

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
Національний університет «Запорізька політехніка»

Факультет інформаційної безпеки та електронних комунікацій  
(повне найменування факультету)

Кафедра інформаційної безпеки та наноелектроніки  
(повне найменування кафедри)

## Пояснювальна записка

до дипломного проекту (роботи)

магістр

(ступінь вищої освіти)

на тему: ”Дослідження тенденцій розвитку інтелектуальних вимірювальних систем та їх розробка на основі теорії нечітких множин”

(назва теми)

Виконала: студентка II курсу, групи БК-313м

Спеціальності 176 Мікро- та наносистемна  
техніка

(код і найменування спеціальності)

Освітня програма (спеціалізація)

Мікро- та наноелектронні прилади і пристрої

ЮРЧЕНКО П.Ю.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

Керівник НАГОРНА Н.М.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

Рецензент КУРБАЦЬКИЙ В.П.

(ПРІЗВИЩЕ та ініціали)

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
Національний університет «Запорізька політехніка»

Факультет інформаційної безпеки та електронних комунікацій  
Кафедра інформаційної безпеки та наноелектроніки  
Ступінь вищої освіти Магістр  
Спеціальність 176 Мікро- та наносистемна техніка  
(код і найменування)  
Освітня програма (спеціалізація) «Мікро- та наноелектронні прилади і пристрої»  
(назва освітньої програми (спеціалізації))

**ЗАТВЕРДЖУЮ**

Завідувач кафедри \_\_\_\_\_  
\_\_\_\_\_ Андрій Коротун  
« \_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 року

**З А В Д А Н Н Я**

**НА ДИПЛОМНИЙ ПРОЄКТ (РОБОТУ) СТУДЕНТКИ**

ЮРЧЕНКО Поліні Юріївні

(ПРИЗВИЩЕ, ім'я, по батькові)

1. Тема проєкту (роботи) ”Дослідження тенденцій розвитку інтелектуальних вимірювальних систем та їх розробка на основі теорії нечітких множин”

”Study of trends in the development of intelligent measurement systems and their development based on the theory of fuzzy sets”

керівник проєкту (роботи) НАГОРНА Ніна Миколаївна

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

затверджені наказом закладу вищої освіти від « 5 » грудня 2024 року № 507

2. Строк подання студентом проєкту (роботи) 11 грудня 2024 р.

3. Вихідні дані до проєкту (роботи) Дослідження роботи інтелектуальної вимірювальної системи для автоматичного контролю температури та вологості. Шум у вимірювальних каналах моделюється як білий шум із нормальним розподілом потужності. Для аналізу та обробки спотворених шумами даних використовуються алгоритми, засновані на гібридній нейронно-нечіткій мережі.

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити) \_\_\_\_\_

Розділ 1 Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи на базі новітніх технологій. Розділ 2 Дослідження і розробка системи адаптивного регулювання температури і вологості з контролем та ідентифікацією параметрів системи керування об'єктом. Розділ 3 Алгоритм і програма апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом. Розділ 4 Управління процесом руху мобільного робота на основі апарату нечітких множин.

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

Презентація виконаної роботи (12 слайдів)

## 6. Консультанти розділів проєкту (роботи)

Розділ	ПРИЗВИЩЕ, ініціали та посада Консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	прийняв виконане завдання
1-5	НАГОРНА Н. М., старш. викл. каф. ІБтаН	08.11.24	16.12.24
Нормо- контроль	КОРОЛЬКОВ Р.Ю., доцент каф. ІБтаН	08.11.24	16.12.24

7. Дата видачі завдання « 08 » листопада 2024 року.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів дипломного проєкту (роботи)	Строк виконання етапів проєкту (роботи)	Примітка
1	Огляд літературних джерел та ознайомлення зі статтями за заданою тематикою.	08.11.24 – 10.11.24	Виконано
2	Аналіз сучасних тенденцій розвитку інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем.	11.11.24 – 14.11.24	Виконано
3	Розробка структури вимірювальної системи з автоматичним контролем та адаптивним регулюванням температури і вологості.	15.11.24 – 20.11.24	Виконано
4	Вибір та обґрунтування параметрів датчиків температури і вологості.	21.11.24 – 25.11.24	Виконано
5	Розробка алгоритму обробки даних, спотворених шумами, із використанням гібридної нейронно-нечіткої мережі.	26.11.24 – 01.12.24	Виконано
6	Побудова моделі системи в середовищі MATLAB/Simulink, тестування розроблених алгоритмів та моделі системи.	02.12.24 – 08.12.24	Виконано
7	Оформлення пояснювальної записки, підготовка графічної частини та презентації.	09.12.24 – 11.12.24	Виконано

Студентка

Поліна ЮРЧЕНКО

( підпис )

(Ім'я ПРИЗВИЩЕ)

Керівник проєкту (роботи)

Ніна НАГОРНА

( підпис )

(Ім'я ПРИЗВИЩЕ)

## АНОТАЦІЯ

Пояснювальна записка до магістерської роботи: 80 стор., 37 рис., 6 табл., 4 дод., 24 джерела.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА СИСТЕМА, НЕЙРОННА МЕРЕЖА, ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ, ТЕОРІЯ НЕЧІТКИХ МНОЖИН, НЕЧІТКА ЛОГІКА

Об'єкт дослідження: інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи з адаптивним регулюванням параметрів у складних і динамічних середовищах. У роботі розглядаються тенденції розвитку ПВС, їх класифікація, особливості та основні підходи до розробки. Особлива увага приділяється використанню теорії нечітких множин як основи для побудови адаптивних і самонавчальних систем керування.

Мета роботи: дослідження тенденцій розвитку інтелектуальних вимірювальних систем та розробка системи з використанням теорії нечітких множин.

У першому розділі описуються теоретичні основи інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем, зокрема їх класифікація, принципи роботи та особливості адаптивних і самонавчальних систем. Також наведено огляд сучасних технологій, таких як нейронні мережі, нечітка логіка та системи, засновані на прецедентах.

Другий розділ присвячений розробці вимірювальної системи з автоматичним контролем та динамічною ідентифікацією параметрів об'єкта. У цьому розділі представлено вибір структури системи, а також обґрунтування використання датчиків температури та вологості для адаптивного регулювання.

Третій розділ охоплює створення алгоритму апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом. Розглядаються переваги застосування гібридних нейрон-нечітких мереж для обробки даних і основні кроки розробленого алгоритму.

Четвертий розділ присвячено застосуванню теорії нечітких множин для управління рухом мобільного робота. У ньому представлено розрахунок параметрів роботи системи та аналіз використання нечіткої логіки для управління об'єктами робототехніки.

Представлені результати можуть бути використані для створення високоефективних вимірювальних систем та систем автоматичного керування, здатних працювати в умовах невизначеності, і знайдуть застосування у промисловості, медицині, екології та робототехніці.

