

# КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Спосіб реалізації методу адаптивного ПІД-регулювання на основі  
технологій штучного інтелекту

Виконав(ла): студент(ка) 6 курсу, групи РРм-61  
спеціальності 172 Телекомунікації та радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

	<u>Сарняк Б.В.</u> (підпис)	<u>Сарняк Б.В.</u> (прізвище та ініціали)
Керівник	<u>Яворський Б.І.</u> (підпис)	<u>Яворський Б.І.</u> (прізвище та ініціали)
Нормоконтроль	<u>Хвостівська Л.В.</u> (підпис)	<u>Хвостівська Л.В.</u> (прізвище та ініціали)
Завідувач кафедри	<u>Дунець В.Л.</u> (підпис)	<u>Дунець В.Л.</u> (прізвище та ініціали)
Рецензент	<u>Дедів Л.Є.</u> (підпис)	<u>Дедів Л.Є.</u> (прізвище та ініціали)

Міністерство освіти і науки України  
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет прикладних інформаційних технологій та електроінженерії  
(повна назва факультету)

Кафедра радіотехнічних систем  
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Дунець В.Л.

(підпис)

(прізвище та ініціали)

« 06 » грудня 2022 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня магістр

(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 172 Телекомунікації та радіотехніка

(шифр і назва спеціальності)

студенту Сарняк Богдан Володимирович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Спосіб реалізації методу адаптивного ПД-регулювання на основі технологій штучного інтелекту

Керівник роботи Яворський Богдан Іванович, д.т.н., проф.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від «06» грудня 2022 року № 4/7-989

2. Термін подання студентом завершеної роботи 21 грудня 2022 року

3. Вихідні дані до роботи Технічне завдання, спосіб реалізації методу адаптивного ПД-регулювання

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

1. Аналітична частина

2. Основна частина

3. Науково-дослідна частина

4. Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Задача автоматичного регулювання

2. Задача автоматизації під-регулювання

3. Застосування нейронних мереж для синтезу регуляторів

4. Висновки

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях	Зелінський І.М., доц. каф. ПВ		
	Клепчик В.М., прор. з АГРБ		

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

**КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН**

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз завдання на кваліфікаційну роботу	06.09.2022	Виконано
2	Написання розділу 1	05.10.2022	Виконано
3	Написання розділу 2	21.10.2022	Виконано
4	Написання розділу 3	04.10.2022	Виконано
5	Написання розділу 4	18.11.2022	Виконано
6	Попередній захист	06.12.2022	Виконано
7	Захист	21.12.2022	

Студент

\_\_\_\_\_ (підпис)

Сарняк Богдан Володимирович

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_ (підпис)

Яворський Богдан Іванович

\_\_\_\_\_ (прізвище та ініціали)



## АНОТАЦІЯ

Сарняк Б.В. Спосіб реалізації методу адаптивного ПІД-регулювання на основі технологій штучного інтелекту. – Рукопис. Кваліфікаційна робота магістра, ТНТУ ім. І.Пулюя, Тернопіль, 2022.

В роботі запропоновано спосіб реалізації методу адаптивного ПІД-регулювання на основі технологій штучного інтелекту. Проаналізовано типи регуляторів, зокрема таких, що мають можливість адаптації до змінних вхідних параметрів. Запропоновано для автоматичного налаштування використати ПІД регулятор із штучною нейронною мережею для пошуку відповідних коефіцієнтів. Отримані результати підтвердили працездатність та ефективність запропонованої структури адаптивного ПІД регулятора.

Ключові слова: адаптація, регулювання, динамічний об'єкт, штучна нейронна мережа.

## ANNOTATION

Sarniak B.V. The method of implementing the method of adaptive PID control based on artificial intelligence technologies. - Manuscript. Master's qualification work, TNTU, Ternopil, 2022.

In the master's qualification work, a method of implementing the method of adaptive PID regulation based on artificial intelligence technologies is proposed. The types of regulators, in particular those that have the ability to adapt to variable input parameters, are analyzed. It is proposed to use a PID regulator with an artificial neural network for automatic adjustment to find the appropriate coefficients. The obtained results confirmed the operability and efficiency of the proposed structure of the adaptive PID regulator.

**Key words:** adaptation, regulation, dynamic object, artificial neural network.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	7
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА.....	9
1.1 Задача автоматичного регулювання.....	9
1.2 Принцип автоматичного регулювання.....	9
1.3 Позиційні регулятори.....	10
1.4 Самоналаштуване управління.....	12
1.5 Висновок до розділу 1.....	14
РОЗДІЛ 2. ОСНОВНА ЧАСТИНА.....	16
2.1 Задача автоматизації ПІД регулювання.....	16
2.2 Математична модель нейронної мережі.....	17
2.3 Штучний нейрон.....	20
2.4 Рекомендації щодо навчання та архітектури багатошарових НМ.....	22
2.5 Навчання ШНМ.....	24
2.6 Висновки до розділу 2.....	29
РОЗДІЛ 3. НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА.....	30
3.1 Застосування нейронних мереж для синтезу регуляторів.....	30
3.2 Результати дослідження.....	33
3.3 Висновки до розділу 3.....	40
РОЗДІЛ 4. ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ.....	42
4.1 Охорона праці.....	42
4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях.....	44
4.3 Висновки до розділу 4.....	50
ВИСНОВКИ.....	51
ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	53
ДОДАТКИ	

## ВСТУП

**Актуальність роботи.** Важливим питанням в області автоматизації процесів є розроблення регуляторів, які мали б можливість адаптуватися до змін параметрів вхідних сигналів. Регулятори можна будувати на основі як аналогової, так і цифрової техніки. Відповідно, для аналізу і проектування аналогового і цифрового регулятора потрібні різні математичні методи. Хоча цифрова технологія дозволяє добре моделювати роботу аналогової системи управління, тобто реалізовувати аналогові поняття цифровими засобами, її можливості набагато ширші. Наприклад, можна побудувати нелінійні і самонастроювані регулятори, які неможливо створити на основі тільки аналогових засобів. Головна проблема цифрового управління - знайти відповідну структуру регулятора і його параметри. Після визначення цих параметрів реалізація алгоритмів керування зазвичай є простою задачею.

Встановлено, що прості системи з динамічним низьким порядком легко управляються, якщо їх параметри відомі і постійні. У більшості подібних випадків достатньо використовувати ПІД-регулятори. Однак якщо параметри системи повільно змінюються в часі, якість управління при фіксованій настройці регулятора буде поступово знижуватися. Одне з рішень цієї проблеми - автоматична настройка параметрів ПІД-регулятора. Для цього перспективним є застосування технологій штучних нейронних мереж, що дало б можливість значно покращити параметри ПІД регулятора в процесі роботи.

В роботі власне розглядається задача розроблення способу адаптивного ПІД регулювання із використанням штучних нейронних мереж.

**Мета і завдання дослідження.** Розроблення способу адаптивного ПІД регулювання із використанням штучних нейронних мереж. Задачі:

- аналіз стану проблеми;
- аналіз типів регуляторів та принципів їх роботи;



- аналіз структури та принципів роботи автоматичних адаптивних регуляторів;

- проектування адаптивного регулятора із застосуванням штучної нейронної мережі.

*Об'єкт дослідження:* процес адаптивного регулювання на основі використання штучних нейронних мереж.

*Предмет дослідження:* ПД регулятор із штучною нейронною мережею.

**Наукова новизна.** Розроблено структуру адаптивного ПД регулятора із застосуванням штучної нейронної мережі.

**Практичне значення отриманих результатів.** Застосування розробленої структури адаптивного ПД регулятора для підвищення ефективності систем автоматизованого управління.

## РОЗДІЛ 1

### АНАЛІТИЧНА ЧАСТИНА

#### 1.1 Задача автоматичного регулювання

Важливим питанням в області автоматизації процесів є розроблення регуляторів, які мали б можливість адаптуватися до змін параметрів вхідних сигналів. Регулятори можна будувати на основі як аналогової, так і цифрової техніки. Відповідно, для аналізу і проектування аналогового і цифрового регулятора потрібні різні математичні методи. Хоча цифрова технологія дозволяє добре моделювати роботу аналогової системи управління, тобто реалізовувати аналогові поняття цифровими засобами, її можливості набагато ширші. Наприклад, можна побудувати нелінійні і самонастроювані регулятори, які неможливо створити на основі тільки аналогових засобів. Головна проблема цифрового управління - знайти відповідну структуру регулятора і його параметри. Після визначення цих параметрів реалізація алгоритмів керування зазвичай є простою задачею.

Багато виробничих входів характеризуються кількома вихідними параметрами. У більшості випадків внутрішні зв'язки та взаємодія правильних сигналів не мають принципового значення, а процесом можна керувати за допомогою набору простих регуляторів, при цьому кожен контур управління обробляє одну пару входів/виходів. Такий підхід використовується в системах прямого цифрового управління.

#### 1.2 Принцип автоматичного регулювання

Автоматичний регулятор (рис. 1.1.) складається з: ЗП - задаючого пристрою, ПП - порівнюючого пристрою, ППП - підсилювально-перетворюючого пристрою, БН - блоку налаштувань.

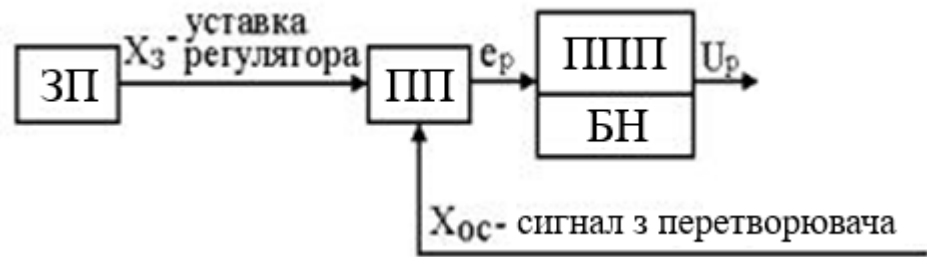


Рис. 1.1. Типова структурна схема автоматичного регулятора

Задаючий пристрій повинен виробляти високостабільний сигнал задання (установки регулятора), або змінити його за певною програмою. Порівняльний пристрій дозволяє поєднувати сигнал задання з сигналом зворотного зв'язку і, тим самим, формувати величину помилки регулювання  $e_p$ . Підсилювально-перетворюючий пристрій складається з блоку формування алгоритму регулювання, блоку налаштувань параметрів цього алгоритму і підсилювача потужності. У промислових регуляторах є також перемикач "Прямий - Заоротний", за допомогою якого можна інвертувати величину приросту сигналу управління. Вибір положення цього перемикача здійснюється таким чином, щоб забезпечити від'ємний зворотний зв'язок із системою.

### 1.3 Позиційні регулятори

Реалізуються на практиці із застосуванням електронних, електромеханічних, пневматичних, аналогових і дискретних пристроїв, які мають релейні характеристики.

Позиційні регулятори виконують порівняння контрольованого параметра з сигналами задання і забезпечують переключення керуючого впливу на дискретні рівні, які визначають структурний регулятор. Позиційний регулятор постійно чинить на об'єкт керований вплив, який

відрізняється від значень, необхідних для урівноваження стану об'єкта. В результаті цього регулятор працює в автоколивному режимі в околі рівноваги стану.

У загальному випадку позиційний регулятор включає в себе (рис. 1.2) пристрій порівняння (1), нормалізатор (2), релейний елемент (3), датчик зворотнього зв'язку (4), об'єкт регулювання (5).

Прийнято наступне позначення:  $q_1$  – сигнал задання;  $\varepsilon_0$  – сигнал розузгодження;  $m$  – керуючий вплив;  $q_3$  – регульований параметр.

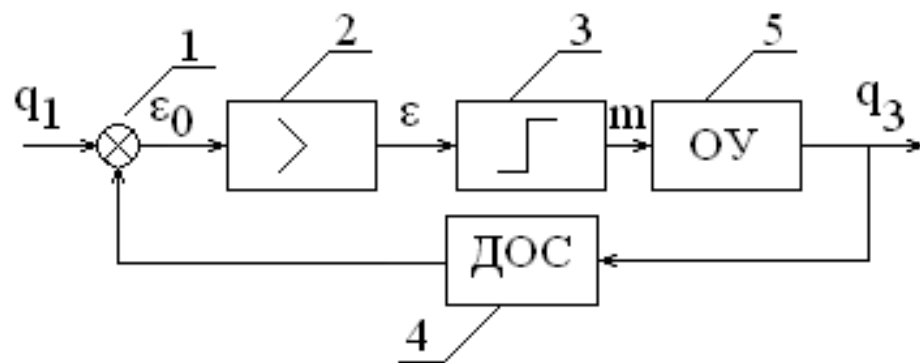


Рис. 1.2. Позиційний регулятор

Розрізняють дво-, три- і багатопозиційні регулятори. Наприклад, для двохпозиційних регуляторів існують два рівня керуючого впливу:  $m_1$  –  $m_1$ , нульвий –  $m_0$ . (рис. 1.3.). В залежності від сигналу розузгодження  $\varepsilon$ , регулятор перемикається в один із станів.

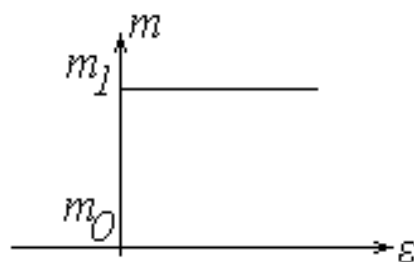


Рис. 1.3. Рівні керування двопозиційного регулятора

Це прості і дешеві регулятори зі зворотним зв'язком, які застосовуються в нескладних додатках, наприклад, в термостатах опалювальних систем і побутових холодильників. Ці регулятори використовуються також у простих виробничих процесах, наприклад, у системах управління рівнями або простіших дозаторах.

