','Predicted WVNN Signal');
%figure;plot(1:N,EE(1:N));grid;
%title('Prediction WVNN Error');

% Оценка прогноза по проверочной последовательности
[thr,nkeep]=wdbcmb(C2,L2,Alf);
[XD2,CXD2,LXD2,Perf0,Perf12]=wdencmp('lvd',chk_BX,w,NT,thr,'s');

```

```

% Опроснс
%y=sim(net,CXD2);

% Восстанавливаем проверочную последовательность:
%Z2=waverec(y,LXD2,w);EE1(1:N)=Z2(1:N)-chk_BYX(1:N);
%figure;plot(1:N,chk_BYX(1:N),1:N,Z2(1:N));grid;
%Eabs2Pr=sum(abs(EE1))/length(EE1)
%Eotn1Pr=norm(EE1)/norm(Z2)

function [YYY0,EE]=NNcfAFAnew(MP,KN,YY0,YYY,tau)
% Адаптивный нейронный прогнозирующий фильтр-аппроксиматор
%=====
global net;
N=length(YY0);
% Формирование MP (глубина памяти) задержанных входов
trn(:,1)=YY0(1:N)';
i=1;
while i<=MP
    trn(1:i,i+1)=mean(YY0);
    trn((i+1):N,i+1)=YY0(1:N-i)';
    i=i+1;
end;
N2=MP+tau;
N1=N-N2;
for j=1:N1;
    for jj=1:MP+1;
        trn_Bx(j,jj)=trn(N2+j,jj);
    end;
end;
trn_Byx(1:N1)=YYY(N2+1:N)';

% Создаем обучаемнс
net=newcf([min(trn_Bx)' max(trn_Bx)],[KN 1],{'logsig' 'purelin'});

net.trainParam.epochs=100;
net.trainParam.goal=0.0001;
net=train(net,trn_Bx',trn_Byx);

% Опроснс
YYY0=sim(net,trn_Bx');

% ОШИБКА
EE(1:N1)=YYY0(1:N1)-trn_Byx(1:N1);
%figure;plot(1:N1,[trn_Byx(1:N1)' YYY0(1:N1)']);grid;
%title('trn_Bx Prediction');
%legend('Actual Signal','Predicted trn_Bx Signal');
%figure;plot(1:N1,EE(1:N1));grid;
%title('Prediction trn_Bx Error');

```

**Додаток Д**

**ПРОГРАМА МОДЕЛЮВАННЯ АДАПТИВНИХ САУ ТЕПЛОВИМ СТАНОМ  
ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

**Текст програми**

**Аркушів 8**

```

%          Программа моделирования адаптивных САУ тепловым состоянием
%          доменной печи

% =Broadband component=AR process order 1
ud.N=256; ud.Nfft=256; f = linspace(-1,1-1/ud.Nfft,ud.Nfft);
%Use the impulse response of the all pole filter for the theoretical ARPSD
a = -.850848; noisevar = (1-a^2)/10^(0.1);
Par = periodogram(impz(1, [1 a], ud.N), [], 'twosided', ud.Nfft);
noisepsd = noisevar*abs(freqz(1, [1 a], ud.Nfft, 'whole')).^2;
figure;plot(f,10*log10(fftshift(Par+noisepsd)),'k','LineWidth',2);grid;
[Pt,T]=impz(1, [1 a], ud.N);figure;plot(T,Pt);grid; N=ud.N;

% ДИАПАЗОНЫ ИЗМЕНЕНИЯ ЗАДАНИЙ И ВЫХОДОВ ОУ
global k; global U; global Q; global AFAad; global MP; global EPS; global Y;
global fismat; global trn_fis;

% ЗАДАНИЕ _ СТУПЕНЬКИ (ХЕВИСАЙД)
for i=1:N+30;
    Q(i)=-0.25;
    if i-80>0;Q(i)=0.25;end;% Согласовать размерность с выходом ОУ!!!!
if i-140>0;Q(i)=0.5;end;
    if i-200>0;Q(i)=-0.5; end;
end;
figure;plot(1:N,Q(1:N));grid;%ЗАДАНИЕ==временнойсигнал (+-1)!
%p=Q;n=N; r2=rx_x_(p,n); % ВычислениеАвтоКоррФ-циииСпектрПлотн