Результати роботи апробовано і опубліковано у збірнику тез доповідей щорічної науково-практичної конференції серед студентів, викладачів, науковців, молодих учених і аспірантів, Запоріжжя, 15–19 квітня 2024 р.

Дана робота є продовженням бакалаврської кваліфікаційної роботи на тему: "Розробка інтелектуальної вимірювальної системи з використанням апарату нечіткої логіки".

## ЗМІСТ

	С.
Вступ.....	8
1 Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи на базі новітніх технологій.....	10
1.1 Особливості, області застосування та класифікація інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем.....	10
1.1.1 Поняття інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи	10
1.1.2 Класифікація інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем.....	12
1.1.3 Адаптивні системи.....	13
1.1.3.1 Визначення адаптивних систем.....	13
1.1.3.2 Компонентні технології.....	13
1.1.3.3 CALS-технології.....	14
1.1.4 Експертні системи.....	15
1.1.5 Інформаційно-вимірювальні системи з інтелектуальним інтерфейсом.....	19
1.1.6 Самонавчальні системи.....	20
1.1.6.1 Системи на технологіях нечіткої логіки та нейронних мереж	20
1.1.6.2 Індуктивні системи.....	23
1.1.6.3 Системи, засновані на прецедентах.....	24
1.1.6.4 Інформаційні сховища.....	25
1.2 Тенденції розвитку промислових інформаційно-вимірювальних систем.....	25
2 Дослідження і розробка системи адаптивного регулювання температури і вологості з контролем та ідентифікацією параметрів системи керування об'єктом.....	29
2.1 Структура вимірювальної системи.....	29

2.2	Вибір типу датчика температури.....	30
2.3	Вибір типу датчика вологості.....	34
3	Алгоритм і програма апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом.....	40
3.1	Постановка задачі.....	40
3.2	Гібридні мережі, їх переваги.....	41
3.3	Принцип роботи алгоритму та програми апроксимації вимірюваних даних, спотворених шумом.....	42
3.4	Етапи алгоритму «Апроксимація вимірюваних даних, спотворених шумом».....	42
3.5	Результати роботи програми апроксимації вимірюваних даних, спотворених шумом.....	44
4	Управління процесом руху мобільного робота на основі апарату нечітких множин.....	46
4.1	Тенденції розвитку вимірювальних систем у робототехніці.....	46
4.2	Апарат нечітких множин як основа програм управління об'єктами	48
4.3	Розрахунок параметрів мобільного робота на базі нечіткої логіки	54
	Висновки.....	62
	Перелік джерел посилання.....	64
	Додаток А Програма «Апроксимація вимірювальних даних, спотворених шумом».....	67
	Додаток Б Результати аналізу за програмою апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом.....	70
	Додаток В Програми отримання графіків функцій приналежності у системі MATLAB.....	76
	Додаток Г Програма розрахунку центру тяжкості в системі Маткад.....	78

## ВСТУП

Сучасний прогрес науки й техніки створює потребу в постійному вдосконаленні вимірювальних систем, які відіграють ключову роль у забезпеченні високого рівня точності, адаптивності та автоматизації технологічних процесів. Зростання складності об'єктів управління та вимог до їх функціонування обумовлює необхідність інтеграції інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем (ІВС) у такі сфери, як промислове виробництво, медицина, робототехніка, екологічний моніторинг та інші. Такі системи відзначаються здатністю не лише фіксувати параметри, але й аналізувати великі обсяги даних, здійснювати прогнозування стану об'єктів управління та швидко адаптуватися до змін зовнішнього середовища.

Ключову роль у розвитку ІВС відіграють технології штучного інтелекту, серед яких можна виділити нейронні мережі, методи нечіткої логіки, адаптивні системи й підходи, засновані на використанні прецедентів. Ці технології дозволяють значно підвищити автономність і ефективність функціонування вимірювальних систем, а також роблять можливим їх застосування в умовах, де дані є неповними, суперечливими або спотвореними шумами.

Одним із найперспективніших підходів у цій сфері є використання теорії нечітких множин, яка надає ефективні інструменти для моделювання складних об'єктів і процесів у ситуаціях невизначеності. Цей підхід сприяє розширенню можливостей адаптивних систем керування, дозволяючи їм точніше реагувати на зовнішні зміни, оптимізувати процеси та забезпечувати стабільність роботи навіть у нестандартних умовах.

Отже, розробка інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем на основі теорії нечітких множин є важливим завданням, яке відповідає актуальним потребам сучасного суспільства та технологічного розвитку.

У даній роботі особливу увагу приділено аналізу тенденцій розвитку таких систем, їх практичному застосуванню та створенню нових рішень для підвищення їхньої функціональності.

# 1 ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНІ СИСТЕМИ НА БАЗІ НОВІТНІХ ТЕХНОЛОГІЙ

1.1 Особливості, області застосування та класифікація інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем

1.1.1 Поняття інтелектуальної інформаційно-вимірювальної системи

Інформаційно-вимірювальна система є багатоканальним та багатофункціональним пристроєм з сукупністю засобів вимірювань із спільним алгоритмом функціонування. До засобів вимірювань відносяться вимірювальні прилади, первинні та вторинні вимірювальні перетворювачі [1].

Призначення інформаційно-вимірювальної системи полягає у отриманні даних щодо станів об'єктів шляхом деяких перетворень множини фізичних величин. Об'єкти вимірювань можуть бути розподіленими у часі та у просторі. Передбачається, що інформаційно-вимірювальні системи забезпечують високі метрологічні та експлуатаційні характеристики.

Основним напрямом досліджень при розробці інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем є створення інтелектуальних технологій, пов'язаних з обробкою знань у системах, основою яких є моделі предметної галузі та база знань.

Створення інтелектуальних вимірювальних систем пов'язане з поданням вимірювальної інформації в аналоговій та цифровій формах при використанні таких понять, як дані та знання [2].

Дані необхідні для визначення властивостей і характеристик об'єктів, процесів, відомостей щодо предметної області дослідження, а також для відображення апріорної інформації.

Знання в базі знань формуються експертами та фахівцями в предметних галузях досліджень. Знаннями можуть бути закони, закономірності, апроксимуючі залежності, які або відомі апріорно, або отримані при

проведенні експериментів. Знання застосовуються в інтелектуальних вимірювальних системах для логічної обробки вимірної інформації.

Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи застосовуються в на різних підприємствах промисловості. Тому неможливо розробити універсальну інтелектуальну інформаційно-вимірювальну систему. У цьому разі створюються бази даних та знань в залежності від предметної області та на основі вимог користувача.

Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи повинні мати такі властивості, як: здатність до самонавчання, адаптивність, комунікативну здатність, можливість вирішення погано формалізованих завдань. Вказані властивості є ознакою інтелектуальності [3].