Для малоінерційних об'єктів частота переключень може бути дуже високою, тому в позиційному регуляторі штучно створюють зону гістерезису.

Позиційне реле викликає коливання відносно постійного опорного значення, оскільки керована змінна змінюється скачком між двома фіксованими значеннями.

Характеристика трьохпозиційного регулятора (рис. 1.4.) містить реверс і зону гістерезису, так як є негативні керуючі впливи.

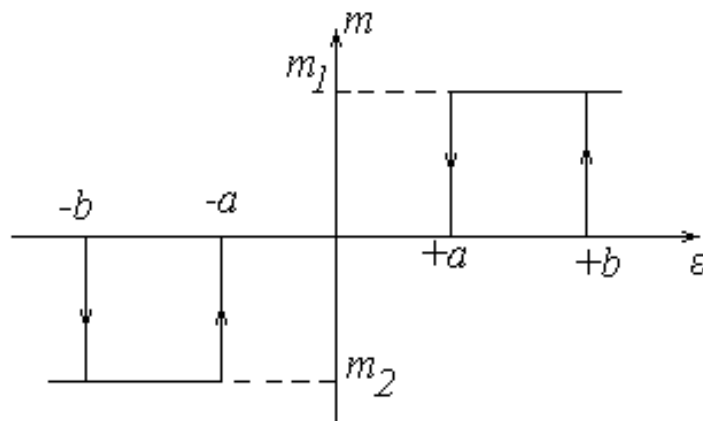


Рис. 1.4. Характеристика трьохпозиційного регулятора

#### 1.4 Самоналаштовуване управління

Самонастроюване управління відноситься до управління з невідомими змінами параметрів.

Динаміка багатьох процесів така, що їх параметри невідомі, хоча і постійні в часі. В інших випадках параметри змінюються в часі дуже повільно. При регулюванні повітряно-паливної суміші в двигуні внутрішнього згорання чутливість датчика змінюється з часом непередбачуваним способом. У

біологічних ферментаторах або установках очищення стокових вод можуть з'явитися нові організми, що змінюють характер потреби в кислі.

Прості системи з динамічним низьким порядком легко управляються, якщо їх параметри відомі і постійні. У більшості подібних випадків достатньо використовувати ПІД-регулятори. Однак якщо параметри системи повільно змінюються в часі, якість управління при фіксованій настройці регулятора буде поступово знижуватися. Одне з рішень цієї проблеми - автоматична настройка параметрів ПІД-регулятора за допомогою так званого автонастроювача (автотюнера). Початкова настройка здійснюється оператором. Потім автонастроювач вносить невеликі збурення в процес визначення його динаміки. Далі регулятор вираховує параметри ПІД-управління за реакцією системи, які запам'ятовуються і використовуються до тих пір, поки оператор не ініціює виконання нових налаштувань.

Наступний логічний крок - це постійне оновлення параметрів регулятора. Процедура постійної автоматичної настройки параметрів регулятора називається адаптивним управлінням (adaptive control). Адаптивні регулятори включають в себе дві різні підсистеми, одну для оцінки і другу для управління (контролю), як показано на рис. 1.5. Оцінювальна частина регулятора постійно вимірює вхідний і вихідний сигнали процесу. За цим алгоритмом налаштувань вираховуються і оновлюються параметри регулятора. В сутності, адаптивний регулятор складається з двох контурів управління - швидкого контуру для безпосереднього управління і більш повільного, що здійснює настройку параметрів.

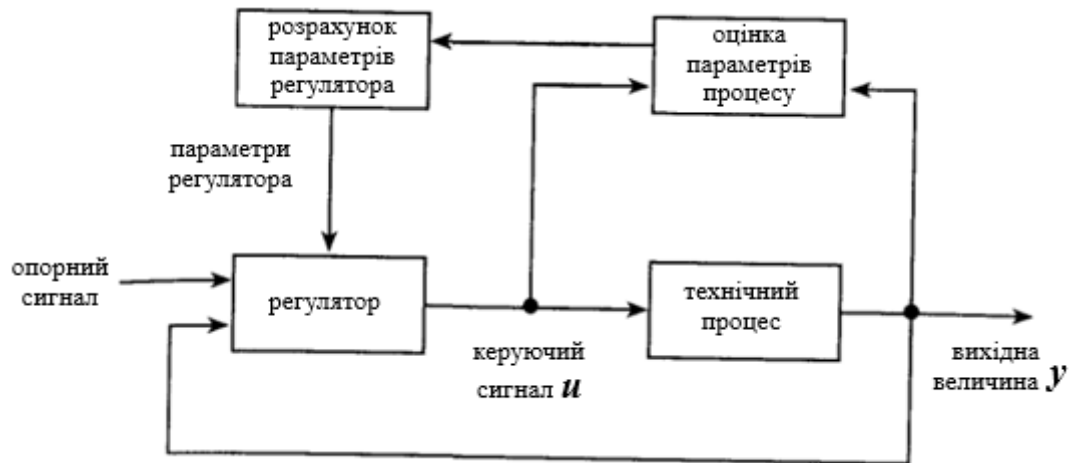


Рис. 1.5 Основні елементи адаптивного регулятора

Існує кілька варіантів цієї загальної схеми, наприклад вихід процедури оцінювання може безпосередньо проходити на вході регулятора, інша процедура перераховує його параметри. Хоча, якщо основні алгоритми досить прості з точки зору програмування, адаптивне управління повинно бути обмежено цілим набором правил безпеки, що дозволяє запобігти його неправильному застосуванню.

### 1.5 Висновок до розділу 1

В розділі проаналізовано задачу автоматичного регулювання. Зокрема розглянуто принцип автоматичного регулювання та основні типи регуляторів. Наведено класифікацію регуляторів за принципом дії, за родом дії, за типом використовуваної енергії, за законом регулювання, за призначенням.

Розглянуто регулятори з адаптивним налаштуванням, зокрема з самонастроюваним управлінням, що відноситься до управління з невідомими змінами параметрів.

Встановлено, що прості системи з динамічним низьким порядком легко управляються, якщо їх параметри відомі і постійні. У більшості подібних випадків достатньо використовувати ПІД-регулятори. Однак якщо параметри системи повільно змінюються в часі, якість управління при фіксованій

настройці регулятора буде поступово знижуватися. Одне з рішень цієї проблеми - автоматична настройка параметрів ПД-регулятора.



## РОЗДІЛ 2

### ОСНОВНА ЧАСТИНА

#### 2.1 Задача автоматизації ПД регулювання

Метою роботи є розробка штучної нейронної мережі для адаптивної настройки параметрів регулятора, керуючого об'єктом зі змінними параметрами.

Пошуки алгоритмів, що дозволяють автоматично використовувати накопичений досвід, продовжуються вже понад 100 років. З появою дешевих ЕОМ відбувся різкий стрибок у цій галузі. Виникли нові галузі діяльності – нейроінформатика, нейрокібернетика та ін. Приставка “нейро” у назві зовсім не випадкова. По-перше, нейрокомп'ютери та нейропрограми є самонавчальними, що відрізняє їх від звичайних ЕОМ (програм); по-друге, принципи їхньої роботи нагадують (хоч і віддалено) взаємодію клітин нервової системи – нейронів – через спеціальні зв'язки – синапси.

Основою роботи нейропрограм, що самонавчаються, є нейронна мережа, що є сукупністю нейронів - елементів, пов'язаних між собою певним чином. Нейрони та міжнейронні зв'язки задаються програмно на звичайному комп'ютері або можуть мати "матеріальну" основу - спеціальні мікросхеми, які застосовуються в спеціально створених нейрокомп'ютерах. Функціонування нейрона у нейрокомп'ютері чи нейропрограмі віддалено нагадує роботу біологічного нейрона.

Біонейрон – клітина, що має довгі відростки, пов'язані з іншими нейронами за допомогою синапсів, що зраджують електричний імпульс від одного нейрона до іншого. Відростки поділяються на дендрити, що передають сигнали даного нейрона, і аксони, що передають сигнали від даного нейрона.

Динамічний об'єкт заданий у вигляді:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}(\mathbf{q})\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \quad (2.1)$$

де  $\mathbf{q}$  – параметри об'єкта,  $\mathbf{u}$  – параметри керування.

Потрібно побудувати нейронну мережу, яка змінює параметри регулятора  $G(\mathbf{x}, \mathbf{k})$ , де  $\mathbf{k}$  – параметри регулятора, який формує сигнал управління, що надходить на динамічний об'єкт (1).

Структуру побудованої нейронної мережі необхідно оптимізувати: для заданого об'єкта та регулятора знайти оптимальну кількість шарів нейронів у кожному шарі та оптимальну функцію активації для кожного шару.

Нейронна мережа має працювати у двох режимах: режим навчання та режим функціонування. Для режиму навчання використовуються дані експертного налаштування регулятора. У режимі функціонування нейронна мережа повинна забезпечувати необхідну якість системи шляхом зміни параметрів регулятора, залежно від параметрів об'єкта.

## 2.2 Математична модель нейронної мережі

У 1943 році американським ученим Уоррен Маккалоком (W. McCulloch) і його учнем Уолтером Піттсом (W. Pitts) була створена перша математична модель нейрона (базового елемента мозку). Також вони сформулювали основні тези теорії діяльності головного мозку.

Ними було зроблено таке:

1. розроблено модель нейрона як найпростішого процесорного елемента, що виконував обчислення перехідної функції від скалярного добутку вектора вхідних сигналів та вектора вагових коефіцієнтів;
2. запропоновано конструкцію мережі таких елементів для виконання логічних та арифметичних операцій;
3. зроблено основне припущення у тому, що така мережа здатна навчатися, розпізнавати образи, узагальнювати отриману інформацію.

Останнім часом розвиток теорії нейронних мереж пішов далеко вперед, але, як і раніше, багато тверджень У. Маккаллока залишаються актуальними. Зокрема, при великому розмаїтті моделей нейронів принцип їхньої дії, закладений У. Маккаллоком та У. Піттсом, залишається незмінним. Недоліком моделі У. Маккаллока є те, що ця модель використовує пороговий вид активаційної функції нейрона, який не дає нейронній мережі достатньої гнучкості при навчанні та налаштуванні для вирішення поставленого завдання.

Основний елемент нейронної мережі – це формальний нейрон. Модель нейрона МакКаллока-Піттса, яка і зараз є найбільш застосованим формалізмом для опису окремого нейрона в нейронній мережі, складається з наступних елементів. Адаптивний суматор показаний рисунку 2.1. Перетворювач сигналу показано на рис. 2.2. Послідовною сполукою адаптивного суматора з перетворювачем, як показано на рисунку 2.3, отримуємо нейрон. Найчастіше на виході кожного нейрона стоїть точка розгалуження, що служить для розсилки вихідного сигналу нейрона на входах інших елементів, рисунок 2.4.

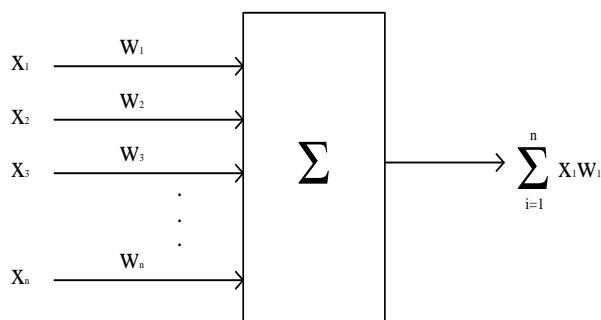


Рис. 2.1. Адаптивний суматор

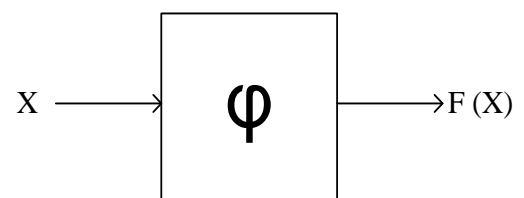


Рис. 2.2. Перетворювач

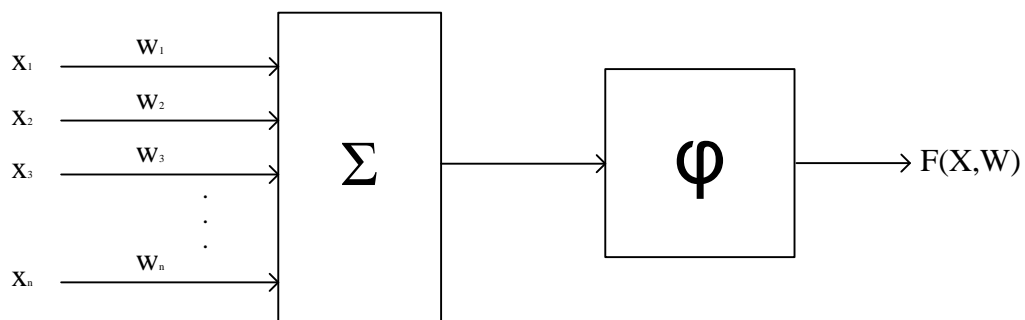


Рис. 2.3. Формальний нейрон

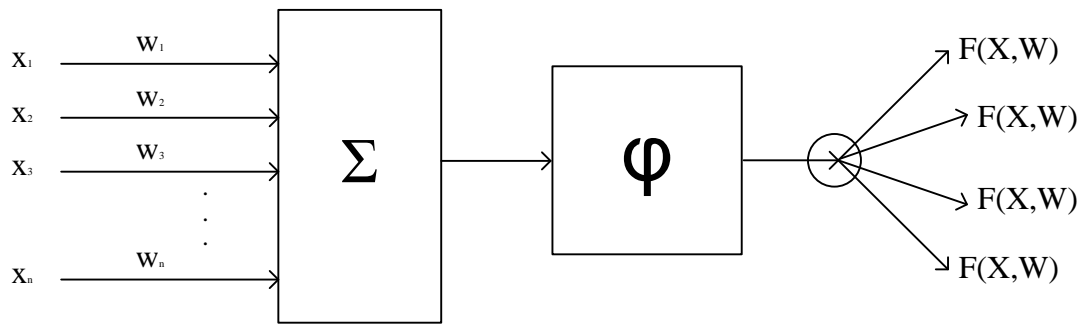


Рис. 2.4. Нейрон із точкою розгалуження на виході

Нейрон здійснює операцію нелінійного перетворення суми добутку вхідних сигналів на вагові коефіцієнти:

$$y = F\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right) = F(WX), \quad (2.2)$$

де  $X$  – вектор вхідного сигналу;

$W$  – ваговий вектор;

$F$  – оператор нелінійного перетворення.