% ВХОД _ ПОЛОСОВОЙ АВТОРЕГРЕСС
randn('state',0);N=ud.N+30;X2(1:N)=0;
M17=100; %Кол-во усреднений в Монте-Карло
for i=1:M17;
    X1=randn(1,N); X2(1:N)=X2(1:N)+X1(1:N);
end;
X2=X2/M17; A(2:N)=0; A(1)=0.00000000001; y1=filter(Pt,A,X2);
B22=[0.00000657 0.00002631 0.00003947 0.00002631 0.00000657]; %Fc=0.5 Hz
A22=[1.000000 -3.72641 5.21605 -3.250018 0.76049];
B22=B22.'; Y1=filter(B22,A22,y1); Y=Y1(1:N)/max(abs(Y1));
figure;plot(1:N,Y);grid;%Задание (авторегресс времен) сигнал (+-1)!
p=Y;n=N; r2=rx_x_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн
%=====
% Проверка устойчивости дмн моделей ОУ
U=Y;Y(1:N)=0;
Z1=51;Z2=250;%Диапазон времени регулирования
for k=Z1:Z2;
% ОУ==ПИТау(ПИТtop)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СВЕРХУ (РЕЖИМ ЗАГРУЗКИ)
pr=10;% Глубина прогноза
a1=0.95;KK=1;b1=0.095*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоефф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)+b18*U(k-1); Y(k+pr)=YZ*1;% Диапазон (+0.2-0.1 для полосового
сигнала)
end;
figure;plot(1:N,Y);grid;%Задание (авторегресс времен) сигнал (+-1)!
p=Y;n=N; r2=rx_x_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн
%+++++
% ОУ==ПИТау2 (ПИТ2) ==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ВИНЕРА-ГАММЕРШТАЙНА
pr=3;% Глубина прогноза
a2=0.85;b2=0.4;c22=0.1;d2=1;f2=0.1; % f2=0????!! d2>0; тау=1
a28=a2;b28=b2;c28=c22;d28=d2;f28=f2;
%a28=a2*(1+0.1/N*i); b28=b2*(1+0.1/N*i); c28=c22*(1+0.1/N*i);
d28=d2*(1+0.1/N*i); f28=f2*(1+0.1/N*i);
% НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоефф = 10%

```



```

YZ=a28*Y(k-1)+b28*U(k-1)-c28*U(k-2); Y(k+np)=(-d28*(YZ)^2+f28)*3;
% Диапазон (+0.3-0 для полосового сигнала)

% ОУ==ПИТау(PIТtop)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СВЕРХУ (РЕЖИМ ЗАГРУЗКИ)
np=10;% Глубина прогноза
a1=0.95;KK=1;b1=0.095*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)+b18*U(k-1); Y(k+np)=YZ*1;% Диапазон (+0.2-0.1 для полосового
сигнала)

% ОУ==ПИТау(PIТbot)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СНИЗУ (РЕЖИМ ДУТЯ)
np=3;% Глубина прогноза
a1=0.8;KK=1;b1=0.2*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)+b18*U(k-1); Y(k+np)=YZ*1;% Диапазон (+0.7-0.4 для полосового
сигнала)

% ОУ==НЛД(NLD)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НЕЛИН ПРОЦЕССОВ
ИЗЛУЧЕН/КОНВЕКЦ/ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ
np=3;% Глубина прогноза
a1=1.63;a2=0.81;a3=1.01;b1=1.05;b2=0.95;
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)^3-a2*Y(k-2)^2+a3*Y(k-3)+b18*U(k-1)-b2*U(k-2); Y(k+np)=YZ;
% Диапазон (+0.2-0.3 для полосового сигнала)

%=====
KN=30;% Кол-во нейронов в скрытом слое
Erosch=15; % Кол-во эпох обучения нейронечеткой сети АНФИС
MP=4;%-глубина памяти по входам
% Предобучение АФА
% ВХОД _ ПОЛОСОВОЙ АВТОРЕГРЕСС
randn('state',0);X2(1:N)=0;
M17=100; %Кол-во усреднений в Монте-Карло
for i=1:M17;
X1=randn(1,N); X2(1:N)=X2(1:N)+X1(1:N);
end;
X2=X2/M17; A(2:N)=0; A(1)=0.00000000001; y1=filter(Pt,A,X2);
B22=[0.00000657 0.00002631 0.00003947 0.00002631 0.00000657]; %Fc=0.5 Hz
A22=[1.000000 -3.72641 5.21605 -3.250018 0.76049];
B22=B22.'; Y1=filter(B22,A22,y1); U=Y1(1:N)/max(abs(Y1));
figure;plot(1:N,U(1:N));grid;%Задание (авторегресс времен) сигнал (+-1)!
p=U;n=N; r2=rxx_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн

% Добавка Задержки и Шума в ИД (U)
nvar=0.0; %Реально от 0.01 до 0.3
tau=0; % Задержка
Unoise = NoiseTauVar(nvar,tau,U);

% НЕЙРОНЕЧЕТКИЙ (АНФИС) АФА
% U - вход АФА
% Y0 - выход АФА
% Y - эталонный выход
% EE - вектор ошибок
%Y=LinPIТtopOU(U);% Эталонный выход
%Y=LinPIТbotOU(U);% Эталонный выход
%Y=PIТ2OU(U);% Эталонный выход
Y=NLD0Y(U);% Эталонный выход
figure;plot(1:N,Y(1:N));grid;%Задание (авторегресс времен) сигнал (+-1)!
p=Y;n=N; r2=rxx_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн
tic

```

```

[Y0,EE]=AnfisAFA(MP,Epoch,Unoise,Y); %Обучение АФА
% ВЫЧИСЛЕНИЕОШИБОК
Eabs1=norm(EE)/length(EE)
Eabs2=sum(abs(EE))/length(EE)
Eotn1=norm(EE)/norm(Y)
Eotn2=sum(abs(EE))/sum(abs(Y))
toc

tic %!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!(САУ с СНС-регулятором и прогнозированием)!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
% Обнулить массивы переменных
YS(1:N)=0;Eopt(1:N)=0;YSopt(1:N)=0;

AFA=fismat; AFAad=trn_fis; %Формирование АФА после предобучения

%RMin(1:MP+1)=-0.73; RMax(1:MP+1)=0.73;% Диапазон управления с НС АФА
%AFA=newcfc([RMin' RMax'],[KN 1],{'logsig' 'purelin'}); %Формир НС АФА