Також інформаційно-вимірювальна система вважається інтелектуальною, якщо виконується її автоматизація, існує апаратна та програмна надмірність вимірювальних засобів, до складу входять експертні системи, а інтелектуальний інтерфейс дає можливість використання інтерактивного режиму роботи.

Розробка інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем пов'язана з комп'ютеризацією під час проведення вимірювань, розширенням функцій та можливостей вимірювальних систем, застосуванням методів штучного інтелекту, створенням нових принципів їхнього функціонування. Інтелектуальні вимірювальні системи містять основні технічні характеристики та параметри вимірювальних систем, проте відрізняються технічною базою їх реалізації – це мікропроцесорна та обчислювальна техніка, а також відрізняються видами баз знань для виконання інтелектуальних процедур при прийнятті рішень [4, 5].

### 1.1.2 Класифікація інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем

Інтелектуальні інформаційно-вимірювальні системи виконують численні функції залежно від запитів користувача та предметної сфери використання. Функціональні призначення інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем відображено у класифікації вказаних систем, яка показана на рис. 1.1.

В основу приведеної класифікації покладені інтелектуальні функції, що виконуються інформаційно-вимірювальними системами.

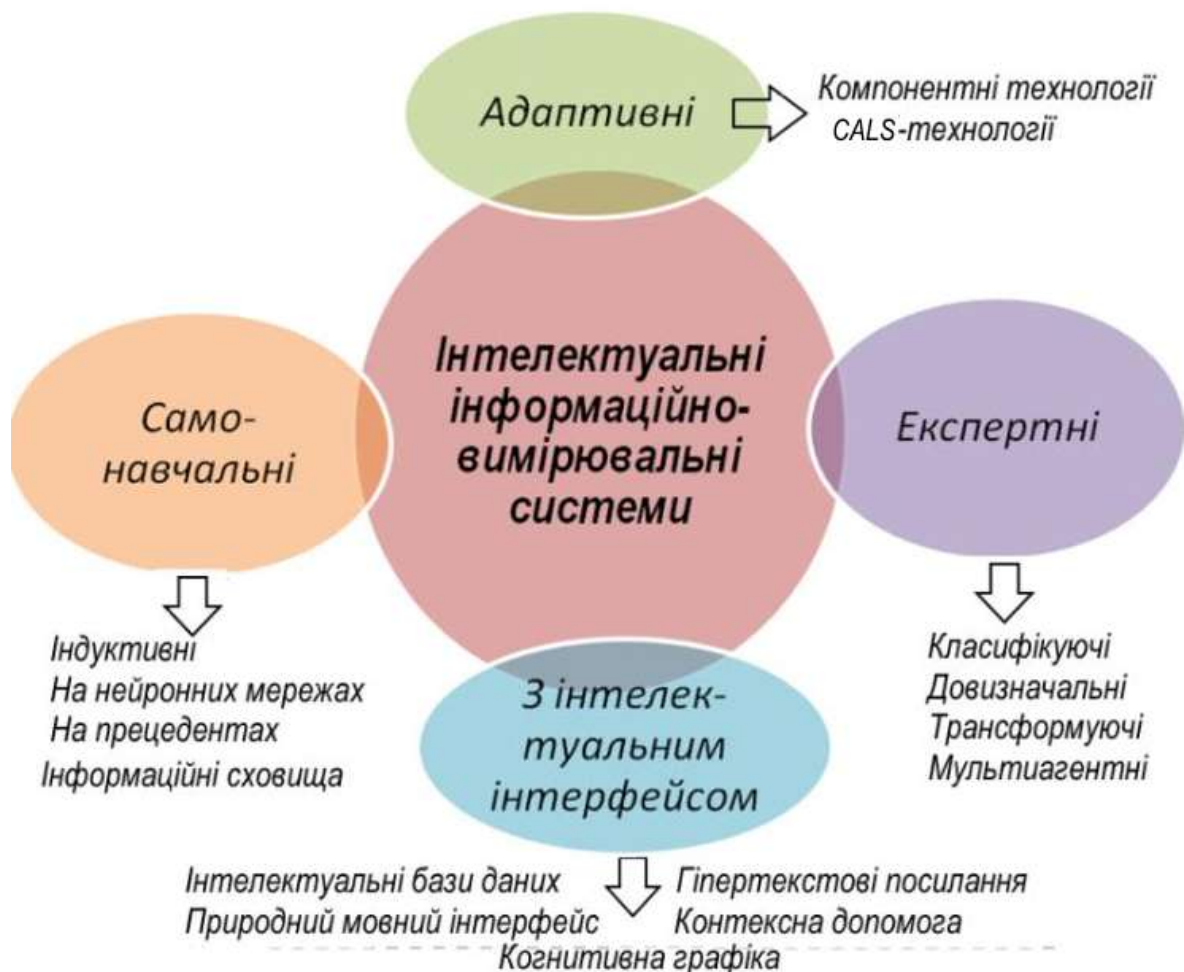


Рисунок 1.1 – Класифікація інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем

### 1.1.3 Адаптивні системи.

#### 1.1.3.1 Визначення адаптивних систем

Адаптивні системи здатні до свого розвитку у відповідності з об'єктивними змінами у області знань.

Це необхідно у разі, коли характеристики реальних зовнішніх впливів суттєво відрізняються від прийнятих при розрахунку системи внаслідок неповної апріорної інформації про ці дії.

Ефект адаптивності до змін умов зовнішнього середовища і властивостей об'єктів керування в адаптивних системах досягається за рахунок того, що частина функцій з одержання, обробки, аналізу інформації щодо процесів у системі здійснюється не на попередній стадії, а самою системою в процесі роботи. Це сприяє повнішому використанню поточної робочої інформації [6].

Наприклад, система автоматичного керування буде адаптивною, якщо в ній поточна інформація використовується на формування керуючого впливу, але при цьому можуть змінюватися і алгоритми керування.

В адаптивних системах широко використовуються компонентні та CALS-технології.

#### 1.1.3.2 Компонентні технології

У процесі розробки адаптивних систем використовуються компонентні технології.

Компонент - це програмний модуль, що реалізує чітко визначені сервісні функції і комунікаційні протоколи (інтерфейси) взаємодії з іншими

компонентами. Параметри компонентів налаштовуються відповідно вимог програми.

1. Подальшим розвитком компонентних технологій є платформа компонентно-орієнтованого програмування [7]. Програми, побудовані за цією технологією, не є автономними програмами. Вони є набором компонентно-орієнтованих взаємно-пов'язаних моделей (СОМ – Component Object Model). Кожний компонент має унікальний ідентифікатор. Він може використовуватися багатьма програмами одночасно. Взаємодія відбувається через СОМ-інтерфейси, які представляють собою набори абстрактних функцій для роботи з компонентами.