Подальший розвиток теорія нейронних мереж отримала в роботах американського нейрофізіолога Френсіса Розенблата (Rosenblatt F.).

У 1958 році Ф. Розенблат створив власну модель нейронної мережі, шляхом введення в модель У. Маккаллока та У. Піттса здатність зв'язків до модифікації, що зробило її навчальною. Ця модель була названа персептроном.

Спочатку персептрон був одношаровою структурою з жорсткою пороговою функцією процесорного елемента і бінарними або багатозначними входами, надалі ця модель була значно вдосконалена.

1982 року американський біофізик Джон Хопфілд (J. Hopfield) запропонував свою модель нейронної мережі. Мережа Хопфілда має зворотні зв'язки між шарами, що збільшує її узагальнюючі властивості, такі мережі знайшли широке застосування для розпізнавання образів. У наступні кілька років було знайдено безліч ефективних алгоритмів та архітектур нейронних

мереж, таких як мережа зворотного поширення, двонаправлена асоціативна пам'ять, карти, що самоорганізуються, та ін.

### 2.3 Штучний нейрон

Штучний нейрон (ШН) є базовим елементом ШНМ.

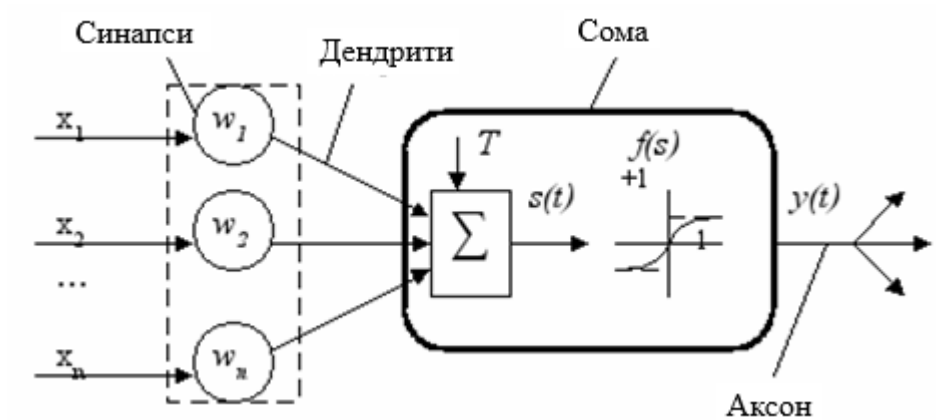


Рис. 2.5. Структура ШН

Серед найпростіших типів штучних нейронів найбільш відомий "Adaline", створений Б. Уїдроу, для якого функція  $F(x)$  – лінійна, а вихід визначається співвідношенням:

$$q = \sum_{j=1}^n \mathbf{w}_j \mathbf{r}_j + w_0 \cdot 1, \quad j = \overline{0, n},$$

де,  $\mathbf{w}$  – вагові коефіцієнти,  $\mathbf{r}$  - входи

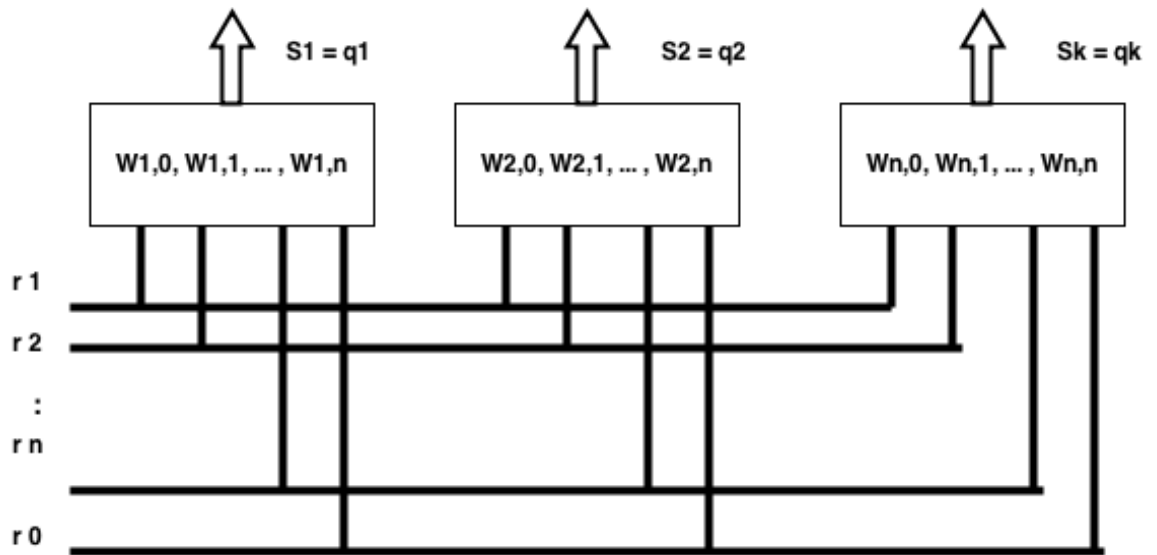


Рис. 2.6. Схематичне уявлення одношарової лінійної штучної нейронної мережі

Найпростіша одношарова лінійна ШНМ складається з  $K$  нейронів типу "adaline" (рис. 2.6) і називається "madaline". Вона має  $K$  виходів  $q_1, \dots, q_i, \dots, q_k$  і  $n + 1$  входів  $r_0, r_1, \dots, r_j, \dots, r_n$  і може бути записана у векторно-матричній формі так:

$$q = \mathbf{W}^{(K)} r_1 + w_0 r_0 = \mathbf{W}^{(K)} \mathbf{r},$$

де  $q = \text{col}(q_1, \dots, q_i, \dots, q_k)$  - вектор виходу;  $r_1 = \text{col}(r_1, \dots, r_j, \dots, r_n)$  - вектор входу; з урахуванням входу ініціалізації  $r_0$ , однакового для всіх адалін, вектор входу  $r^T = (r_1^T : r_0)$ ;  $W^{(K)} = \| w_{ij} \|, i = \overline{1, k}, j = \overline{0, n}$  - матриця вагових коефіцієнтів;  $W_1^{(K)} = \| W_{ij} \|, i = \overline{1, K}; j = \overline{1, n}$  - матриця, що отримується з матриці  $W^{(K)}$  видаленням останнього стовпця - вектора коефіцієнтів ініціалізуючих зв'язків  $w_0 = \text{col}(w_{1,0}, \dots, w_{k,0})$ .

Відповідно до формули  $q = \mathbf{W}^{(K)} r_1 + w_0 r_0 = \mathbf{W}^{(K)} \mathbf{r}$ , лінійна багатошарова мережа типу «madaline» здійснює відображення  $r_1 \in R^n$  в  $q \in R$ .

## 2.4 Рекомендації щодо навчання та архітектури багатошарових НМ

Ефективність навчання багатошарових нейронних мереж залежить від кількості шарів, числа елементів у прихованих шарах нейронної мережі та початкової ініціалізації вагових коефіцієнтів.

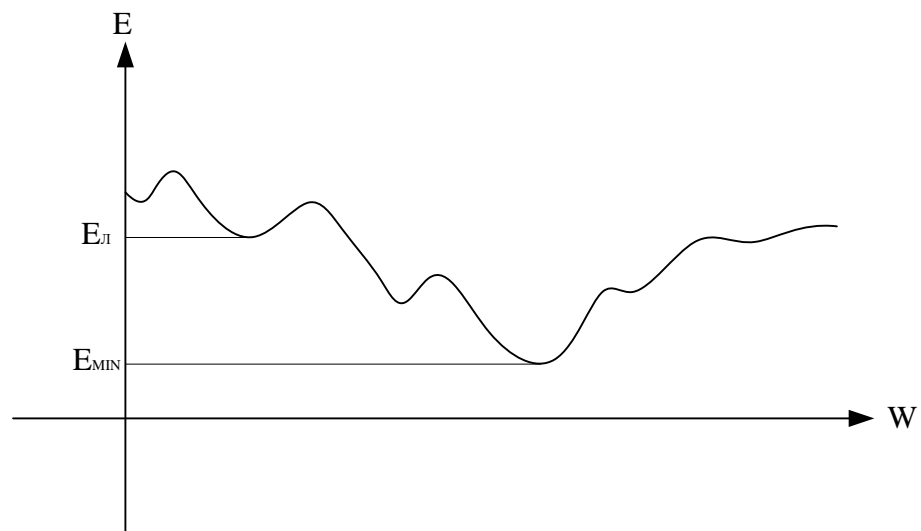


Рис. 2.7. Функція середньоквадратичної помилки:

$E_{л}$  – локальний мінімум;  $E_{min}$  – глобальний мінімум.

Різна ініціалізація вагових коефіцієнтів може призводити до різних рішень. Важливу роль тут грає розмір синаптичних зв'язків, що випадково ініціалізуються. Так, для сигмоїдної функції активації нейронних елементів, якщо вагові коефіцієнти матимуть більші значення (позитивні чи негативні). Тоді вихідна активність нейронних елементів буде близька до одиниці чи нуля. Тоді значення виразу  $u_j(1-u_j)$  буде близько до нуля і, згідно з правилом навчання, вагові коефіцієнти змінюватимуться незначно. Це призведе до того, що процес навчання зупиниться у найближчому локальному мінімумі від стартової точки. Рекомендується випадковим чином ініціалізувати вагові коефіцієнти та порогові значення в діапазоні  $[-0,5; 0,5]$ .

Велику роль ефективності навчання грає архітектура нейронної мережі. Розмірність вхідного та вихідного шарів нейронної мережі визначається з

умови розв'язуваної задачі або навчальної вибірки. За допомогою тришарової нейронної мережі можна апроксимувати будь-яку функцію з якою завгодно заданою точністю. При цьому точність апроксимації залежить від числа нейронів у прихованому шарі.

Чим більше число нейронних елементів у прихованому шарі, тим більша точність. Однак при занадто великій розмірності прихованого шару може настати явища, що називається перетренуванням мережі. Це означає, що мережа добре апроксимує функцію тільки на тренувальних зразках, але погіршується узагальнююча здатність мережі. З іншого боку, при надто малій розмірності прихованого шару можна потрапити в небажаний локальний мінімум або процес навчання буде надто тривалим. Тому тут потрібен розумний компроміс.

Для забезпечення необхідної точності та узагальнюючої здатності можна використовувати нейронну мережу з двома прихованими шарами, розмірність яких менша, ніж при використанні тришарової мережі. Однак нейронні мережі, які мають кілька прихованих верств, навчаються значно повільніше.

Також одним із недоліків методу градієнтного спуску є застрявання в небажаних локальних мінімумах. Для нейтралізації цього недоліку можна використовувати метод важкої кульки.

Виходячи з наведених міркувань можна зробити висновки:

- нейронна мережа з одним прихованим шаром дозволяє здійснити будь-яке відображення вхідних сигналів у вихідні;
- число нейронних елементів у проміжному шарі має бути меншим від числа тренувальних зразків;
- потужність нейронної мережі можна збільшувати як за рахунок числа нейронів у шарі, так і за рахунок числа шарів. Якщо на нейронну мережу накладається обмеження і вона не може вирішити поставлену задачу, необхідно збільшувати кількість прихованих шарів;



- випадкова ініціалізація вагових коефіцієнтів нейронної мережі має відбуватися у досить вузькому діапазоні значень.

## 2.5 Навчання ШНМ

Навчання нейронних мереж є налаштуванням архітектури мережі, а також її вагових коефіцієнтів для ефективного вирішення поставленого завдання.

Мережа має налаштувати ваги за навчальними прикладами. Існує два класи навчання:

- Детермінований метод навчання.
- Стохастичний метод навчання.

### Детермінований метод

Параметри мережі змінюються за кроками (ітераціями), ґрунтуючись на поточних параметрах входів та бажаних виходів. Найбільш популярним прикладом детермінованого методу є спосіб зворотного поширення помилки.

### Стохастичний метод

Параметри мережі змінюються випадковим чином. Але зберігаються ті зміни, які призвели до поліпшень.

Розглянемо парадигми навчання нейронних мереж. Почнемо з парадигми навчання з учителем. На рис. 2.8 показано блокову діаграму, що ілюструє цю форму навчання. Концептуально участь вчителя можна розглядати як наявність знань про навколишнє середовище, що представлені як пари вхід-вихід. При цьому саме середовище невідоме нейронній мережі, що навчається.