Z1=51;Z2=250;%Диапазон времени регулирования
for k=Z1:Z2;

% ОУ==НЛД(NLD)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НЕЛИН ПРОЦЕССОВ
ИЗЛУЧЕН/КОНВЕКЦ/ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ
np=3;% Глубина прогноза
a1=1.63;a2=0.81;a3=1.01;b1=1.05;b2=0.95;
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)^3-a2*Y(k-2)^2+a3*Y(k-3)+b18*U(k-1)-b2*U(k-2); Y(k+np)=YZ/10;
% Диапазон (+0.2-0.3 для полосового сигнала)
k

%Управление с НС АФА
%ФОРМИРОВАТЬ UBx'=> k-1...k-MP-1
%UBx(1:MP+1)=U(k-MP-1:k-1);
% [AFA,YS(k+np),ER(k)]=adapt(AFA,UBx',Y(k+np)); % АДАПТАЦИЯНСАФА
%ФОРМИРОВАТЬ UBx2'=> k...k-Mp
%UBx1(1:MP)=U(k-MP:k-1);
%for jj=1:201;
%Uopt(jj)=-0.73+(jj-1)*0.0073;
%UBx1(MP+1)=Uopt(jj);
%YYS(jj)=sim(AFA,UBx1');%ВыходНСАФА
%EPR(jj)=Q(k+1)-YYS(jj);
%end;

%Управление с НЕЙРОНЕЧЕТКИМ АФА (АНФИС)
%ФОРМИРОВАТЬ UBx1=> k-1...k-MP-1
UBx(1:MP+1)=U(k-MP-1:k-1);
UBx(MP+2)=Y(k+np);
%figure;plot(1:MP+2,UBx);grid;

% Реализация нейронечеткого АФА
%KP=2; %Кол-во правил разложения по каждому входу
%AFA=genfis1(UBx,KP);% генерирование структуры

[AFAad,Eabs]=anfis(UBx,AFA,Epoch);%обучение АНФИС АФА

%ФОРМИРОВАТЬ UBx2'=> k...k-Mp
UBx1(1:MP)=U(k-MP:k-1);
for jj=1:201;
Uopt(jj)=-0.73+(jj-1)*0.0073;
UBx1(MP+1)=Uopt(jj);
YYS(jj)=evalfis(UBx1,AFAad);% вычислвыходаповходудляобученструктуры;
EPR(jj)=Q(k+1)-YYS(jj);
end;
%figure;plot(1:201,EPR);grid;

```

```

[Eopt(k), jopt]=min(abs(EPR)); %Eopt(k) - Ошибки регулирования
U(k)=Uopt(jopt); %Управление для такта k+1
YSopt(k)=YYS(jopt); % Соответствующий управлению выход АФА
end;
ESS(Z1:Z2)=Q(Z1:Z2)-Y(Z1:Z2); %Ошибка регулирования по выходу ОУ
Eabs1=norm(ESS(Z1:Z2))/(Z2-Z1+1)
Eabs2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/(Z2-Z1+1)
Eotn1=norm(ESS(Z1:Z2))/norm(Q(Z1:Z2))
Eotn2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/sum(abs(Q(Z1:Z2)))
% ВЫВОДЫ
figure;plot(Z1:Z2,ESS(Z1:Z2));grid; % Вывод ошибки регулирования по ОУ
figure;plot(Z1:Z2,Eopt(Z1:Z2));grid; % Вывод ошибки регулирования по АФА
figure;plot(Z1:Z2,[Y(Z1:Z2)' YSopt(Z1:Z2)' U(Z1:Z2)' Q(Z1:Z2)']);grid;%Выход +-
1!!
toc%!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
title('Adaptive Control System');
legend('Plant output','AFA output','Control','Set-point');
%figure;plot(1:N2,EE(1:N2));grid; %title('Control Error');

tic %!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!(САУ с ПИД-регулятором и прогнозированием)!!!!!!!!!!!!
KN=30;% Кол-во нейронов в скрытом слое
EPOCH=15; % Кол-во эпох обучения нейронечеткой сети АНФИС
MP=4;%-глубина памяти по входам

% Предобучить сеть!!!
AFA=fismat; AFAad=trn_fis; %Формирование АФА после предобучения
% Обнулить массивы переменных
YS(1:N)=0;EPS(1:N)=0;YSopt(1:N)=0;PID(1:N,1:3)=0.1;

%RMin(1:MP+1)=-1; RMax(1:MP+1)=1;% Диапазон управления
%AFA=newcf([RMin' RMax'],[KN 1],{'logsig' 'purelin'}); %Формир НС