### 1.1.3.3 CALS-технології

CALS-технології (CALS – Continuous Acquisition and Lifecycle Support), що впроваджені на підприємствах, використовують інформаційні моделі виробів та моделі виробничого середовища підприємств. При CALS-технологіях інформація коректно інтерпретується та спільно використовується на основі комп'ютерних мереж та застосованих стандартних форматів даних. CALS-технології дозволяють обмінюватися інформацією на усіх етапах життєвого циклу виробів [8].

CALS-технології дозволяють суттєво скоротити об'єми проектних робіт, тому що описи багатьох складових частин обладнання, машин і систем зберігаються в уніфікованих форматах даних мережевих серверів, які доступні будь-якому користувачу технологій CALS [9].

Загальна модель CALS-технології, впровадженої на підприємстві, показана на рис.1.2.



Рисунок 1.2 - Загальна модель CALS-технології

#### 1.1.4 Експертні системи

Експертні системи, що входять до складу інформаційно-вимірювальних систем, мають відповідне інформаційне забезпечення, що складається з нормативно-довідкової інформації, відомостей про відомі проєктні рішення [10].

Дане інформаційне забезпечення експертних систем може застосовуватись у системах автоматизованого проєктування інформаційно-вимірювальних систем, що дозволить виконати реалізацію складно формалізованих методів синтезу вимірювальних систем, а також аналіз та

параметричну оптимізацію інформаційно-вимірювальних систем. Розробка різних видів вимірювальної апаратури, інтелектуальних датчиків, розв'язання задач теорії вимірювань та метрологічне забезпечення вимірювальних засобів здійснюється з використанням експертних систем.

Експертна система (ЕС) вирішує задачі з поганою формалізацією, без відомого алгоритму рішення. Структура експертної системи представлена на рис. 1.3.

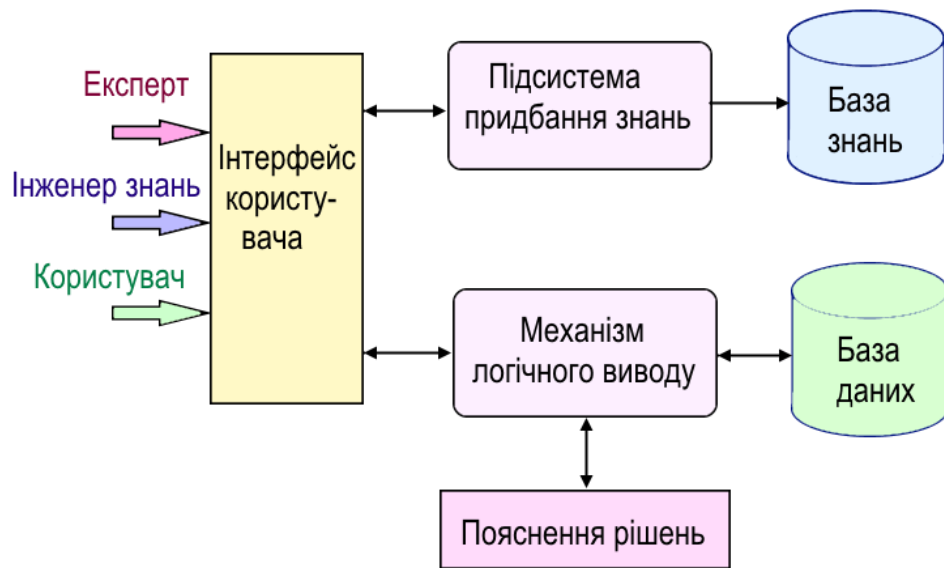


Рисунок 1.3 - Структура експертної системи

Експертна група інженерії знань складається з експертів у предметній галузі та інженерів знань. Користувач, якому потрібна консультація ЕС, виконує діалоговий сеанс роботи з нею, у процесі якої вона вирішує деяке експертне завдання. Діалог з ЕС здійснюється через діалоговий процесор – спеціальну компоненту ЕС.

Інтерфейс користувача – це система програмних та апаратних засобів, що мають гнучку структуру, яка забезпечує можливість адаптації у широкому спектрі інтересів кінцевих користувачів.

Підсистема придбання знань призначена для додавання до бази знань нових правил та модифікації наявних. У її завдання входить приведення

правила до виду, що дозволяє підсистемі виводу застосовувати це правило у процесі роботи.

База знань призначена для зберігання довгострокових знань, які описують предметну область, що розглядаються, та правил, які описують доцільні перетворення знань цієї галузі [11].

База даних (робоча пам'ять) призначена для зберігання вхідних і проміжних даних задачі, що вирішується в даний момент.

Підсистема логічного висновку використовує інформацію з бази знань (БЗ), генерує рекомендації щодо вирішення завдання. БЗ складається з фактів та правил (якщо <посилання> то <висновок>). Якщо ЕС визначає, що посилання правильне, правило визнається придатним для даної консультації і воно запускається у дію.

Пояснювальний компонент ЕС пояснює, як система одержала розв'язання задачі (або чому вона не одержала рішення) і які знання вона при цьому використовувала, що полегшує експерту тестування та підвищує довіру користувача до отриманого результату.

Розглянемо основні класи експертних систем:

- 1) класифікуючі ЕС вирішують завдання розпізнавання ситуацій. Основним методом формування рішень у таких системах є дедуктивний логічний висновок;
- 2) довизначальні ЕС використовуються для вирішення завдань з не повністю визначеними даними та знаннями. У таких ЕС виникають завдання інтерпретації нечітких знань та вибору альтернативних напрямків пошуку у просторі можливих рішень. У якості методів обробки невизначених знань можуть використовуватися байесовський ймовірнісний підхід, коефіцієнти впевненості, нечітка логіка;
- 3) трансформуючі ЕС відносяться до синтезуючих динамічних експертних систем, в яких передбачається повторюване перетворення знань у процесі вирішення завдань. В ЕС даного класу використовуються різні способи обробки знань:

- генерація та перевірка гіпотез;
- логіка припущень і умовчань (коли за неповними даними формуються уявлення про об'єкти певного класу, які згодом адаптуються до конкретних умов ситуацій, що змінюються);
- використання метазнань (більш загальних закономірностей) для усунення невизначеностей у ситуаціях;

4) мультиагентні системи - це динамічні ЕС, засновані на інтеграції кількох різнорідних джерел знань. Ці джерела обмінюються між собою одержуваними результатами під час вирішення завдань [12]. Системи цього класу мають такі можливості:

- реалізація альтернативних міркувань на основі використання різних джерел знань та механізму усунення протиріч;
- розподілене вирішення проблем, що розбиваються під конкретні завдання на паралельні з самостійними джерелами знань;
- застосування різних стратегій виведення висновків залежно від типу вирішуваної проблеми;
- обробка великих масивів інформації з баз даних;
- використання математичних моделей та зовнішніх процедур для імітації розвитку ситуацій.

Графічне представлення рівнів ієрархії у мультиагентній системі показано на рис. 1.4.

### 1.1.5 Інформаційно-вимірювальні системи з інтелектуальним інтерфейсом

Промислові інформаційні системи, які використовують методи штучного інтелекту, вирізняються трудомісткістю проєктування та експлуатації.