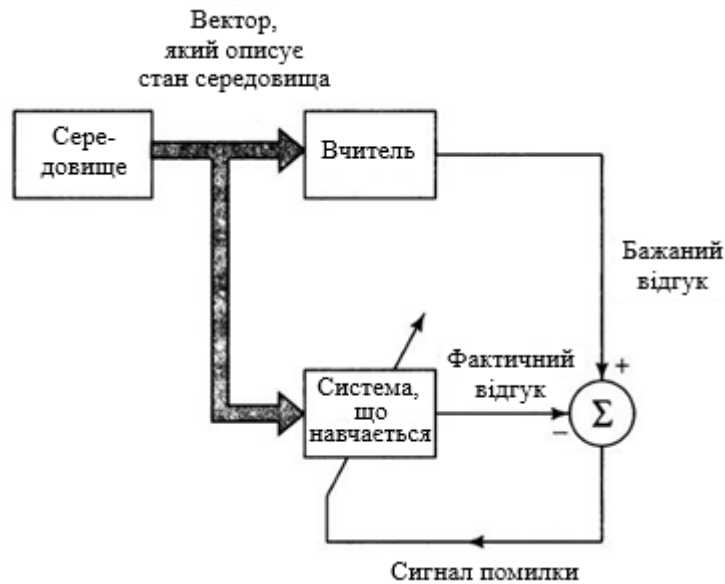


Рис. 2.8. Схема навчання мережі з учителем

Тепер припустимо, що вчителю та мережі, що навчається, подається навчальний вектор з навколишнього середовища. На основі вбудованих знань вчитель може сформулювати і передати нейронній мережі, що навчається, бажаний відгук, відповідний даному вхідному вектору. Цей бажаний результат є оптимальними діями, які повинна виконати нейронна мережа. Параметри мережі коригуються з урахуванням навчального вектора та сигналу помилки. Сигнал помилки – це різниця між бажаним сигналом та поточним відгуком нейронної мережі. Коригування параметрів виконується покроково з метою імітації нейронної мережі поведінки вчителя. Ця емуляція у певному статистичному сенсі має бути оптимальною. Таким чином, у процесі навчання знання вчителя передаються до мережі у максимально повному обсязі. Після закінчення навчання вчителя можна відключити та дозволити нейронній мережі працювати із середовищем самостійно.

Описаний вище спосіб навчання відбувається під керівництвом вчителя. Альтернативна парадигма навчання без вчителя самою назвою підкреслює відсутність керівника, який контролює процес налаштування вагових коефіцієнтів. З використанням такого підходу немає маркованих прикладів, якими проводиться навчання мережі.

Розенблатт 1957 році розробив модель навчання, яка використовувала алгоритм навчання з учителем. Згодом ця модель стала основою складніших алгоритмів навчання.

Алгоритм корекції за помилками полягає в наступному: є вхідний приклад, для нього задається бажаний вихід і якщо поточний вихід нейронної мережі не відповідає бажаному, то вагові параметри коригуються. Це робиться доти, доки реакція не стане правильною. Різниця корекції обчислюється за формулою (бажаний вихід).

Принцип полягає у поступовому зменшенні помилки.

Метод Хебба. Метод, який, до речі, був розроблений у 1949 році (один із найстаріших навчальних правил), ґрунтувався на нейрофізичних процесах, що протікають у мозку людини.

Генетичний алгоритм. Генетичний алгоритм – алгоритм, що самонавчається, який застосовується в задачах оптимізації, і в основному там, де не завжди можливо сформулювати завдання у вигляді, придатному для більш швидких алгоритмів локальної оптимізації (наприклад, в оптимізації штучних нейронних мереж). Сам алгоритм є ітеративним і він ґрунтується на принципах генетичних процесів біологічних організмів (схрещування). Шляхом перебору та відбору знаходиться необхідна комбінація.

Основні принципи генетичного алгоритму було сформульовано Голландом (Holland, 1975).

Створення нової популяції. На цьому етапі створюється початкова популяція, яка може виявитися не задовільною, але є ймовірність, що алгоритм зможе виправити цю проблему. Головне, щоб вони були пристосовані до розмноження.

Розмноження. Для отримання нащадка потрібно два батьки. Нашадок має успадкувати у батьків їхні риси. При цьому розмножуються всі, а не тільки ті, що вижили.

Мутації. Мутації схожі з розмноженням, з мутантів вибирають кілька особин і змінюють їх.

Відбір. З популяції вибирається частка тих, хто піде далі. Частка тих, хто вижив після відбору визначається параметрами, а інші особи мають загинути.

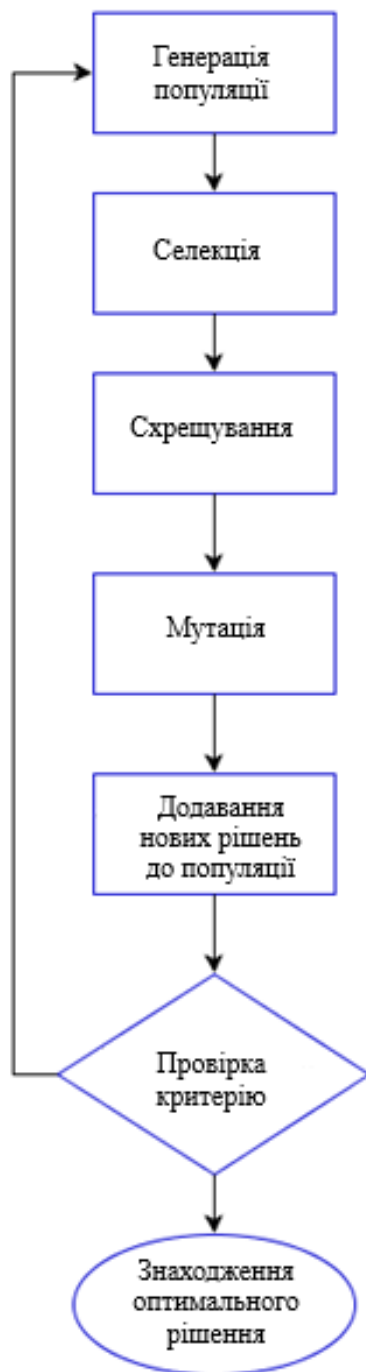


Рис. 2.9. Принцип роботи генетичного алгоритму

Алгоритм зворотного розповсюдження помилки.

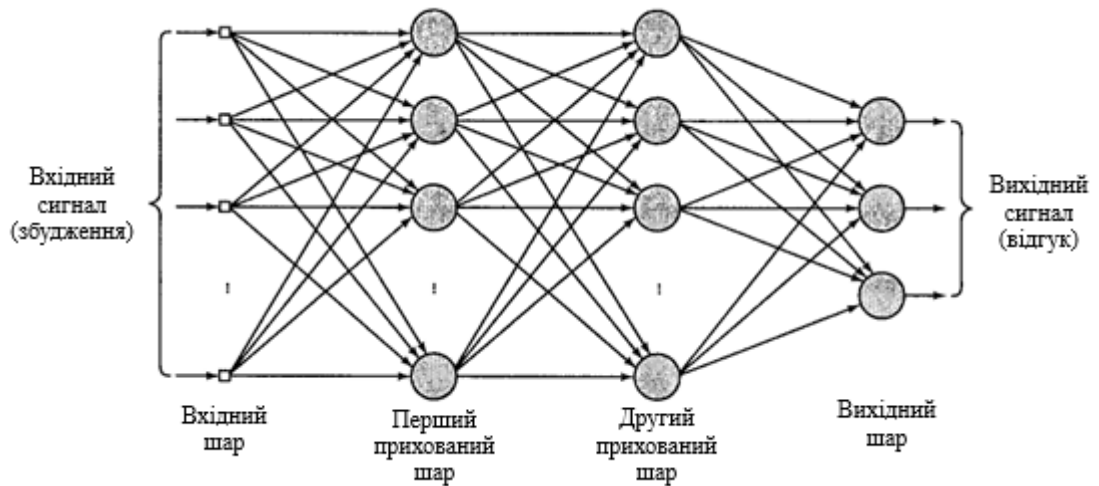


Рис. 2.10. Граф багатозарового перцептрона із двома прихованими шарами

На рис. 2.10 представлена схема багатозарового перцептрона. Відповідний граф передачі сигналу в процесі навчання за ЗПП, що ілюструє як пряму, так і зворотну фазу обчислень, представлений на рис. 2.11 для випадку  $L=2$  та  $m_0 = m_1 = m_2 = 3$ . У верхній частині графа передачі сигналу показаний прямий прохід, у нижній – зворотний. Останній ще називається графом чутливості для обчислення локальних градієнтів в алгоритмі зворотного поширення.

Послідовне коригування ваг є кращим режимом алгоритму зворотного поширення для реалізації в реальному часі. У цьому режимі алгоритм циклічно обробляє приклади з навчальної множини  $\{(x(n), d(n))\}_{n=1}^N$  наступним чином.

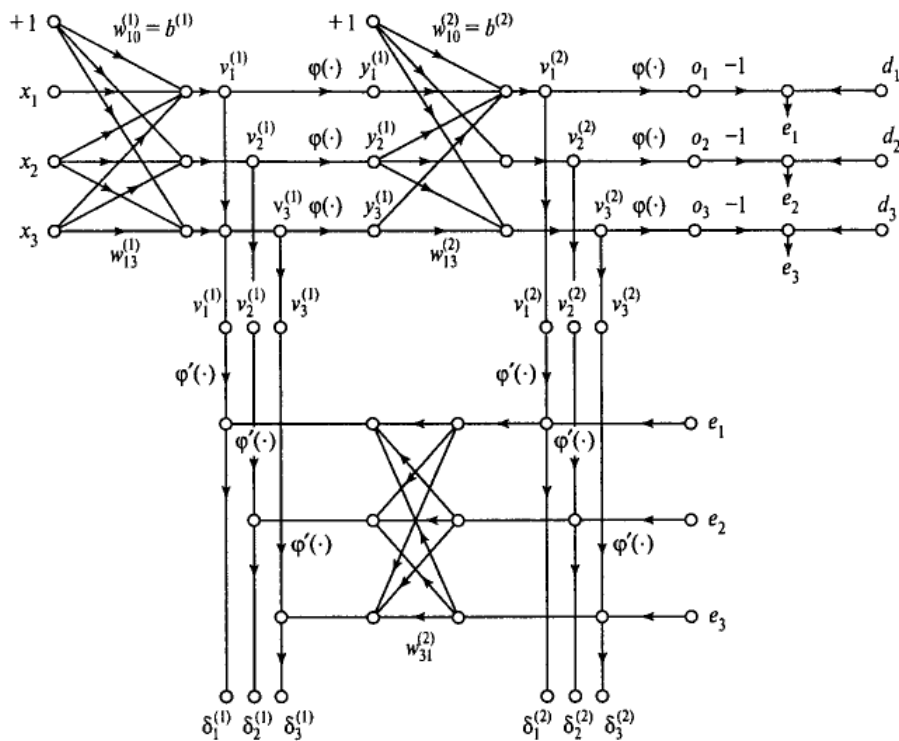


Рис. 2.11. Граф передачі сигналу для процесу навчання методом зворотного поширення. Верхня частина графа – прямий прохід, нижня – зворотний прохід

## 2.6 Висновки до розділу 2

Розглянуто задачу розробки штучної нейронної мережі для адаптивної настройки параметрів регулятора, керуючого об'єктом зі змінними параметрами.

Структуру побудованої нейронної мережі необхідно оптимізувати: для заданого об'єкта та регулятора знайти оптимальну кількість шарів нейронів у кожному шарі та оптимальну функцію активації для кожного шару.

Нейронна мережа має працювати у двох режимах: режим навчання та режим функціонування. Для режиму навчання використовуються дані експертного налаштування регулятора. У режимі функціонування нейронна мережа повинна забезпечувати необхідну якість системи шляхом зміни параметрів регулятора, залежно від параметрів об'єкта.

## РОЗДІЛ 3

### НАУКОВО-ДОСЛІДНА ЧАСТИНА

#### 3.1 Застосування нейронних мереж для синтезу регуляторів

Нейронні мережі використовуються для структурного та параметричного синтезу регуляторів у двох випадках:

- для побудови регулятора.
- для побудови блоку налаштування коефіцієнтів регулятора.

Однією з особливостей НМ є можливість навчатися, ця здатність дозволяє передавати нейронній мережі досвід експерта.

Для регулятора, в якому використовується нейронна мережа для налаштування його коефіцієнтів, не потрібно формулювати правила, достатньо, щоб сам експерт кілька разів налаштував регулятор у процесі навчання нейромережі.

Завдяки великій кількості коефіцієнтів, що настроюються, і нелінійних функцій активації нейронів, нейромережа може виконувати досить точно нелінійне відображення безлічі вхідних сигналів у безліч вихідних.

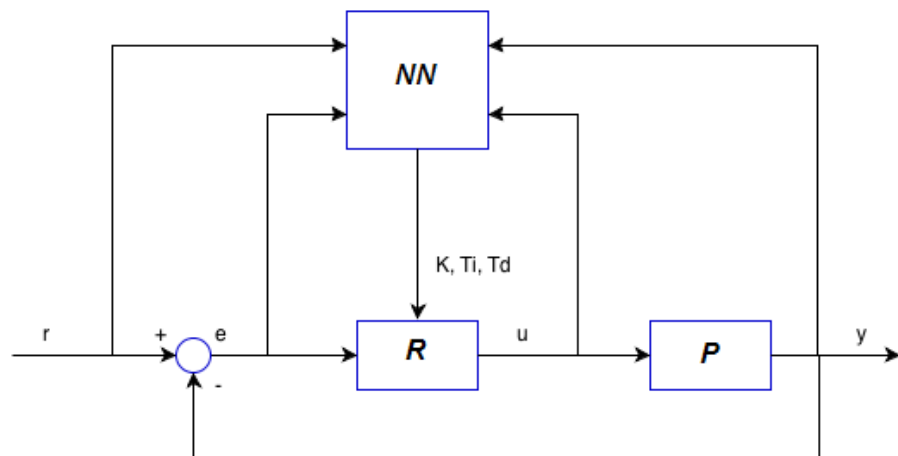


Рис. 3.1. Структура ПІД-регулятора з блоком автоналаштування на основі нейронної мережі NN

Структура системи автоматичного регулювання з ПД-регулятором та нейронною мережею як блок автоналаштування коефіцієнтів зображена на рис. 3.1.