Z1=51;Z2=250;%Диапазон времени регулирования
for k=Z1:Z2;
% ОУ==НЛД (NLD)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НЕЛИН ПРОЦЕССОВ
ИЗЛУЧЕН/КОНВЕКЦ/ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ
np=3;% Глубина прогноза
a1=1.63;a2=0.81;a3=1.01;b1=1.05;b2=0.95;
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКэфф = 20%
YZ=a18*Y(k-1)^3-a2*Y(k-2)^2+a3*Y(k-3)+b18*U(k-1)-b2*U(k-2); Y(k+np)=YZ/10;
% Диапазон (+0.2-0.3 для полосового сигнала)
k
%ФОРМИРОВАТЬ UBx'=> k-1...k-MP-1
UBx(1:MP+1)=U(k-MP-1:k-1);
UBx(1:MP+2)=Y(k+np);
%[AFA,YS(k+np),ER(k)]=adapt(AFA,UBx',Y(k+np)); % АДАПТАЦИЯМОДЕЛИОУ
[AFAad,Eabs]=anfis(UBx,AFA,EPOCH);%обучениеАНФИСАФА

Pid0(1:3)=PID(k-1,1:3);
[Popt,Eopt]=fminsearch(@fPID1,Pid0);
%ОграничениянаПИД-коэффициенты
for tt=1:3;if Popt(tt)>10; Popt(tt)=10; end; if Popt(tt)<-10; Popt(tt)=-10;
end; end;
U(k)=U(k-1)+Popt(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Popt(2)*EPS(k)+Popt(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактаk+1
UBx1(1:MP)=U(k-MP:k-1);UBx1(MP+1)=U(k);

%YSopt(k)=sim(AFA,UBx1');% Соответствующий управлению выход АФА
YSopt(k)=evalfis(UBx1,AFAad);% вычисл выхода по входу для обучен структуры;

PID(k,1:3)=Popt(1:3); EPS(k+1)=Eopt;

```

```

end;
ESS(Z1:Z2)=Q(Z1:Z2)-Y(Z1:Z2); %Ошибка регулирования по выходу ОУ
Eabs1=norm(ESS(Z1:Z2))/(Z2-Z1+1)
Eabs2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/(Z2-Z1+1)
Eotn1=norm(ESS(Z1:Z2))/norm(Q(Z1:Z2))
Eotn2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/sum(abs(Q(Z1:Z2)))
% ВЫВОДЫ
figure;plot(Z1:Z2,[PID(Z1:Z2,1) PID(Z1:Z2,2) PID(Z1:Z2,3)]);grid;%КэфПид-Per
figure;plot(Z1:Z2,ESS(Z1:Z2));grid;% Вывод ошибки регулирования по ОУ
figure;plot(Z1:Z2,[Y(Z1:Z2)' YSopt(Z1:Z2)' U(Z1:Z2)' Q(Z1:Z2)']);grid;%Выход +-
1!!!
toc%!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
title('Adaptive Control System');
legend('Plant output','AFA output','Control','Set-point');
%figure;plot(1:N2,EE(1:N2));grid;%title('Control Error');

tic %!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!(CAV с ПИД-регулятором и без прогнозирования)!!!!!!!!!!!!
% Обнулить (или предобучить?) массивы переменных
for ii=1:N;
Y(ii)=0;U(ii)=0;YS(ii)=0;EPS(ii)=0;YSopt(ii)=0;PID(ii,1:3)=[0.0112 0.0194 -
0.0017];
end;
Z1=51;Z2=250;%Диапазон времени регулирования
for k=Z1:Z2;
% ОУ==ПИТау2 (PIT2) ==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ВИНЕРА-ГАММЕРШТАЙНА
np=3;% Глубина прогноза
a2=0.85;b2=0.4;c22=0.1;d2=1;f2=0.1; % f2=0????!! d2>0; тау=1
a28=a2;b28=b2;c28=c22;d28=d2;f28=f2;
%a28=a2*(1+0.1/N*i); b28=b2*(1+0.1/N*i); c28=c22*(1+0.1/N*i);
d28=d2*(1+0.1/N*i); f28=f2*(1+0.1/N*i);
% НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКэфф = 10%
YZ=a28*Y(k-1)+b28*U(k-1)-c28*U(k-2); Y(k+np)=-d28*(YZ)^2+f28)*3;
k
Pid0(1:3)=PID(k-1,1:3);
[Popt,Eopt]=fminsearch(@fnotPIDPIT2,Pid0);
%ОграничениянаПид-коэффициенты
for tt=1:3;if Popt(tt)>5; Popt(tt)=5; end; if Popt(tt)<-5; Popt(tt)=-5; end;
end;
U(k)=U(k-1)+Popt(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Popt(2)*EPS(k)+Popt(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-
1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
PID(k,1:3)=Popt(1:3); EPS(k+1)=Eopt;
end;
ESS(Z1:Z2)=Q(Z1:Z2)-Y(Z1:Z2); %Ошибка регулирования по выходу ОУ
Eabs1=norm(ESS(Z1:Z2))/(Z2-Z1+1)
Eabs2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/(Z2-Z1+1)
Eotn1=norm(ESS(Z1:Z2))/norm(Q(Z1:Z2))
Eotn2=sum(abs(ESS(Z1:Z2)))/sum(abs(Q(Z1:Z2)))
% ВЫВОДЫ
figure;plot(Z1:Z2,[PID(Z1:Z2,1) PID(Z1:Z2,2) PID(Z1:Z2,3)]);grid;%КэфПид-Per
figure;plot(Z1:Z2,ESS(Z1:Z2));grid;% Вывод ошибки регулирования по ОУ
figure;plot(Z1:Z2,[Y(Z1:Z2)' Q(Z1:Z2)']);grid;%Выход +-1!!!
toc%!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!!
title('Adaptive Control System');
legend('Plant output','Set-point');
%figure;plot(1:N2,EE(1:N2));grid;%title('Control Error');

function Emin=fPID1(Pid)
global k; global U; global Q;global AFAad; global MP;global EPS;
U(k)=U(k-1)+Pid(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Pid(2)*EPS(k)+Pid(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-
1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
UBx1(1:MP)=U(k-MP:k-1);UBx1(MP+1)=U(k);
YYS=evalfis(UBx1,AFAad);;
Emin=abs(Q(k+1)-YYS);

```