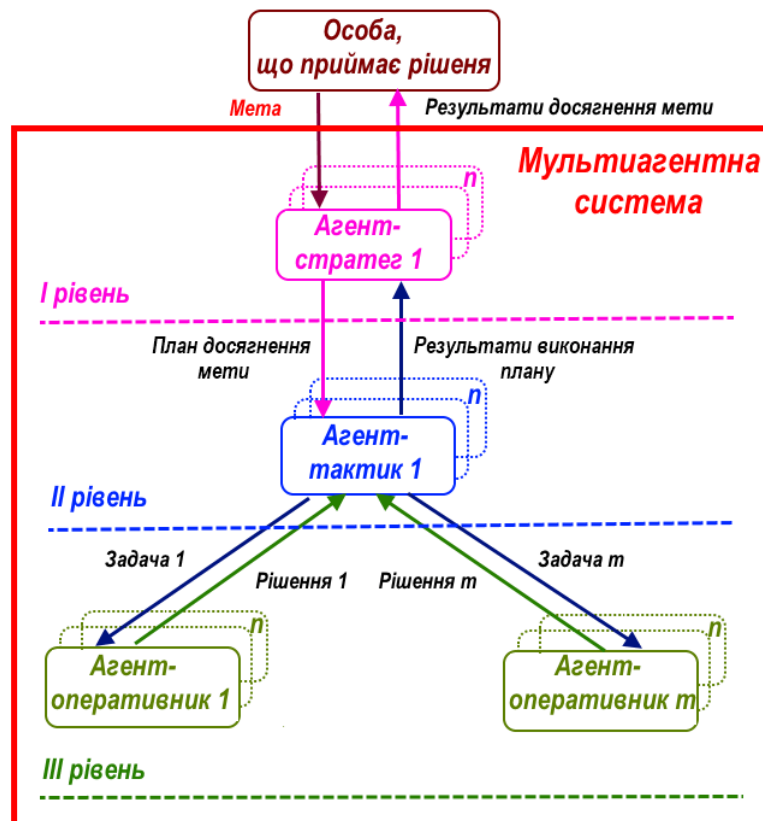


Рисунок 1.4 – Графічне представлення рівнів ієрархії у мультиагентній системі

У вказаних системах застосовуються інтелектуальні інтерфейси, у яких при взаємодії користувача із системою використовується природна мова.

Інтелектуальний інтерфейс характеризується значними лінгвістичними компетенціями, проте функціональна взаємодія користувачів при цьому обмежена. Використані в системі формальні мови для реалізації алгоритму функціонування системи, формування та подання знань, а також висновків,

що скрутні для розуміння користувачами. Застосування природної мови для введення та корекції різних видів інформаційних забезпечень, верифікації та розробки нових процедур у системі при реалізації основних функцій інформаційної системи, безумовно, зрозуміле користувачам.

Крім того, без залучення професійного програміста можна виконувати корекцію реалізованих процедур у системі та поповнення бази знань.

Інтелектуальний інтерфейс дозволяє використовувати когнітивну графіку, тобто створювати образи-картини відповідно образному мисленню та візуалізувати знання, яким ще не підібрані описи у вигляді текстів [13].

Образне подання умов задачі допомагає швидко побачити рішення задачі або отримати підказку для отримання рішення.

### 1.1.6 Самонавчальні системи

#### 1.1.6.1 Системи на технологіях нечіткої логіки та нейронних мереж

Самонавчальні системи реалізують процес навчання, при якому поступово накопичується, запам'ятовується і аналізується інформація щодо поведінки системи.

Системи з самонавчанням базуються на інтелектуальних методах, таких як нечітка логіка та нейронні мережі.

Вимірювальні системи, які використовують нечітку логіку, називаються системами з урахуванням «м'яких обчислень». "М'які обчислення" є сукупністю обчислювальних методологій, основними компонентами яких є нечітка логіка, нейронні мережі, генетичні алгоритми та ймовірнісні обчислення.

Для деяких додатків, наприклад, у вимірювальних діагностичних системах для кожного набору контрольованих параметрів необхідно задати

продукційне правило. Якщо будь-який параметр може прийняти одне з  $m$  можливих значень, то кількість продукційних правил дорівнюватиме  $N = m^n$ , тобто їх може бути дуже багато. Тому не завжди доцільно використовувати «м'які обчислення».

Для успішного застосування нечіткої логіки її бажано розглядати разом із нейронними системами. Одна з особливостей нейронних мереж – це здатність до навчання та узагальнення накопичувальних знань. Нейронна мережа має риси штучного інтелекту. Натренована на обмеженій множині даних, мережа здатна узагальнювати отриману інформацію і показувати хороші результати даних, які використовувалися у процесі навчання.

Штучні нейронні мережі також використовуються як підсистеми вибірки та прийняття рішень, яка передає вимірювальну інформацію іншим підсистемам (наприклад, автоматизованій системі керування технологічним процесом) з іншою методологічною основою побудови.

Характерна особливість нейронних мереж полягає також у можливості її фізичної реалізації на мікросхемах надвеликого ступеня інтеграції. У цьому разі нечіткі нейронні мережі можуть паралельно обробляти вимірювальну інформацію в реальному масштабі часу всіма нейронами, що дуже важливо за великої кількості зв'язків між нейронами.

У задачах діагностування та прогнозування нечітка нейронна мережа є універсальним апроксиматором нелінійних функцій від кількох змінних:

$$Y = F(X),$$

де  $\{X(t)\} = \{X_1(t), X_2(t), X_3(t), \dots, X_n(t)\}$  – вектори вхідної інформації (поточні виміряні значення параметрів об'єкта вимірювання);

$Y$  – векторна функція кількох змінних.

Постановка багатьох задач діагностування та прогнозування технічного стану об'єкта може бути зведена до визначення апроксимаційної залежності.

Оскільки самонавчання нейронних систем швидке, то з'являється можливість налаштування вимірювальної системи під зміни параметрів задачі, що вирішується, в режимі реального часу.

Вказана властивість дозволяє створити модель будь-якого перетворення даних навіть у разі неможливості опису перетворення функціональною залежністю [14].

Розглянемо спосіб моделювання нелінійних вимірювальних перетворювачів, в якому як модель використана штучна нейронна мережа. На рис. 1.5 представлена структурна схема ідентифікації нелінійної функції перетворення. На вхід об'єкта ідентифікації та нейронної мережі подається вхідний сигнал  $x(t)$ . Вихідний сигнал нейронної мережі  $\hat{y}(t)$  порівнюється з вихідним сигналом нелінійного вимірювального перетворювача  $y(t)$ .