На рис. 3.1 можна побачити: нейронну мережу NN, яка відіграє роль функціонального перетворювача, який для кожного набору сигналів  $r$ ,  $e$ ,  $u$ ,  $y$  виробляє коефіцієнти ПД-регулятора ( $K$ ,  $T_i$ ,  $T_d$ ).

Однією з основних елементів у проектуванні регуляторів з нейромережею є процедура навчання.

У знаходженні невідомих параметрів  $w_i$ ,  $b$ ,  $a$  і полягає навчання. Для навчання нейромережі зазвичай використовують алгоритми градієнтного пошуку мінімуму критеріальної функції  $\varepsilon = (u^* - u)^2$ , що залежить від властивостей нейронів.

Процес пошуку є покроковим (ітераційним), для кожної ітерації знаходять всі коефіцієнти мережі, спочатку вихідного шару нейронів, потім попереднього і так до першого шару. Використовуються також інші методи пошуку мінімуму, зокрема генетичні алгоритми, метод найменших квадратів.

Процес навчання нейромережі показаний рис. 3.2.

При замкнутій системі автоматичного регулювання, експерт повинен підлаштовувати параметри регулятора  $K$ ,  $T_i$ ,  $T_d$  при різних вхідних впливах  $r(t)$ . Передбачається, що експерт вміє це робити з достатньою для практики якістю. У системі, що підлаштовується експертом, зображеній на рис. 3.2 (а), часові діаграми змінних  $r^*$ ,  $e^*$ ,  $u^*$ ,  $y^*$  записуються в пам'ять і потім подаються на нейронну мережу, підключену до ПД-регулятора (рис. 3.2 (б)).



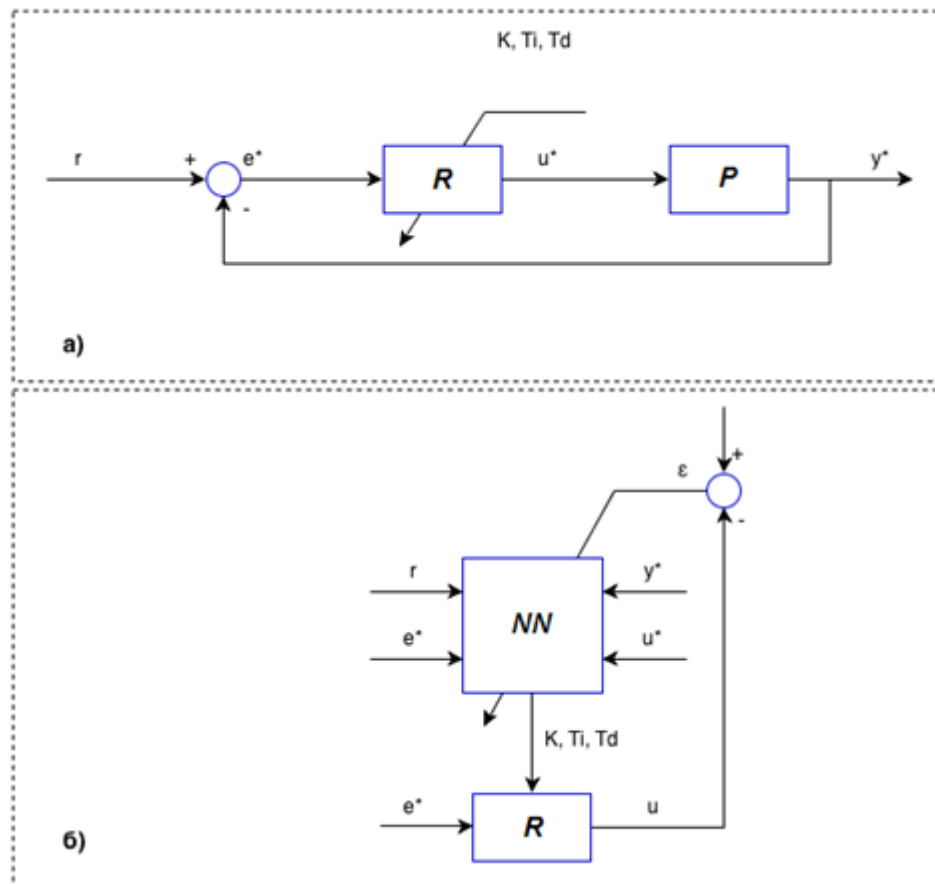


Рис. 3.2. Схема навчання НМ в блоці автоналаштування: а) – система управління, що підлаштовується експертом; б) - нейронна мережа, що навчається за допомогою сигналів, які отримані у представленій системі

Нейронну мережу потрібно налаштувати так, щоб мінімізувати похибку (різницю)  $\varepsilon = (u^* - u)^2$  між сигналом  $u^*$ , отриманим за участю експерта, та сигналом  $u$ , отриманим у процесі навчання нейронної мережі. Після навчання нейронної мережі параметри нейронної мережі заносяться до блоку автоналаштування.

Відповідно до теорії нейромереж, вже навчена мережа повинна працювати так само, як і експерт, якщо навіть на вхід подати ті сигнали, які не були включені в набір під час її навчання.

Тривалість процесу навчання є основним недоліком при використанні нейромереж у ПІД-регуляторах, тому цей метод не дуже поширений.

Іншим недоліком нейромереж є неможливість передбачення похибки регулювання для вхідних сигналів, які не використовувалися під час навчання

мережі. Також не існує спеціальних критеріїв вибору кількості нейронів у мережі та тривалості навчання. Немає спеціального діапазону та кількості навчальних впливів мережі.

### 3.2 Результати дослідження

Отже, в ході вирішення проблеми належить розробити штучну нейронну мережу для адаптивної настройки параметрів регулятора, що управляє об'єктом зі змінними параметрами.

Як приклад розглянемо модель динамічного об'єкта, який потрібно стабілізувати. Як приклад такого об'єкта може слугувати терморегулятор термостатів.

Спочатку структурна схема даної системи виглядає так:

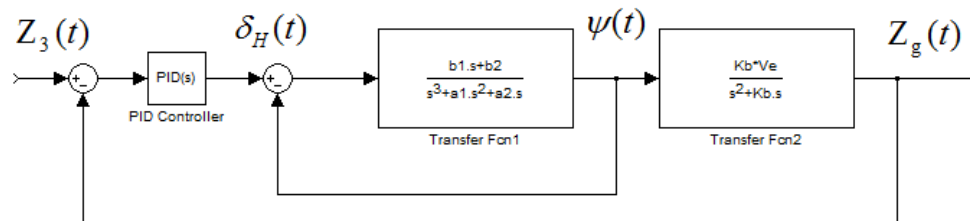


Рис. 3.3. Схема динамічного об'єкта з регулятором

Вибір параметрів (передаточних чисел) полягатиме у задачі синтезу регулятора.

Як об'єкт управління візьмемо об'єкт із параметрами, заданими в табл. 1.1.

Таблиця 3.1.

Параметри об'єкта

$K_{\beta}$	$a_1$	$a_2$	$b_1$	$b_2$
0,34	0,645	13,6	5,6	1,9

Параметри  $V_t$  та  $K_\beta$  будуть змінюватися в межах:

$$V_t = 22,5 - 37,5$$

$$K_\beta = 0,255 - 0,425.$$

Всі розрахунки будуть проводитись у середовищі Matlab 7.11.0 (R2010b).

Моделювання буде проводитись у середовищі Simulink 7.6

Під час вирішення завдання будуть використані пакети Matlab Neural Network Toolbox та Control System Toolbox.

Пакет для роботи з нейронними мережами Neural Network Toolbox є повноцінним середовищем MATLAB для вирішення прикладних завдань.

Потрібно налаштувати ПД-регулятор для системи, виходячи з критеріїв:

- час перехідного процесу  $T \leq 15c$  ;
- перерегулювання:  $\sigma < 5\%$  ;

ПД-регулятор буде використаний у вигляді, наведеному на рис. 3.4:

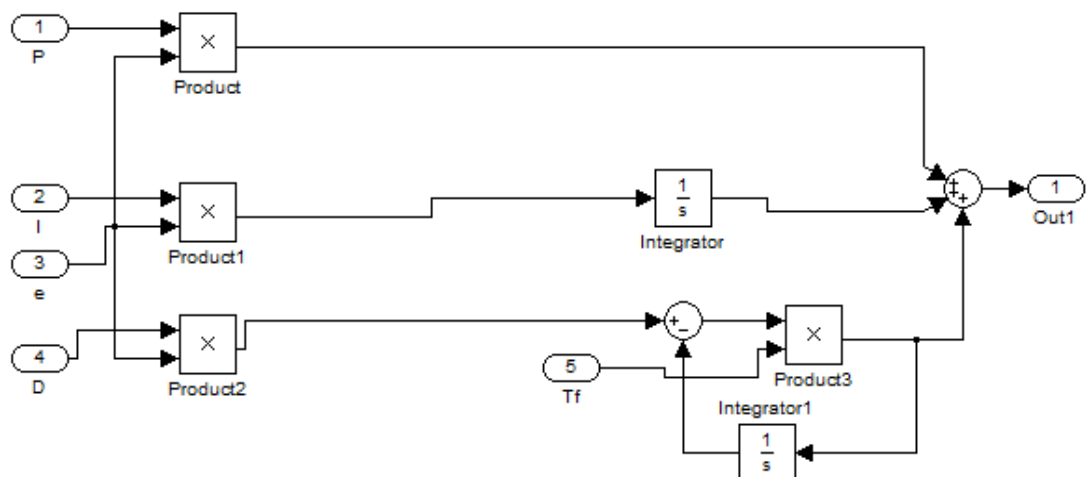


Рис. 3.4. Схема ПД-регулятора

Маючи 10 значень  $V_i$  і  $K_\beta$  (табл. 3.2), через функцію pidtune налаштуємо регулятор. Коефіцієнти регулятора повинні бути налаштовані так, щоб відповідати заданим критеріям. Для побудови навчальної множини для нейронної мережі використовуємо генетичний алгоритм з наступними параметрами:

- обсяг популяції – 100 особин;

- розмір покоління – 10 особин;

Вхідні значення об'єкта показані в таблиці 3.2:

Таблиця 3.2.

Вхідні значення

$V_i$ ,	22,5	24,1	25,8	27,5	29,1	30,8	32,5	34,1	35,8	37,5
$K_\beta$ ,	0,255	0,273	0,292	0,311	0,330	0,349	0,368	0,387	0,406	0,425

В результаті налаштування ми отримали коефіцієнти  $K_p$   $K_i$   $K_d$   $T_f$ , що відповідають значенням  $V_i$  і  $K_\beta$ .

На основі цих 10 пар і буде навчена нейронна мережа. Таким чином, буде обрано один з алгоритмів навчання з учителем (бо нам відомий вхід і бажаний вихід).

Визначимося з архітектурою мережі: мережа буде двошаровою, з прямим поширенням сигналу (newff) та нелінійною функцією активації.

Будемо використовувати активаційну функцію гіперболічного тангенсу (tansig) у першому прихованому шарі нейронів та логістичну функцію активації (logsig) у вихідному шарі.

$$th(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} - \text{гіперболічний тангенс}$$

$$a = \text{log sig}(n) = \frac{1}{1 + e^{(-n)}} - \text{логістична функція.}$$

Вектор  $P$  буде входом до нейронної мережі, вектор  $T$  – виходом.

Структура нейромережі представлена на рис. 3.5.

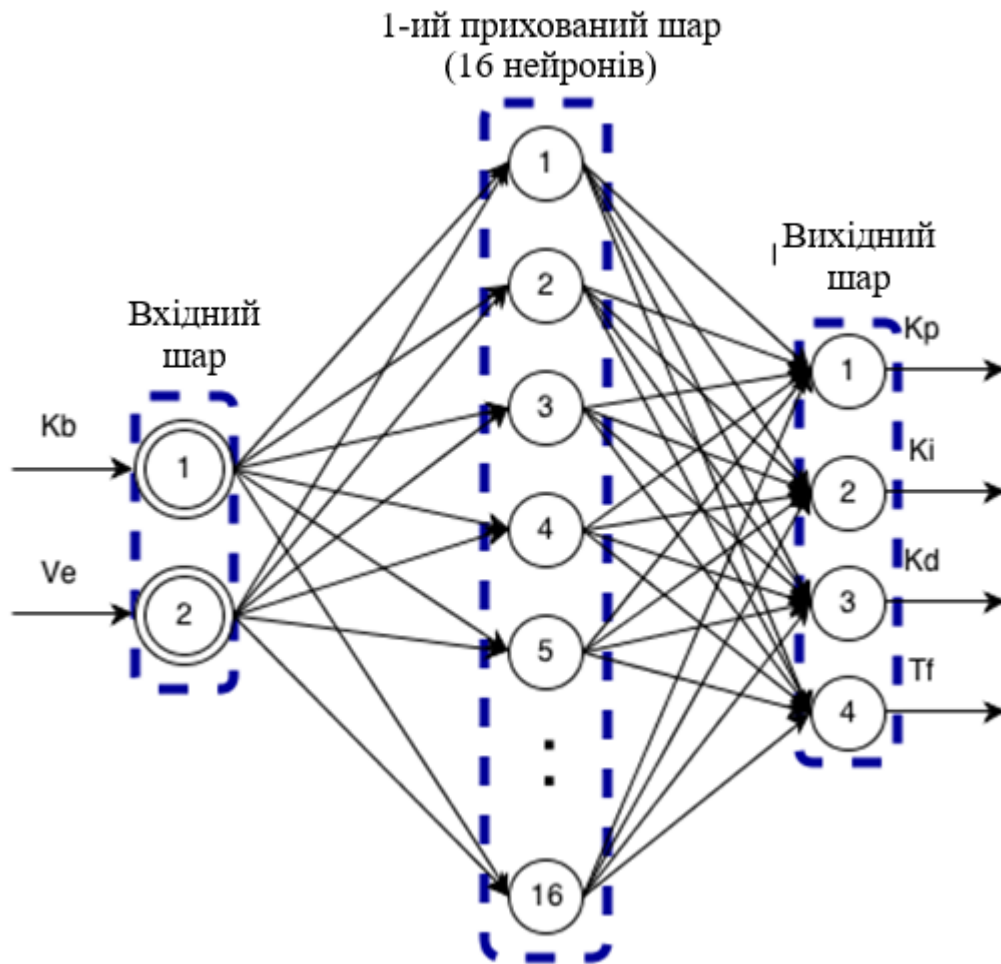


Рис. 3.5. Структура нейронної мережі

Наша мережа складається з 2-х шарів, у першому шарі 16 нейронів, у вихідному шарі 4 нейрони.