```

function Emin=fnotPID1(Pid)
global k; global U; global Q;global EPS; global Y;
U(k)=U(k-1)+Pid(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Pid(2)*EPS(k)+Pid(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
% ОУ==ПИТау(PIТtop)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СВЕРХУ (РЕЖИМ ЗАГРУЗКИ)
np=10;% Глубина прогноза
a1=0.95;KK=1;b1=0.095*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКoeff = 20%
YZ=a18*Y(k-1)+b18*U(k-1); Y(k+np)=YZ*1;%
Emin=abs(Q(k+1)-Y(k+np));

function Emin=fnotPID2(Pid)
global k; global U; global Q;global EPS; global Y;
U(k)=U(k-1)+Pid(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Pid(2)*EPS(k)+Pid(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
% ОУ==ПИТау(PIТbot)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СНИЗУ (РЕЖИМ ДУТЬЯ)
np=3;% Глубина прогноза
a1=0.8;KK=1;b1=0.2*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКoeff = 20%
YZ=a18*Y(k-1)+b18*U(k-1); Y(k+np)=YZ*1;%
Emin=abs(Q(k+1)-Y(k+np));

function Emin=fnotPIDNLD(Pid)
global k; global U; global Q;global EPS;global Y; global a1;
U(k)=U(k-1)+Pid(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Pid(2)*EPS(k)+Pid(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
% ОУ==НЛД(NLD)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НЕЛИН ПРОЦЕССОВ ИЗЛУЧЕН/КОНВЕКЦ/ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ
np=3;% Глубина прогноза
a1=1.63;a2=0.81;a3=1.01;b1=1.05;b2=0.95;
a18=a1;b18=b1;
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКoeff = 20%
YZ=a18*Y(k-1)^3-a2*Y(k-2)^2+a3*Y(k-3)+b18*U(k-1)-b2*U(k-2); Y(k+np)=YZ;
Emin=abs(Q(k+1)-Y(k+np));

function Emin=fnotPIDPIT2(Pid)
global k; global U; global Q;global EPS;global Y;
U(k)=U(k-1)+Pid(1)*(EPS(k)-EPS(k-1))+Pid(2)*EPS(k)+Pid(3)*(EPS(k)-2*EPS(k-1)+EPS(k-2));%Управлениедлятактак+1
% ОУ==ПИТау2(PIТ2) ==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ВИНЕРА-ГАММЕРШТАЙНА
np=3;% Глубина прогноза
a2=0.85;b2=0.4;c22=0.1;d2=1;f2=0.1; % f2=0?????! d2>0; tau=1
a28=a2;b28=b2;c28=c22;d28=d2;f28=f2;
%a28=a2*(1+0.1/N*i); b28=b2*(1+0.1/N*i); c28=c22*(1+0.1/N*i);
d28=d2*(1+0.1/N*i); f28=f2*(1+0.1/N*i);
% НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКoeff = 10%
YZ=a28*Y(k-1)+b28*U(k-1)-c28*U(k-2); Y(k+np)=(-d28*(YZ)^2+f28)*3;
% Диапазон (+0.3-0 для полосового сигнала)
Emin=abs(Q(k+1)-Y(k+np));

function YYY=LinPIТbotOY(YY)
% ОУ==ПИТау(PIТbot)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СНИЗУ (РЕЖИМ ДУТЬЯ)
N=length(YY);
YYY(1:N)=0;
np=3;% Глубина прогноза
a1=0.8;KK=1;b1=0.2*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
for i=2:N
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКoeff = 20%
YZ=a18*YYY(i-1)+b18*YY(i-1);YYY(i+np)=YZ*1;

```

```

end;
%figure;plot(1:N,YYY(1:N));grid; %Выходпроцесса
%M1=3;
%for m=1:M1
%figure;plot(YYY(1:N-m),YYY(1+m:N));grid; % ВЫЧИСЛЕНИЕФАЗОВОГОПОРТРЕТА
%end;
%p=YYY;n=N;
%r2=rxх_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн

function YYY=LinPITtopOY(YY)
% OY==ПИТay (PITtop)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ УПРАВЛЕНИЯ СВЕРХУ (РЕЖИМ ЗАГРУЗКИ)
N=length(YY);
YYY(1:N)=0;
np=10;% Глубина прогноза
a1=0.95;KK=1;b1=0.095*KK; % b1=0.5...1.5
a18=a1;b18=b1;
for i=2:N
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YYY(i+np)=a18*YYY(i-1)+b18*YY(i-1);
end;
%figure;plot(1:N,YYY(1:N));grid; %Выходпроцесса
%M1=3;
%for m=1:M1
%figure;plot(YYY(1:N-m),YYY(1+m:N));grid; % ВЫЧИСЛЕНИЕФАЗОВОГОПОРТРЕТА
%end;
%p=YYY;n=N;
%r2=rxх_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн