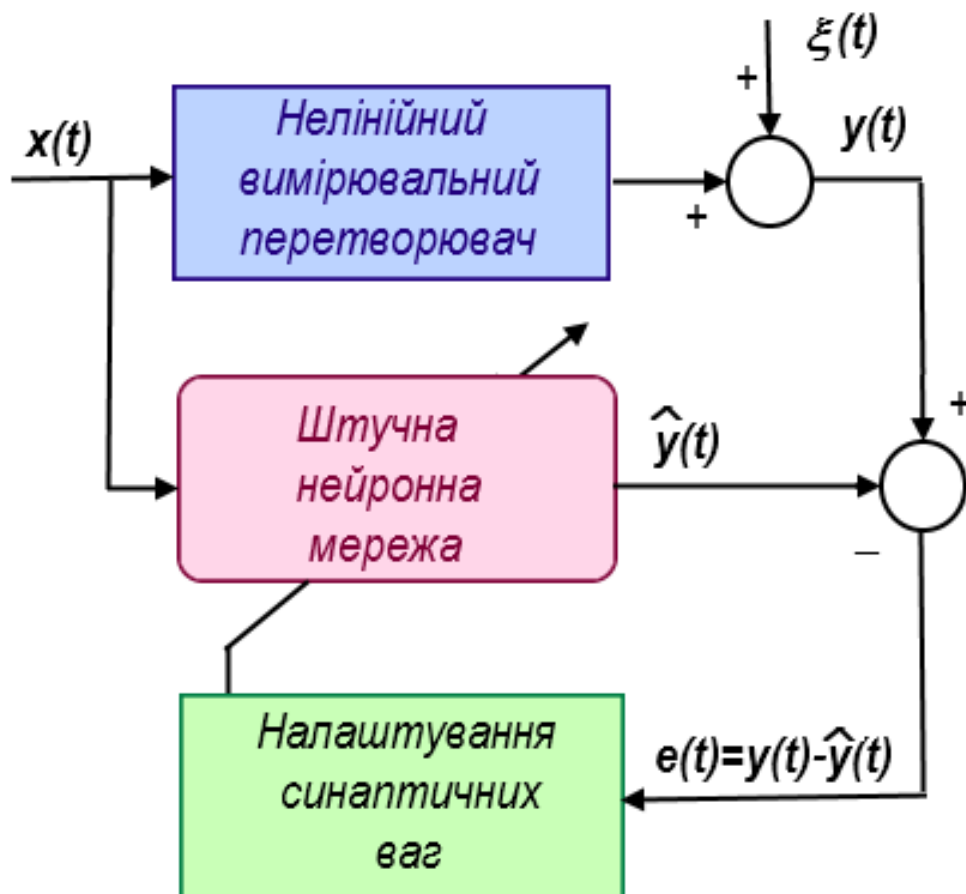


Рисунок 1.5 – Структурна схема ідентифікації нелінійної функції перетворення

На вихідний сигнал вимірювального перетворювача накладається адитивна випадкова завада  $\zeta(t)$ , що описує вплив внутрішніх та зовнішніх збурень. При порівнянні двох сигналів  $y(t)$  і  $\hat{y}(t)$  виробляється сигнал помилки ідентифікації  $e(t) = y(t) - \hat{y}(t)$ , який використовується для налаштування синаптичних вагових коефіцієнтів нейронної мережі так, щоб вихідний сигнал моделі  $\hat{y}(t)$  був найкращим наближенням вихідного сигналу об'єкта  $y(t)$ . Завдання ідентифікації полягає у навчанні нейронної мережі з метою забезпечення мінімуму функціоналу:

$$J(t) = \frac{1}{2} e^2(t) = \frac{1}{2} (y(t) - \hat{y}(t))^2.$$

#### 1.1.6.2 Індуктивні системи

В індуктивних системах узагальнюються вже відомі рішення задач на основі принципу індукції: «від часткового до загального». Процедура узагальнення зводиться до класифікації рішення задач за значимими ознаками.

Розглянемо алгоритм класифікації рішень задач:

Крок 1. Вибір класифікаційної ознаки із заданої множини ознак.

Крок 2. Розбиття множини рішень задач на підмножини за значенням вибраної ознаки.

Крок 3. Перевірка приналежності кожної підмножини рішень задач одному з класів.

Крок 4. Перевірка закінчення процесу класифікації. Якщо якась підмножина рішень задач належить одному підкласу, тобто у всіх рішень задач цієї підмножини співпадає значення класифікаційної ознаки, то процес класифікації закінчується.

Крок 5. Для підмножин рішень задач з неспівпадаючими значеннями класифікаційних ознак процес розпізнавання продовжується (при переході до кроку 1). По закінченню процесу розпізнавання кожна підмножина рішень задач стає множиною, що класифікована.

### 1.1.6.3 Системи, засновані на прецедентах

У системах, заснованих на прецедентах, основу знань складають самі ситуації чи прецеденти.

Розглянемо алгоритм пошуку рішення задачі.

Крок 1. Отримується інформація щодо заданої задачі.

Крок 2. Зіставляється отримана інформація зі значеннями ознак прецедентів, які зберігаються у базі знань.

Крок 3. Вибирається прецедент з бази знань, найбільш близький до заданої задачі.

Крок 4. Вибраний прецедент адаптується до заданої задачі.

Крок 5. Перевіряється коректність одержаного рішення.

Крок 6. Заноситься детальна інформацію про отримане рішення до бази знань, що дозволяє оновлювати і доповнювати базу знань.

Прецеденти описуються набором ознак; за цими ознаками будуються індекси швидкого пошуку. На відміну від індуктивних систем, в системах, що ґрунтуються на прецедентах, допускається нечіткий пошук з отриманням безлічі допустимих альтернатив. При цьому кожна альтернатива оцінюється деяким коефіцієнтом впевненості. Вибрані найбільш відповідні рішення адаптують з використанням спеціальних алгоритмів до реальних ситуацій. Отже, навчання системи полягає у запам'ятовуванні кожної нової опрацьованої ситуації з прийнятими рішеннями в базі прецедентів. Далі відбувається оновлення бази знань.

Застосування систем, заснованих на прецедентах, реалізується у системах поширення знань із розширеними можливостями, наприклад, у системах контекстної допомоги.

#### 1.1.6.4 Інформаційні сховища

Інформаційне сховище (Data Warehouse). - це незмінне, прив'язане до часу, предметно-орієнтоване зібрання даних підтримки процесу прийняття рішень.

Потреба у сховищах виникає при необхідності інтеграції тематичної інформації, яка використовується при прийнятті рішень [15].

Сховище даних зазвичай істотно відрізняється від звичайної реляційної бази даних. В ньому зберігається одержана значна інформація з оперативної бази даних. Сховище даних використовується при оперативному аналізі даних (реалізації OLAP-технології). Вилучення знань із баз даних у сховище даних здійснюється регулярно, наприклад, щотижня. Для ефективного виконання цього процесу використовуються спеціально розроблені методи. Найпоширенішими є методи Knowledge Discovery, Data Mining. Вказані методи засновані на використанні індуктивних методів побудови дерев рішень чи багатовимірних статистичних таблиць або на нейронних мережах.