Навчання мережі проводитиметься за модифікованим алгоритмом зворотного поширення помилки (trainlm) Левенберга-Марквардта.

Отже, наша мережа навчилася на 10 прикладах за 131 епоху.

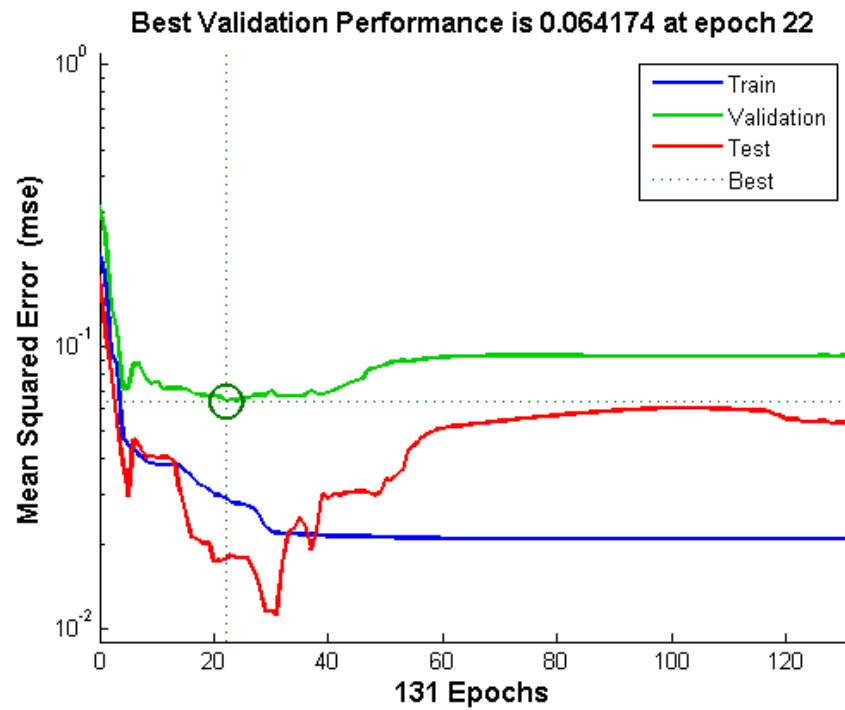


Рис. 3.6. Середня квадратична помилка

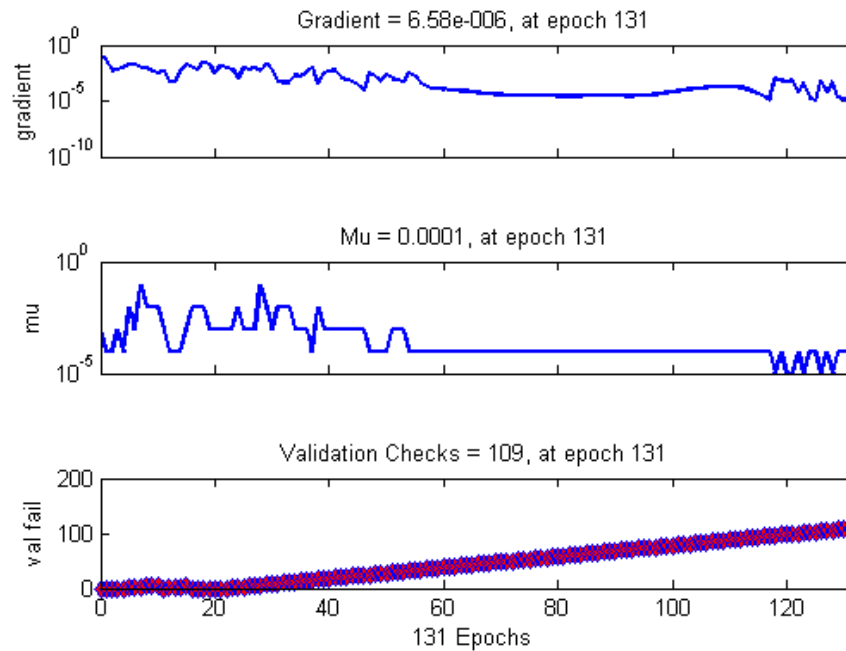


Рис. 3.7. Графік навчання мережі

На графіках (рис. 3.6 та рис. 3.7) показані результати навчання мережі. MSE (рис. 3.6) – функція продуктивності мережі. Вона показує продуктивність, відповідно до середньої квадратичної помилки.

На (рис. 3.7) видно, як змінювався градієнт та коефіцієнт навчання мережі ( $\mu$ ) у процесі навчання мережі.

Кінцева структурна схема нашої системи виглядає так:

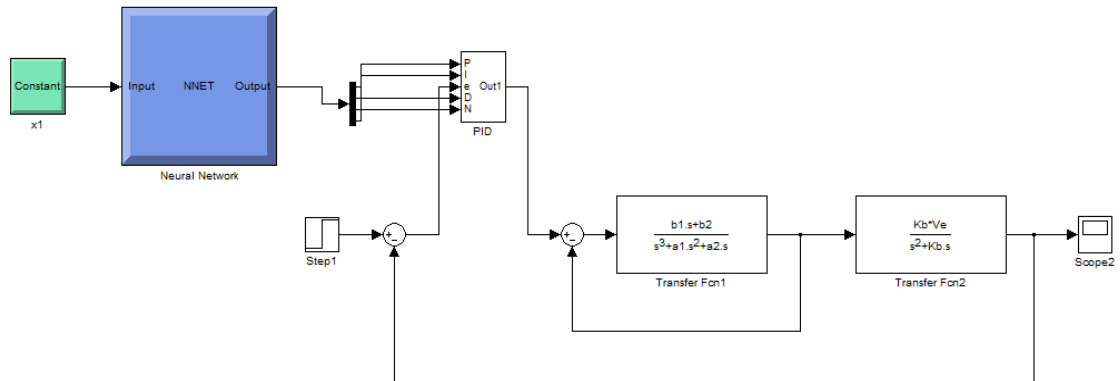


Рис. 3.8. Схема системи з нейронною мережею та динамічним об'єктом

Щоб проаналізувати систему, збудуємо графік перехідного процесу при значеннях температури  $V_i = 34,1$  C та коефіцієнта  $K_\beta = 0.368$ .

Моделювання проводитиметься на інтервалі  $[0 \ 40]$  C.

Отже, час перехідного процесу становило 7.87 секунд, перерегулювання 1.72%, що можна побачити на рис. 3.9.

Тепер подамо на вхід невідомі коефіцієнти (ті, що не використовувалися під час навчання мережі).

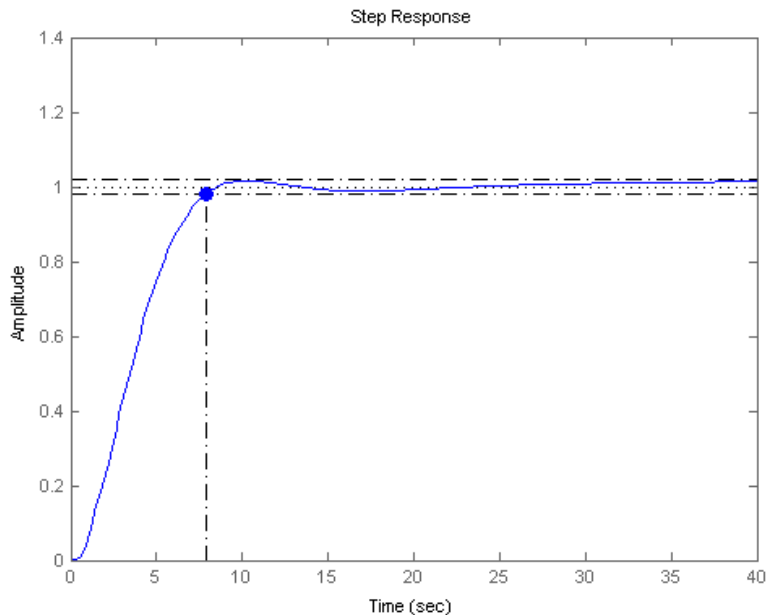


Рис. 3.9. Графік перехідного процесу за параметрами 34,1 / 0.368

Графік перехідного процесу при коефіцієнтах  $K_{\beta} = 0.400$  і  $V_t = 36$  м/с представлений на рис. 3.10 і виглядає так:

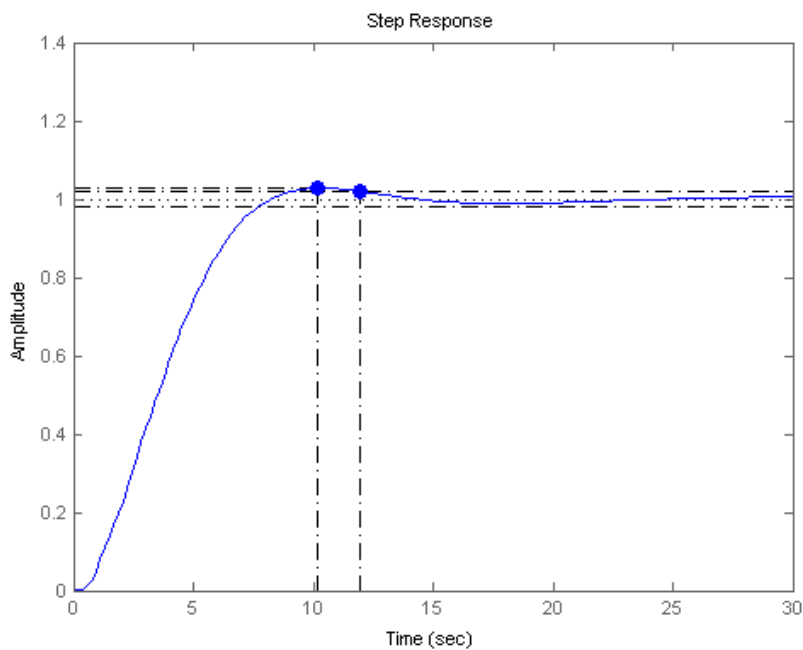


Рис. 3.10. Перехідна характеристика за параметрами 36 / 0.345

Перерегулювання становило 2.87%, перехідний процес 12 сек.



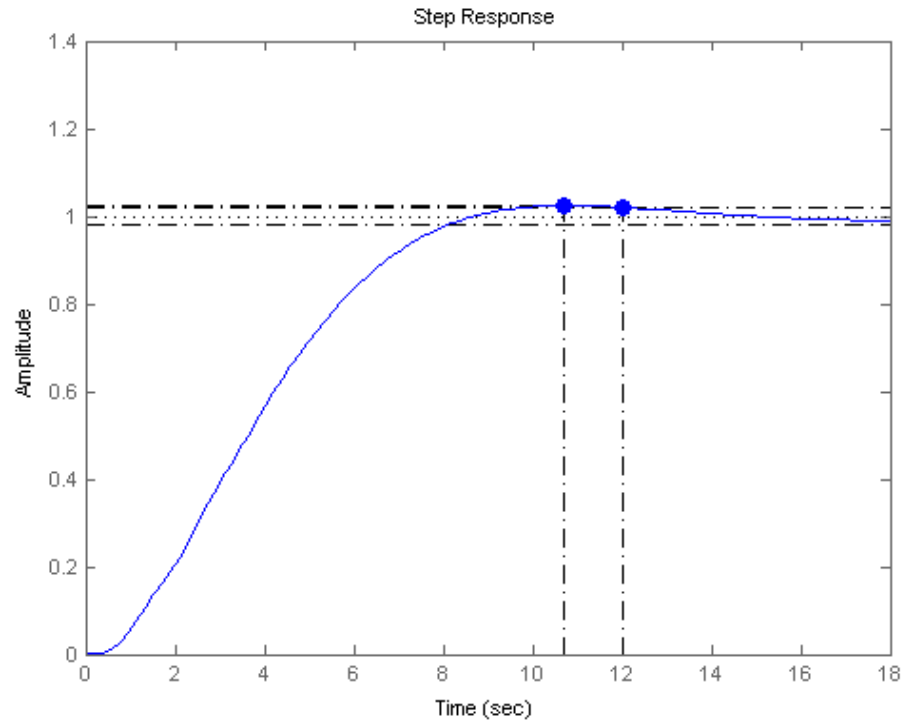


Рис. 3.11. Перехідна характеристика за параметрами 33/0.340

Графік при коефіцієнтах  $V_i = 33$  С і  $K_\beta = 0.340$  показано рис. 3.11.

Перерегулювання становило  $-2.36\%$ , Перехідний процес – 12 сек.

Можна вважати, що з знайдених параметрів (коефіцієнтів ПІД-регулятора) навчена нейронна мережа показує хороші результати з тими вхідними сигналами, які були включені в набір під час її навчання (що відповідає теорії про нейронні мережі).