function YYY=PIT2OY(YY)
% OY==ПИТay2 (PIT2) ==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ ВИНЕРА-ГАММЕРШТАЙНА
N=length(YY);
YYY(1:N)=0; %YY=sin(pi/70*(1:N));
np=3;% Глубина прогноза
a2=0.85;b2=0.4;c22=0.1;d2=1;f2=0.1; % f2=0?????! d2>0;
a28=a2;b28=b2;c28=c22;d28=d2;f28=f2;
for i=3:N
%a28=a2*(1+0.1/N*i); b28=b2*(1+0.1/N*i); c28=c22*(1+0.1/N*i);
d28=d2*(1+0.1/N*i); f28=f2*(1+0.1/N*i);
% НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 10%
YYY(i)=a28*YYY(i-1)+b28*YY(i-1)-c28*YY(i-2);
YYY(i+np)=(-d28*(YYY(i))^2+f28)*3;
end;
%figure;plot(1:N,YYY(1:N));grid; %Выходпроцесса
%M1=3;
%for m=1:M1
% figure;plot(YYY(1:N-m),YYY(1+m:N));grid; % ВЫЧИСЛЕНИЕФАЗОВОГОПОРТРЕТА
%end;
% p=YYY;n=N;
%r2=rxх_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн

function YYY=NLD OY(YY)
% OY==НЛД (NLD)==МОДЕЛЬ ДИНАМИКИ НЕЛИН ПРОЦЕССОВ ИЗЛУЧЕН/КОНВЕКЦ/ТЕПЛОПРОВОДНОСТИ
N=length(YY);
YYY(1:N)=0; %YY=sin(pi/70*(1:N));
np=3;% Глубина прогноза
a1=1.5;a2=0.81;a3=1.01;b1=1.05;b2=0.95;
a18=a1;b18=b1;
for i=4:N
%a18=a1*(1+0.2/N*i); b18=b1*(1+0.2/N*i); % НЕСТАЦИОНАРНОСТЬКоэфф = 20%
YZ=a18*YYY(i-1)^3-a2*YYY(i-2)^2+a3*YYY(i-3)+b18*YY(i-1)-b2*YY(i-2);
YYY(i+np)=YZ/1.2;

```

```
end;
%figure;plot(1:N,YYY(1:N));grid; %Выходпроцесса
%M1=3;
%for m=1:M1
% figure;plot(YYY(1:N-m),YYY(1+m:N));grid; % ВЫЧИСЛЕНИЕФАЗОВОГОПОРТРЕТА
%end;
% p=YYY;n=N;
%r2=rxx_(p,n); % Вычисление АвтоКорр Ф-ции и СпектрПлотн
```

**Додаток Е**

**ПРОГРАМА ОБЧИСЛЕННЯ ТРЕНДУ РІВНЯ РОЗПЛАВУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

**Текст програми**

**Аркушів 1**



```

% Программа вычисления тренда уровня расплава доменной печи
%
N = 411; %Количество отсчетов сигналов
load DATA_URR30; %Загрузка сигнала УР (дТ=30 мин)
YY(1:N) = URR30(1:N)'; %Присвоение исходных данных вектору-строке YY(1:N)
plot(1:N,YY); %Построение графика УР

%Линейный цифровой ФНЧ с частотой среза 0,2 Гц
В=[0.0000239596 0.000191677 0.00067087 0.0013417 0.00167175 0.00134174
0.00067087 0.00019167 0.0000239596];
А=[1.000000 -4.78451489 10.445041 -13.45771989 11.129331 -6.02526 2.0792738 -
0.417217157 0.0372];
% Линейная структура построения
В = В.';
Y = filter(В,А,YY); %функция фильтрации
figure;plot(1:N,[Y' YY']);grid; %построение графика сигнала УР и его тренда