### 1.2 Тенденції розвитку промислових інформаційно-вимірювальних систем

Використання інформаційно-вимірювальних систем з високим рівнем інтелектуальності на підприємствах дозволяє забезпечити користувачам

оперативне вирішення завдань при керуванні різними видами процесів підприємств, проведення діагностики та оцінку якості продукції, організацію технологічної підготовки виробництва.

В даний час на виробництвах стали впроваджуватися виробничі системи зі штучним інтелектом, функціонування яких здійснюється з використанням створеної бази знань для конкретної предметної галузі, які використовуються також у структурі автоматизованої системи управління виробництвом.

При проектуванні систем із застосуванням методів штучного інтелекту важливо створити архітектуру системи, алгоритм функціонування, правильно вибрати структурні компоненти для реалізації системи, розробити бази даних та знань та вибрати відповідний метод представлення знань.

Також необхідно розробити програмне забезпечення, вибрати інструментальні та технічні засоби розробки системи. Розроблену інтелектуальну систему необхідно випробувати на промисловому підприємстві в реальних умовах експлуатації, а також виконати аналіз результатів експериментальних досліджень інтелектуальної системи із застосуванням методів штучного інтелекту та визначити напрями подальшого розвитку системи.

На промислових підприємствах неодноразово проводяться вимірювання та контроль технологічних та інших параметрів одночасно за невизначених умов. За такої складної ситуації створенню інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем сприяє підвищення ефективності досліджень у технічних науках. Значну роль також відіграє удосконалення вимірювальних технологій.

Інтелектуальні вимірювальні системи містять моделі функціонування та вимірювання параметрів досліджуваних об'єктів, які враховують умови експлуатації систем, а також різні види необхідної інформації (робоча, допоміжна, проміжна).

Підвищення швидкодії та метрологічного рівня вимірювання у вимірювальних системах з використанням методів штучного інтелекту забезпечують адаптивні інтелектуальні алгоритми, що добре працюють при змінах умов роботи [16].

Переваги інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем у порівнянні з інформаційно-вимірювальними системами полягають у наступному:

- підвищення надійності при функціонуванні в умовах, заданих нечітко;
- забезпечення властивості універсальності системи в результаті застосування стандартних інтерфейсів для простого підключення до різних видів систем та обладнання;
- безвідмовна робота вимірювальної системи на основі використання оптимальних методів при визначенні параметрів та властивостей об'єктів дослідження;
- підвищення швидкодії при формуванні вихідних даних систем;
- забезпечення взаємозамінності в результаті застосування в інтелектуальних інформаційно-вимірювальних системах стандартних структурних компонентів, які можуть індивідуально програмуватися для реалізації необхідних функцій та алгоритмів.

Розглянемо три рівня інтелектуальності інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем.

Перший рівень інтелектуальності – це інтелектуалізовані вимірювальні системи. Вони виконані на основі мікропроцесорів, вимірюють різні фізичні величини, реалізують функції адаптації до дестабілізуючих факторів, дозволяють коригувати похибки вимірювань параметрів досліджуваних об'єктів, виконують функції самодіагностування та контролю. Крім того, в системах першого рівня виконується адаптація до типів вимірюваних фізичних величин, а також проводиться реконфігурування структури системи або програм без особи, що приймає рішення.

Другий рівень інтелектуальності – це мікропроцесорні системи, в яких визначаються та застосовуються адекватні аналітичні моделі вимірюваних залежностей, використовуються функції адаптації до вимірюваних величин, а результат вимірювань фізичних величин представляється у формі знань.

Третій рівень інтелектуальності представлений інтелектуальними вимірювально-обчислювальними комплексами, які виконують інтелектуальні процедури з функціями самонавчання. Інтелектуальні вимірювальні комплекси характеризуються наявністю у структурі багатofункціональних вимірювальних систем, а також систем, що планують поведінку на основі автоматичного перепрограмування. Вказані комплекси містять експертні системи з базами даних та знань, а також системи генерації зворотних зв'язків на об'єкт дослідження [17].

Наявність адаптивних алгоритмів виконання вимірювань у реальних умовах експлуатації інтелектуальної вимірювальної системи, застосування апріорної інформації під час проведення вимірювальних процесів є відмітними ознаками адаптивних інформаційно-вимірювальних систем. Адаптивність та інтелектуальність інформаційно-вимірювальної системи визначається також великим обсягом та способом організації пам'яті.

Реалізація методів штучного інтелекту в інформаційно-вимірювальних системах дозволяє реалізувати адаптивні властивості систем, коригувати алгоритми функціонування на основі апріорної та поточної інформації.

Метрологічне забезпечення грає важливу роль при проектуванні інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем тому, що у проектах повинні враховуватися метрологічні особливості процесів вимірювання.

## 2 ДОСЛІДЖЕННЯ І РОЗРОБКА СИСТЕМИ АДАПТИВНОГО РЕГУЛЮВАННЯ ТЕМПЕРАТУРИ І ВОЛОГОСТІ З КОНТРОЛЕМ ТА ІДЕНТИФІКАЦІЄЮ ПАРАМЕТРІВ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ОБ'ЄКТОМ

### 2.1 Структура вимірювальної системи

Проектування системи необхідно починати з розробки її структурної схеми. Залежно від схемотехніки, алгоритмів і конструктивних рішень побудови основного вимірювального каналу вимірювальної системи, а також умов застосування і діючих нестабільностей можливі різноманітні рішення, де формується сигнал вибірки. На рисунку 2.1 показана структурна схема вимірювальної системи коли на вході нормованого перетворювача формуються вибірккові ефекти, наприклад при вимірюванні неелектричних фізичних величин (особливо температури). Ця структурна схема була обрана як основна схема для подальшого розвитку.

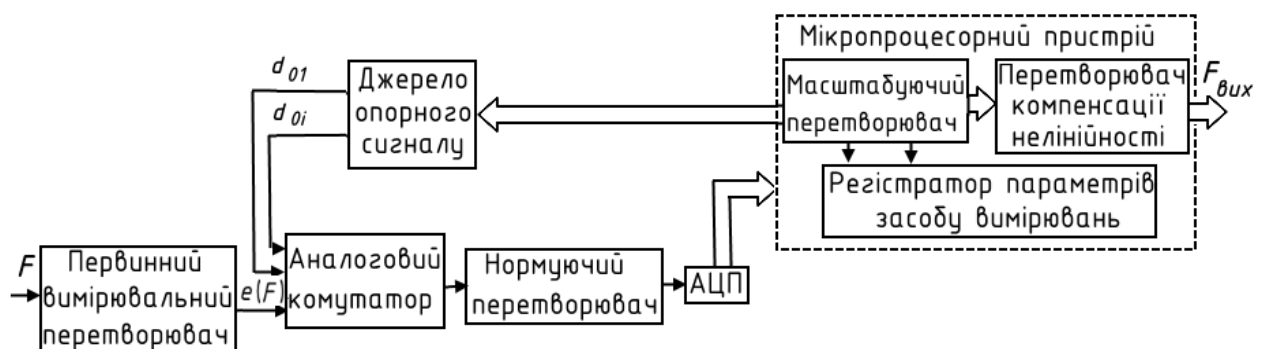


Рисунок 2.1 – Структурна схема вимірювальної системи

На рисунку 2.1 введено такі позначення:

$F$  – вхідний сигнал;

$e(F)$  – сигнал на виході первинного вимірювального перетворювача, який функціонально залежить від вхідного сигналу;

$d_{01} \dots d_{0i}$  - зразкові сигнали;

$F_{\text{вих}}$  – сигнал на виході каналу.