Очевидно, що в реальних умовах буде використовуватися набагато більше параметрів, які впливають на стабілізацію об'єкта. Але гнучкість нейронної мережі дозволить застосувати цю модель на вирішення таких завдань.

### 3.3 Висновки до розділу 3

Запропоновано структуру системи автоматичного регулювання з ПІД-регулятором та нейронною мережею як блок автоналаштування коефіцієнтів.

Процес пошуку значень коефіцієнтів є покроковим (ітераційним), для кожної ітерації знаходились всі коефіцієнти мережі, спочатку вихідного шару нейронів, потім попереднього і так до першого шару.

Використано процес навчання нейромережі з експертом.

Проведено розробку штучної нейронної мережі для адаптивної настройки параметрів регулятора, що управляє об'єктом зі змінними параметрами. Розглянуто модель динамічного об'єкта, який потрібно стабілізувати. Як приклад такого об'єкта розглянуто терморегулятор термостатів.

Запропоновано схему динамічного об'єкта з регулятором. Всі розрахунки проводились у середовищі Matlab. Для побудови навчальної множини для нейронної мережі використано генетичний алгоритм.

В ході аналізу розробленої мережі встановлено, що час перехідного процесу за наперед відомих та невідомих вхідних параметрів не перевищував 12 секунд, а перерегулювання не перевищувало 2,4 %, що відповідає поставленим до мережі вимогам. Тобто спроектований ПІД регулятор є ефективним.

## РОЗДІЛ 4

## ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

## 4.1 Охорона праці

Вірно спроектоване та раціонально влаштоване освітлення виробничих приміщень справляє позитивний психофізіологічний вплив на працюючих, підвищує ефективність та безпеку праці, знижує втому та травматизм, забезпечує високу працездатність.

Зір у всій системі органів відчуттів людини посідає чільне місце. Відомо, що на органи зору припадає 90% всієї інформації, котру отримує людина. Відчуття зору відбувається під впливом видимого випромінювання (світла), котре є електромагнітним випромінюванням з довжиною хвилі 0,38...0,76 мкм. Чутливість зору максимальна до електромагнітного випромінювання з довжиною хвилі 0,555 мкм (жовто-зелений колір) та зменшується до границь видного спектру.

## Класифікація освітлення

При освітленні виробничих приміщень використовують:

- природне освітлення, котре створюється прямими сонячними променями та розсіяним світлом небосхилу і яке змінюється залежно від географічної широти, пори року, доби, ступеня хмарності та прозорості атмосфери;
- штучне освітлення, створюване електричними джерелами світла;
- сумісне освітлення, при котрому недостатнє за нормами природне освітлення доповнюється штучним.

Природне освітлення поділяється на бічне (одно- або двостороннє), здійснюване через світлові отвори в зовнішніх стінах; верхнє, що здійснюється через аераційні та захисні ліхтарі, отвори в дахах та перекриттях; комбіноване поєднання верхнього та бічного освітлення.

Штучне освітлення за конструктивним виконанням поділяється на два види - загальне та комбіноване. Система загального освітлення використовується в приміщеннях, де по всій площі виконуються однотипні роботи. Розрізняють загальне рівномірне освітлення, при котрому світловий потік розподіляється рівномірно по всій площі приміщення без урахування розташування робочих місць і загальне локалізоване освітлення (з урахуванням розташування робочих місць).

При виконанні точних зорових робіт (слюсарні, токарні, фрезерні, контрольні тощо) в місцях, де обладнання створює глибокі, різкі тіні або робочі поверхні розташовані вертикально, поряд з загальним освітленням застосовується місцеве освітлення. Сукупність місцевого та загального освітлення називається комбінованим. Застосування лише місцевого освітлення не допускається з огляду на небезпеку виробничого травматизму.

За функціональним призначенням штучне освітлення поділяється на робоче, аварійне і спеціальне, котре в свою чергу класифікується як охоронне, чергове, евакуаційне, бактерицидне, еритемне тощо.

Робоче освітлення призначене для забезпечення виробничого процесу, проходу людей, руху транспорту та є обов'язковим для всіх виробничих приміщень.

Аварійне освітлення влаштовується для продовження роботи у випадках, коли раптове відключення робочого освітлення та пов'язане з цим порушення нормального обслуговування обладнання може викликати вибух, пожежу, отруєння людей, порушення технологічного процесу тощо. Мінімальна освітленість робочих поверхонь при аварійному освітленні повинна складати 5% від нормованої освітленості робочого освітлення, але не менше 2 лк.

Евакуаційне освітлення призначене для забезпечення евакуації людей з виробничого приміщення при аваріях та вимкненні робочого освітлення і влаштовується в місцях, небезпечних для проходу з виробничих приміщень, в котрих працює більше 50 чол. Мінімальна освітленість на підлозі основних

проходів та на сходах при евакуаційному освітленні повинна бути не менше 0,5лк, а на відкритих майданчиках - не менше 0,2 лк.

Охоронне освітлення влаштовується вздовж границь території, котра охороняється спеціальним персоналом. Найменша освітленість у нічний час - 0,5лк. Сигнальне освітлення застосовується для фіксації границь небезпечних зон, вказує на наявність небезпеки, або безпечний шлях евакуації.

До виробничого освітлення можна віднести бактерицидне та еритемне освітлення. Бактерицидне освітлення створюється для знезараження повітря, питної води, продуктів харчування. Найбільшу бактерицидну здатність мають ультрафіолетові промені з довжиною хвилі 0,254...0,257мкм. Еритемне опромінювання влаштовується у виробничих приміщеннях, де недостатньо сонячного світла. Максимальний еритемний вплив справляють електромагнітні промені з довжиною хвилі 0,297мкм.

Гігієна праці вимагає в першу чергу максимального використання природного освітлення, оскільки денне світло краще сприймається органами зору.

Правильна організація освітлення передбачає не лише дотримання норм освітленості, котрі регламентують мінімальну освітленість для кожного виду робіт, але й дотримання гігієнічних вимог до якості освітлення, таких як рівномірність освітлення робочої поверхні, обмеження надмірної яскравості, блиску, осліплюючої дії, різких тіней та контрасту.

## 4.2 Безпека в надзвичайних ситуаціях

### *Дії персоналу підприємства при виникненні надзвичайних ситуацій*

#### 1. Загальні положення

Типова Інструкція розроблена згідно з Кодексом цивільного захисту та інших нормативно-правових документів.

Усі працівники підприємства, не залежно від займаних посад, повинні знати і суворо виконувати вимоги Типової Інструкції щодо дій персоналу при

загрози або виникненні надзвичайних ситуацій природного або техногенного характеру. За невиконання вимог Інструкції персонал підприємства може бути притягнутий до адміністративної відповідальності.

2. Характеристика можливої обстановки в районі підприємства при виникненні надзвичайної ситуації

У розділі перелічуються можливі джерела потенційної небезпеки на території самого підприємства або поблизу від нього, додається характеристика можливої обстановки при виникненні надзвичайних ситуацій, яка пов'язана з руйнуванням або іншим негативним впливом.

Відомості про джерела і характер їх дії на підприємство надають районні державні адміністрації, міські ради.

3. Порядок оповіщення адміністрації та персоналу про загрозу виникнення надзвичайних ситуацій

Оповіщення адміністрації, робітників та службовців підприємства щодо надзвичайних ситуацій проводиться по завчасно розробленій схемі.

Адміністрація у неробочий час оповіщається по телефону (вказується відповідальний виконавець). У залежності від обстановки, оповіщається і решта персоналу.

У робочий час персонал підприємства оповіщається про надзвичайну ситуацію (вказується яким способом).

При отриманні відповідної інформації вмикають сирени, інші звукові та світлові засоби, що буде означати подання попереджувального сигналу "Увага всім", після чого негайно приводяться у готовність гучномовці, радіотрансляційні та телевізійні приймачі для прослуховування початкового повідомлення.

Кожний працівник підприємства повинен знати сигнали оповіщення цивільного захисту та вміти правильно діяти в умовах загрози та виникнення надзвичайних ситуацій.

4. Порядок укриття персоналу у захисних спорудах цивільного захисту

На випадок виникнення надзвичайної ситуації, яка пов'язана із загрозою або початком забруднення повітря хімічно небезпечною, радіоактивною речовиною всі працівники підприємства підлягають укриттю у захисних спорудах цивільного захисту (вказується адреса, кому належить).

Для термінового укриття працівників у разі забруднення хімічно небезпечною речовиною використовуються власні загерметизовані приміщення (вказується адреса), забезпечується перебування у ньому осіб, без подачі повітря протягом години.

При отриманні інформації щодо радіоактивної небезпеки працівники укриваються (вказується приміщення, адреса), яке забезпечує захист осіб, що переходять від ураження іонізуючим випромінюванням при радіоактивному зараженні.

#### 5. Порядок видачі персоналу засобів індивідуального захисту

Засоби індивідуального захисту (вказуються які) видаються після отримання відповідного розпорядження або за рішенням керівника підприємства (вказується місце видачі).

Працівники, які отримали такі засоби, повинні перевірити їх стан, провести підбір та мати постійно при собі або на робочому місці.

Протигази переводяться у бойовий стан за командою або самостійно, при наявності небезпеки забруднення повітря.

#### 6. Порядок виділення автомобільного транспорту для проведення евакуаційних заходів

При проведенні негайної евакуації персоналу з небезпечних зон залучається увесь наявний службовий, а також особистий транспорт працівників підприємства, які повинні надавати його у розпорядження адміністрації для негайної евакуації із небезпечної зони працівників та відвідувачів підприємства (вказується вид та тип транспортних засобів, місця посадки на транспорт та маршрут руху).

#### 7. Вимоги до персоналу щодо додержання протиепідемічних заходів при загрозі розповсюдження особливо небезпечних інфекційних захворювань

Якщо на території підприємства або поблизу його виникла небезпека розповсюдження особливо небезпечних інфекційних захворювань, усі працівники повинні суворо дотримуватись вимог санітарно-епідеміологічної служби щодо проведення термінової профілактики та імунізації, ізоляції і лікування виявлених хворих, дотримуватися режиму, який запобігає розповсюдженню інфекції. При необхідності працівники, які прибули на роботу, повинні проходити санітарну обробку (проводити дезінфекцію або зміну одягу) (вказується місце її проведення), а водії транспортних засобів - здійснювати спеціальну обробку автотранспорту (вказується місце її проведення), а також виконувати інші вимоги та заходи, які перешкоджають розповсюдженню особливо небезпечних інфекційних захворювань.

8. Заходи щодо зберігання матеріальних цінностей у період загрози та виникнення надзвичайних ситуацій

Усі працівники підприємства повинні вжити необхідних заходів щодо зберігання матеріальних цінностей при загрозі або виникненні надзвичайних ситуацій.

У період виконання заходів захисту від надзвичайних ситуацій або при ліквідації їх наслідків необхідно вживати заходи, якінаправлені на попередження або зменшення можливих збитків підприємству від надзвичайних ситуацій, на забезпечення охорони майна та обладнання.

Відповідальність за організацію охорони покладається на (вказується посада, прізвище).

9. Особливості дій працівників при деяких надзвичайних ситуаціях

При загрозі ураження хімічно небезпечною речовиною оповіщаються усі працівники та відвідувачі, які знаходяться на території підприємства.

Вентиляційні установки та кондиціонери терміново вимикаються, зачиняються вікна, двері, кватирки, приміщення герметизується. Вихід із будівлі й вхід до неї припиняється до особливого розпорядження адміністрації.



Працівникам видаються засоби індивідуального захисту, одночасно приймаються заходи щодо забезпечення відвідувачів ватно-марлевими пов'язками.

Відповідальними призначаються за:

- забезпечення герметизації приміщень (посада, прізвище);
- забезпечення працівників та відвідувачів засобами індивідуального захисту (посада, прізвище).

При виявленні у приміщенні, де укриваються працівники, хімічно небезпечної речовини, працівники повинні вийти (вказати куди) або з дозволу адміністрації залишити зону забруднення. Виходити з неї необхідно тільки у засобах індивідуального захисту і рухатися в напрямку, перпендикулярному напрямку вітру.

При виникненні пожежі на підприємстві всі працівники зобов'язані суворо виконувати вимоги Інструкції з пожежної безпеки, евакуацію проводити згідно з Планом евакуації (вказується покажчик напрямку руху).

Відповідальність за дотриманням заходів пожежної безпеки та організацію дій персоналу при загрозі або виникненні пожежі покладається на (посада, прізвище).

При радіоактивному забрудненні території підприємства або при загрозі забруднення всі працівники повинні уважно слідкувати за мовним повідомленням управління з питань надзвичайних ситуацій, яке передається за допомогою радіо і телебачення після попереджувального сигналу "Увага всім", за інформацією інших засобів масової інформації про обстановку в місті, і суворо виконувати рекомендації по захисту від радіоактивного зараження.

Працівник (посада, прізвище) організовує на території підприємства контроль за радіаційною обстановкою за допомогою побутового дозиметру (називається тип приладу) і постійно інформує про результати вимірювань адміністрацію підприємства, управління з питань надзвичайних ситуацій.

При перевищенні гранично допустимих норм опромінення організується облік доз опромінювання. Відповідальний за виконання цього заходу (посада, прізвище).

Скорочується до мінімуму вхід у будівлю та вихід із неї. Контроль за дотриманням режиму поведінки й роботи працівників, який дозволяє максимально понизити наслідки радіоактивного опромінення покладається на (посада, прізвище).

При загрозі або виникненні катастрофічних стихійних лих призначений працівник підприємства за розпорядженням адміністрації повинен зупинити виробництво, виконати необхідні протипожежні заходи, відімкнути від електромережі електрообладнання, підготуватися до евакуації або вивезення у безпечні місця найбільш цінних матеріальних засобів.