% Вейвлет ФНЧ
wname = 'sym5'; %тип вейвлета - симлет 5 порядка
lev = 3; % количество уровней разложения - 3
[c,l] = wavedec(YY,lev,wname); %вейвлет разложение сигнала УР (ДВП)
alpha = 1.7; % коэффициент трешолдинга
m = 1(1); %количество коэффициентов аппроксимации
[thr,nkeep] = wdcbm(c,l,alpha,m); % трешолдинг коэффициентов детализации
Y = wdencomp('lvd',c,l,wname,lev,thr,'h'); %вычисление тренда УР (ОДВП)
figure;plot(1:N,[Y' YY']);grid; %построение графика сигнала УР и его тренда

```

**Додаток Ж**

**ХІМІЧНИЙ СКЛАД ЧАВУНУ НА ВИПУСКУ ДП-3 ММК**

**Таблиця  
Аркушів 2**

Таблиця Ж.1

№ випуску чавуну	Дата і час випуску чавуну,	Вміст Si, %	Вміст S, %	Температура чавуну, град. С	Рівень розплаву, відн. од.
9 729	3.21.2012 1:50	0.76	0.014	1 494,00	2.3066
9 730	3.21.2012 3:50	0.7	0.016	1 487,00	2.2473
9 731	3.21.2012 5:50	0.7	0.029	1 493,00	2.2908
9 732	3.21.2012 7:50	0.62	0.018	1 483,00	2.2446
9 733	3.21.2012 9:50	0.57	0.018	1 491,00	2.2428
9 734	3.21.2012 11:50	0.62	0.032	1 470,00	2.2767
9 735	3.21.2012 13:50	0.56	0.021	1 468,00	2.3034
9 736	3.21.2012 15:50	0.53	0.032	1 464,00	2.2897
9 737	3.21.2012 18:00	0.56	0.028	1 460,00	2.2768
9 738	3.21.2012 19:50	0.6	0.027	1 477,00	2.2447
9 739	3.21.2012 21:50	0.76	0.033	1 469,00	2.3225
9 740	3.21.2012 23:50	0.73	0.022	1 489,00	2.2855
9 741	3.22.2012 1:50	0.68	0.024	1 477,00	2.2757
9 742	3.22.2012 3:50	0.67	0.028	1 461,00	2.3136
9 743	3.22.2012 5:50	0.57	0.033	1 464,00	2.2912
9 744	3.22.2012 7:50	0.7	0.017	1 487,00	2.3087
9 745	3.22.2012 9:50	0.7	0.024	1 456,00	2.3472
9 746	3.22.2012 11:50	0.7	0.028	1 468,00	2.2785
9 747	3.22.2012 13:50	0.88	0.024	1 500,00	2.2929
9 748	3.22.2012 15:50	0.68	0.026	1 490,00	2.2134
9 749	3.22.2012 17:50	0.69	0.029	1 479,00	2.2222
9 750	3.22.2012 19:50	0.92	0.021	1 484,00	2.2315
9 751	3.22.2012 21:50	0.65	0.018	1 481,00	2.2744
9 752	3.22.2012 23:55	0.69	0.02	1 464,00	2.2849
9 753	3.23.2012 2:00	0.58	0.022	1 471,00	2.2414
9 754	3.23.2012 3:50	0.58	0.015	1 478,00	2.1870
9 755	3.23.2012 5:50	0.63	0.016	1 477,00	2.2463
9 756	3.23.2012 7:50	0.68	0.014	1 496,00	2.2622
9 757	3.23.2012 10:55	0.98	0.013	1 466,00	2.2412
9 758	3.23.2012 12:15	1,05	0.021	1 485,00	2.2602
9 759	3.23.2012 14:05	1,37	0.015	1 490,00	2.3093
9 760	3.23.2012 15:50	0.99	0.015	1 497,00	2.3357
9 761	3.23.2012 17:50	0.76	0.028	1 496,00	2.3417
9 762	3.23.2012 19:50	0.77	0.017	1 489,00	2.4229
9 763	3.23.2012 21:50	0.86	0.021	1 496,00	2.3937
9 764	3.23.2012 23:50	0.69	0.019	1 485,00	2.3745
9 765	3.24.2012 1:50	0.74	0.025	1 496,00	2.3666
9 766	3.24.2012 3:50	0.81	0.022	1 493,00	2.3432
9 767	3.24.2012 6:00	0.89	0.024	1 477,00	2.4081
9 768	3.24.2012 8:00	1,16	0.018	1 519,00	2.4116
9 769	3.24.2012 9:40	1,00	0.018	1 504,00	2.4076
9 770	3.24.2012 11:50	0.93	0.018	1 463,00	2.3800
9 771	3.24.2012 13:50	1,07	0.022	1 484,00	2.3877
9 772	3.24.2012 15:50	1,05	0.014	1 498,00	2.4019
9 773	3.24.2012 17:50	0.92	0.025	1 504,00	2.3782

N випуску чавуну	Дата і час випуску чавуну,	Вміст Si, %	Вміст S, %	Температура чавуну, град. С	Рівень розплаву, відн. од.
9 774	3.24.2012 19:50	0.69	0.022	1 477,00	2.4020
9 775	3.24.2012 21:45	0.77	0.015	1 479,00	2.3702
9 776	3.24.2012 23:50	0.6	0.029	1 464,00	2.3196
9 777	3.25.2012 1:25	0.55	0.031	1 465,00	2.2786
9 778	3.25.2012 4:00	0.66	0.025	1 475,00	2.2721
9 779	3.25.2012 5:50	0.76	0.022	1 488,00	2.2678
9 780	3.25.2012 7:50	0.67	0.028	1 479,00	2.3403
9 781	3.25.2012 9:50	0.77	0.023	1 474,00	2.3683
9 782	3.25.2012 12:05	0.55	0.021	1 449,00	2.3901
9 783	3.25.2012 13:50	0.72	0.02	1 463,00	2.3817
9 784	3.25.2012 15:50	0.91	0.013	1 496,00	2.3746
9 785	3.25.2012 17:50	0.88	0.016	1 494,00	2.3312
9 786	3.25.2012 19:50	0.8	0.012	1 506,00	2.3423
9 787	3.25.2012 21:50	0.75	0.023	1 493,00	2.3025
9 788	3.25.2012 23:50	0.65	0.031	1 477,00	2.3213
9 789	3.26.2012 1:50	0.65	0.017	1 482,00	2.3103
9 790	3.26.2012 3:50	0.64	0.017	1 487,00	2.3277
9 791	3.26.2012 5:50	0.69	0.022	1 464,00	2.4261
9 792	3.26.2012 7:50	0.7	0.025	1 491,00	2.3715
9 793	3.26.2012 9:45	0.65	0.017	1 480,00	2.4032
9 794	3.26.2012 11:50	0.56	0.03	1 483,00	2.4088
9 795	3.26.2012 13:50	0.59	0.026	1 479,00	2.4714
9 796	3.26.2012 15:50				

**Додаток 3**

**УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ  
ДИНАМІКИ ТРЕНДУ РІВНЯ РОЗПЛАВУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

**Відгук керівника**

**Аркушів 1**

## **ВІДГУК**

на дипломну магістерську роботу  
«Удосконалення інформаційної системи ідентифікації динаміки тренду рівня  
розплаву доменної печі»  
студента групи 122м-16-1  
Гуліна О.О.