Контроль за обстановкою на території підприємства при стихійних лихах і за прийняті заходи захисту персоналу покладається на (посада, прізвище).

Якщо з'явилися постраждалі - надається перша медична допомога.

Залучаються санітарні дружини підприємства або санітарні пости, які створені. Приймаються заходи щодо госпіталізації постраждалих до спеціалізованих медичних закладів.

Працівник (посада, прізвище) постійно слідкує за інформацією, яку надає управління з питань надзвичайних ситуацій, про обстановку у місті та доводить її до адміністрації і персоналу підприємства.

При надходженні анонімної інформації про загрозу на території підприємства або поблизу нього терористичного акту, працівник, який прийняв її, повинен терміново доповісти керівнику підприємства й у правоохоронні органи, і діяти згідно з розпорядженнями і рекомендаціями.

### 4.3 Висновки до розділу

В розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» описано освітлення виробничого приміщення та дії персоналу підприємства при виникненні надзвичайних ситуацій.

## ВИСНОВКИ

В розділі проаналізовано задачу автоматичного регулювання. Зокрема розглянуто принцип автоматичного регулювання та основні типи регуляторів. Наведено класифікацію регуляторів за принципом дії, за родом дії, за типом використовуваної енергії, за законом регулювання, за призначенням.

Розглянуто регулятори з адаптивним налаштуванням, зокрема самонастроюваним управлінням, що відноситься до управління з невідомими змінами параметрів. Встановлено, що прості системи з динамічним низьким порядком легко управляються, якщо їх параметри відомі і постійні. У більшості подібних випадків достатньо використовувати ПІД-регулятори. Однак якщо параметри системи повільно змінюються в часі, якість управління при фіксованій настройці регулятора буде поступово знижуватися. Одне з рішень цієї проблеми - автоматична настройка параметрів ПІД-регулятора.

Розглянуто задачу розробки штучної нейронної мережі для адаптивної настройки параметрів регулятора, керуючого об'єктом зі змінними параметрами.

Нейронна мережа має працювати у двох режимах: режим навчання та режим функціонування. Для режиму навчання використовуються дані експертного налаштування регулятора. У режимі функціонування нейронна мережа повинна забезпечувати необхідну якість системи шляхом зміни параметрів регулятора, залежно від параметрів об'єкта. Для цього проаналізовано математичну модель нейронної мережі, моделі одношарового та багатшарового персептрона, рекурентні мережі, особливості навчання нейронних мереж, серед яких виділено генетичний алгоритм, як найбільш потужний.

Запропоновано структуру системи автоматичного регулювання з ПІД-регулятором та нейронною мережею як блок автоналаштування коефіцієнтів. Процес пошуку значень коефіцієнтів є покроковим (ітераційним), для кожної

ітерації знаходились всі коефіцієнти мережі, спочатку вихідного шару нейронів, потім попереднього і так до першого шару. Використано процес навчання нейромережі з експертом.

Проведено розробку штучної нейронної мережі для адаптивної настройки параметрів регулятора, що управляє об'єктом зі змінними параметрами. Розглянуто модель динамічного об'єкта, який потрібно стабілізувати. Як приклад такого об'єкта розглянуто терморегулятор термостатів.

Запропоновано схему динамічного об'єкта з регулятором. Всі розрахунки проводились у середовищі Matlab. Для побудови навчальної множини для нейронної мережі використано генетичний алгоритм.

В ході аналізу розробленої мережі встановлено, що час перехідного процесу за наперед відомих та невідомих вхідних параметрів не перевищував 12 секунд, а перерегулювання не перевищувало 2,4 %, що відповідає поставленим до мережі вимогам. Тобто спроектований ПІД регулятор є ефективним.

## ПЕРЕЛІК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

- 1) Xabier Basogain Olabe. Redes Neuronales Artificiales y sus Aplicaciones Formato Impreso: Publicaciones de la Escuela de Ingenieros, 1998 – 79 p.
- 2) Минский М., Пейперт С. Перцептроны. М.: Мир, 1971 – 261 с.
- 3) Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления: Учеб. Пособие для вузов – М.: Высш. шк. 2002. – 183 с.: ил.
- 4) Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.
- 5) Дивеев А.И., Софронова Е.А. «Основы генетического программирования Учебно-методическое пособие» – М.: Изд-во РУДН, 2006;
- 6) Васенков Д.В. Методы обучения искусственных нейронных сетей // Компьютерные инструменты в образовании. – СПб.: Изд-во ЦПО «Информатизация образования», 2007, №1, С. 20–29.
- 7) Круг П.Г. Нейронные сети и нейрокомпьютеры: Учебное пособие по курсу «Микропроцессоры». – М.: Издательство МЭИ, 2002. – 176 с.
- 8) Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс» ', 2001;
- 9) Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – С. 382.
- 10) Мочалов И.А. Искусственные нейронные сети в задачах управления и обработки информации Ч. 1 – М.: 2004. –145 с.
- 11) Осовский С. Нейронные сети для обработки информации – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.
- 12) Пупков К.А., Егупов Н.Д. «Методы классической и современной теории автоматического управления»: Учебник в 5-и тт.; 2-е изд., перераб. и доп. Т.3: Синтез регуляторов систем автоматического управления / Под ред. К.А. Пупкова и Н.Д. Егупова. – М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2004. – 616 с.

## **ДОДАТКИ**

## Тексти програм в середовищі Matlab

```
fitness.m
```

```
function [os, tpp] = fitness (Ks, Kb, Vt)
```

```
b1 = 5.6;
```

```
b2 = 1.9;
```

```
a1 = 0.645;
```

```
a2 = 13.6;
```

```
G = tf([b1 b2], [1 a1 a2 0]);
```

```
sys1 = feedback (G, 1);
```

```
Ks = abs(Ks);
```

```
reg = pid (Ks (1), Ks (2), Ks (3), Ks (4));
```

```
R = tf (Kb * Ve, [1 Kb 0]);
```

```
sys22 = series (reg, sys1);
```

```
sys2 = series (sys22, R);
```

```
sys3 = feedback (sys2,1);
```

```
S = stepinfo (sys3, 'RiseTimeLimits', [0.05, 0.95]);
```

```
os = S. Overshoot;
```

```
tpp = S. SettlingTime;
```

```
if isnan(os)
```

```
os = 1e+7;
```

```
end
```

```
if isnan(tpp)
```

```
tpp = 1e+7;
```

```
end
```

```
end
```

```
gapidtune.m
```

```
clc;
```

```
b1 = 5.6; b2 = 1.9; a1 = 0.645; a2 = 13.6;
```

```
spread = 100;
```



```

count = sqrt (spread);
%% Створення популяції
Загальнапопуляція = серо (25, 4);
G = tf([b1 b2], [1 a1 a2 0]);
sys3 = feedback (G, 1);
k = 0;
for Vt = linspace (22.5, 37.5, count)
для Kb = linspace (0.255, 0.425, count)
k = k + 1;
R = tf ([Kb * Vt], [1 Kb 0]);
sys = series (sys3, R);
K = pidtune (sys, 'pidf');
(k,:) = [K. Kp K. Ki K. Kd K. Tf];
end
end
%% Налаштування
C = cell (count);
k1 = 0; k2 = 0;
gaopts = gaoptimset ('Display', 'iter', 'Generations', 15, 'CreationFcn',...
@gacreationlinearfeasible, 'PopulationSize', 100, 'InitialPopulation', ...
InitialPopulation, 'UseParallel', 'always');
R = 0;
for Vt = linspace (22.5, 37.5, count)
k1 = k1 + 1;
для Kb = linspace (0.255,0.425, count)
R = R+1;
k2 = k2 + 1;
fit_fun = @(x) fitness (x, Kb, Vt);
C {k1, k2} = gamultiobj (fit_fun, 4, eye(4) * (-1), zeros (4, 1), [], [], [], [],
gaopts);

```

```

end
k2 = 0;
end
neur_new2.m
%Вхід
P = [];
for k1 = linspace (22.5, 37.5, 10)
for k2 = linspace (0. 255,0. 425,10)
P = [P; k1 k2];
end
end
%P = P';
T = [];
for m = 1:10
for n = 1:10
T = [T; C {m, n} (1,:)];
end
end
%Вихід
% T = T ';
%%
net=newff (P', T', 16, {'tansig'});
net.layers{2}.transferFcn = 'logsig';
net. SampleTime=0.01;
net.trainParam.max_fail = 1000;
net = train (net, P ', T');
simsc.m
%%
G = tf([b1 b2], [1 a1 a2 0]);
sys1 = feedback (G, 1);

```

```

N = 50;
Per = zeros(N);
PP = zeros (N);
Kb1 = linspace (0.255,0.425, N);
Vt1 = linspace (22.5, 37.5, N);
%matlabpool 4
tic
for s = 1: N
for k = 1: N
Ks = sim (net, [Vt1 (s); Kb1 (k)]);
reg = pid (Ks (1), Ks (2), Ks (3), Ks (4));
R = tf ([Kb1 (k) * Vt1 (s)], [1 Kb1 (k) 0]);
sys22 = series (reg, sys1);
sys2 = series (sys22, R);
sys3 = feedback (sys2,1);
S = stepinfo (sys3, 'RiseTimeLimits', [0.05, 0.95]);
Per (s, k) = S. Overshoot;
PP(s, k) = S. SettlingTime;
end
end
toc
%%
Ks = sim (net, [22.8; 0.258]);
reg = pid (Ks (1), Ks (2), Ks (3), Ks (4));
R = tf ([Kb * Ve], [1 Kb 0]);
sys22 = series (reg, sys1);
sys2 = series (sys22, R);
sys3 = feedback (sys2,1);
figure(3)
step(sys3)

```

```
%%  
%matlabpool close  
%%  
[Kb1, Vt1] = meshgrid (Kb1, Vt1);  
figure(1)  
surf (Kb1, Vt1, Per)  
%light ('pos', [0.5 -0.9 15])  
shading interp  
lighting phong  
colormap summer  
xlabel ('коефіцієнт, Kb')  
ylabel ('Значення Vt')  
zlabel ('Перерегулювання, %')  
%%  
figure(2)  
surf (Kb1, Ve1, PP)  
shading interp  
lighting phong  
colormap summer  
xlabel ('коефіцієнт, Kb')  
ylabel ('Значення Vt')  
zlabel ('Час перехідного процесу, с')
```

УДК 627.722.6

**С.Р. Пискальний, Б.В. Сарняк, І.Ю. Дедів, к.т.н., доцент**

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

**ЗАДАЧА УЩІЛЬНЕННЯ НЕСТАЦІОНАРНИХ СИГНАЛІВ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ТЕЛЕКОМУНІКАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

**S.R. Pyskalnyi, B.V. Sarniak, I.Yu. Dediv, Ph.D., Assoc. Prof.**

**THE PROBLEM OF COMPRESSING NON-STATIONARY SIGNALS TO INCREASE THE EFFICIENCY OF TELECOMMUNICATION SYSTEMS**

В останні роки поряд з інтенсивним розвитком усіх засобів передачі інформації спостерігається стрімке зростання мереж бездротового зв'язку. У системах радіодоступу, як і в усіх системах радіозв'язку, гостро стоїть питання ефективного використання доступних ресурсів, зокрема виділеної смуги частот  $\Delta F$ , пропускної спроможності мережі, енергетичних, матеріальних та фінансових ресурсів. Всі ці ресурси взаємозалежні і визначаються технічними характеристиками обладнання систем радіодоступу. Найважливішу роль забезпечення ефективності доступних радіоресурсів грають методи їх розподілу між усіма абонентськими станціями, які входять у систему.

Основними способами розподілу радіоресурсу є частотний поділ, часовий поділ, кодовий поділ, просторовий поділ, поляризаційний поділ та поділ, що використовує їх комбінації. Ефективність методів поділу каналів оцінюють кількістю одночасно діючих абонентів та ступенем використання пропускної спроможності. Найпростішими вважаються одноканальні системи, однак більш поширеними є багатоканальні системи, в яких для організації великої кількості підканалів обміну даними застосовуються різні методи стиснення даних, від ефективності роботи яких в значній степені залежить ефективність функціонування усєї системи та її вартість. При цьому виконується стиснення або ущільнення даних від джерел інформації. Оптимальними вважаються алгоритми адаптивного часового та кодового ущільнення. Саме ці методи використовуються в системах безпроводного зв'язку.

Система багатоканальної передачі з ортогональними і лінійно-незалежними сигналами потребують для нормальної роботи тієї чи іншої синхронізації: точного збігу спектра сигналу зі смугою пропускання при частотному розділенні каналів, точного збігу часових інтервалів передачі сигналів окремих каналів при часовому розділенні каналів тощо. За своїми властивостями майже ортогональні сигнали наближаються до білого шуму, тому часто називають шумоподібними: їх кореляційні функції і спектральні щільності потужності близькі до аналогічних характеристик квазібілого шуму. Найбільш поширеним прикладом технічної реалізації майже ортогональних шумоподібних сигналів можуть бути певним чином сформовані псевдовипадкові послідовності дискретних, зокрема, двійкових радіоімпульсів.

В дослідженні розглядається задача аналізу принципів технічної реалізації та ефективності часового ущільнення нестационарних джерел, принципів технічної реалізації та ефективності кодового ущільнення нестационарних джерел а також аналіз ефективності кодового ущільнення нестационарних джерел.

**Література**

1. Григорьев В.А., Лагутенко О.И., Распаев Ю.А. Сети и системы радиодоступа. - М.: Эко-Трендз, 2005. -384 с.

2. Варакин Л.Е., Шинаков Ю.С. CDMA: прошлое, настоящее, будущее. - М.: Международная академия связи, 2003. — 601 с.