Дипломна магістерська робота представлена пояснювальною запискою на 150 сторінок, та має 41 рисунок, 10 додатків, 4 таблиці та 180 джерел.

Мето роботи є підвищення якості управління тепловим станом доменної печі шляхом удосконалення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву чавуну на основі інтелектуального прогнозування його технологічних змінних.

В основу роботи покладені методи систем штучного інтелекту для розробки прогнозуючих моделей керованих процесів; методи нелінійної динаміки для визначення характеристик керованих процесів; методи час-частотних (вейвлет) перетворень для фільтрації сигналів; методи імітаційного моделювання.

Вперше розроблена інформаційна управляюча система ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПІД регуляторами, які забезпечують підвищення якості керування.

В роботі виконано та наведено: аналіз систем управління доменної піччю та постановка задачі; обґрунтування і дослідження методів створення інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для САУ тепловим станом доменної печі; розробку інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням; технічну реалізацію адаптивної САУ тепловим станом доменної печі та розрахунок економічного ефекту від впровадження програмного забезпечення та маркетингові дослідження.

Розроблена інформаційна управляюча система дозволила вдосконалити роботу адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням, що використовує локальні адаптивні системи з самоналагоджувальним і ПІД регуляторами, які забезпечують підвищення точності управління.

Результати роботи можуть бути використані на підприємствах металургійного комплексу з доменним виробництвом. Також слід зазначити що розроблена інформаційна управляюча система для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням є унікальною та реалізуються вперше.

Студент Гулін О.О. виконав магістерську дипломний роботу згідно завдання та у повному обсязі, та заслуговує оцінки «відмінно» та присвоєння йому кваліфікації інженера з комп'ютерних систем.

Керівник дипломної роботи,  
д.т.н, професор кафедри ПЗКС

Мещеряков Л.І.

**Додаток I**

**УДОСКОНАЛЕННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ  
ДИНАМІКИ ТРЕНДУ РІВНЯ РОЗПЛАВУ ДОМЕННОЇ ПЕЧІ**

**Відгук рецензента**

**Аркушів 1**

### **Рецензія**

на магістерську дипломну роботу

«Удосконалення інформаційної системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву доменної печі»

студента групи 122м-16-1

Гуліна О.О.

У магістерській роботі обґрунтована актуальність роботи, сформульовані мета та завдання досліджень, викладена наукова новизна та практичне значення отриманих результатів.

В першому розділі виконаний аналіз існуючих САУ ДП і методів контролю, прогнозування та керування складними технологічними об'єктами, на основі чого сформульовані основні завдання досліджень.

Другий розділ присвячений обґрунтуванню принципів побудови САУ ТС ДП, вибору критерію керування, а також обґрунтуванню методів оцінювання, ідентифікації та прогнозування ТС ДП.

Третій розділ присвячений розробці інформаційної управляючої системи ідентифікації динаміки тренду рівня розплаву для адаптивної САУ тепловим станом доменної печі з інтелектуальним прогнозуванням.

Четвертий розділ присвячений технічній реалізації інформаційної управляючої системи для адаптивної САУ ТС ДП, експериментальним дослідженням і використанню результатів роботи.

В економічному розділі наведено розрахунок економічного ефекту від впровадження програмного забезпечення та маркетингові дослідження.

Студент Гулін О.О. виконав магістерську дипломну роботу в повному обсязі згідно завдання та поставленої мети. А магістерська дипломна робота заслуговує оцінки «відмінно».

Рецензент дипломної роботи,  
к.т.н, доцент кафедри АКС

Шедловський І.А.



**Додаток Л**

**ПОБУДОВА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ПРОГНОЗУЮЧИХ СИСТЕМ  
УПРАВЛІННЯ НЕЛІНІЙНИМИ ТЕХНОЛОГІЧНИМИ ПРОЦЕСАМИ**

Фахові наукові роботи студента за темою магістерської роботи

**Таблиця**

**Аркушів 1**

Таблиця Л.1

<b>№ з/п</b>	<b>Назва фахової статті</b>	<b>Автори</b>	<b>Видавництво, рік видання</b>	<b>Кількість аркушів</b>
1	Принципи побудови систем керування тепловим станом доменної печі	Гулін О.О., Гуліна І.Г., Мартиненко А.А.	Системи управління, навігації та зв'язку. №4 (40), Полтава, 2016 р.	4
2	Построение интеллектуальных прогнозирующих систем управления нелинейными технологическими процессами	Гулин А.А., Гулина И.Г., Мартыненко А.А.	СОІ №3(149), Харків, 2017 р.	5