Мікропроцесор обробляє дані, отримані від датчиків температури і вологості. Він також формує інформацію про параметри адаптивного регулятора, що дозволяє підтримувати температуру і вологість на об'єкті в заданих межах.

Для того, щоб контролювати метрологічну придатність вимірювальної системи, що розробляється, слід оцінювати похибки під час роботи та швидкість їх зміни. Якщо похибка перевищує допустиме значення, показники системи повинні автоматично коригуватися. При цьому також коригуються коефіцієнти полінома, що описує характеристики перетворення. Розрахунок коефіцієнтів полінома виконується мікропроцесором.

## 2.2 Вибір типу датчика температури

Датчики температури описуються рядом характеристик, які дозволяють порівнювати датчики один з одним і цілеспрямовано підбирати датчик для системи, яку ви розробляєте.

Перерахуємо основні з цих характеристик:

1) функція перетворення (градувальна характеристика) – це функціональна залежність вихідної величини від вимірюваної:  $y = f(x)$ . Залежність представляється в іменованих величинах:  $y$  - в одиницях вихідного сигналу або параметрах датчика,  $x$  - в одиницях вимірюваної величини. Для датчиків температури – Ом/°C або мВ/К;

2) чутливість - відношення збільшення вихідної величини датчика до збільшення його вхідної величини:  $S = dy/dx$ . Для лінійної частини функції перетворення чутливість датчика є незмінною. Чутливість датчика

характеризує ступінь досконалості процесу перетворення на ньому вимірюваної величини;

3) поріг чутливості – мінімальна зміна значення вхідної величини, яку можна достовірно виявити. Поріг чутливості пов'язаний як з природою вимірюваної величини, так і з досконалістю процесу перетворення вимірюваної величини в датчику;

4) межа перетворення – це максимальне значення вимірюваної величини, яке можна виміряти без незворотних змін датчика внаслідок робочих впливів. Верхня межа вимірювань датчика зазвичай менша за межу перетворення принаймні на 10 %;

5) метрологічні характеристики - визначаються конструктивно-технологічними особливостями датчика, стабільністю властивостей матеріалів, що застосовуються в ньому, особливостями процесів взаємодії датчика з вимірюваним об'єктом. Метрологічні характеристики, своєю чергою, визначають характер і величини похибок вимірювання датчиків. Деякі похибки є випадковими і враховуються методами математичної статистики. Систематичні похибки можуть бути аналітично описані та виключені з результатів виміру. Основними видами систематичних похибок є:

- похибки, спричинені нелінійністю функції перетворення, притаманною напівпровідниковим датчикам температури;

- похибки, спричинені варіаціями функції перетворення в результаті зміни напрямку дії вхідної величини (у випадку датчиків температури це нагрівання-охолодження);

- похибки, спричинені невідповідністю динамічних можливостей датчика швидкості дії вхідної величини. Це можна врахувати, ввівши коефіцієнт термічної інерції;

- додаткові похибки, спричинені відмінностями в умовах роботи датчика від умов, у яких визначалася його функція перетворення;

- похибки, спричинені нестабільністю функції перетворення через старіння матеріалу;

б) надійність - розглядається у двох аспектах: механічна надійність та метрологічна надійність;

7) експлуатаційні характеристики - до них можуть бути віднесені: маса, габаритні розміри, споживана потужність, міцність електричної ізоляції, номінали використовуваних електричних напруг, а також стійкість до агресивних середовищ, усіляких випромінювань, іскробезпека тощо.

При порівнянні характеристик датчиків температури різних типів був вибраний цифровий вимірювач температури типу DS18B20 в комплексі з додатковим обладнанням.

DS18B20 є електронним пристроєм, що дозволяє проводити виміри температури з подальшою передачею сигналу тривоги оператору через GPS (рис. 2.2).

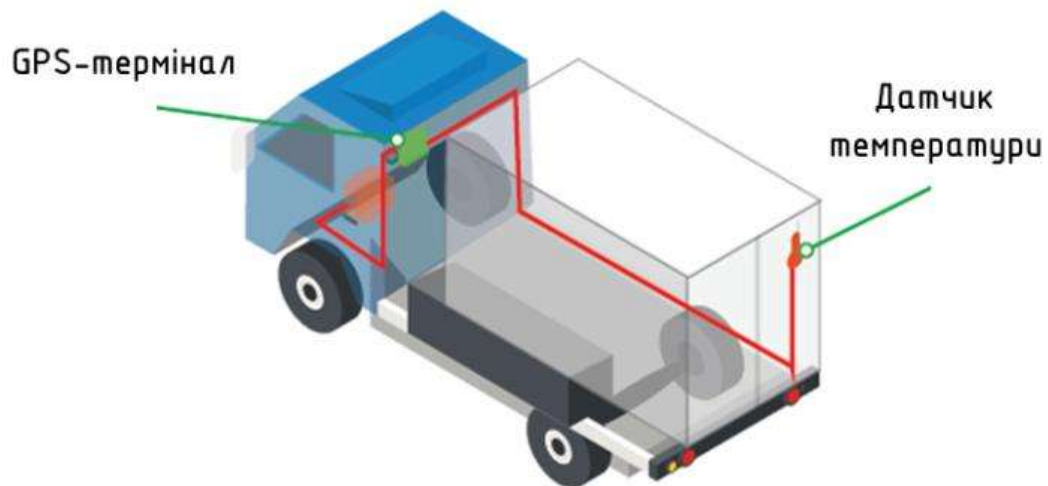


Рисунок 2.2 – Передача даних з датчика температури через GPS-термінал

Даний прилад має наступні параметри:

- вбудований 9- ... 12-бітний перетворювач сигналу, що впливає на точність показань;
- граничні умови необхідного температурного діапазону задаються користувачем і записуються у вбудовану пам'ять контролера;
- пристрій передає результати вимірів диспетчеру по протоколу з інтерфейсом 1-Wire. Передача інформації проводиться по GPS зв'язку;
- вимірювач не потребує зовнішнього джерела живлення, оскільки для роботи достатньо напруги, що надходить від слабкострумового каналу для передачі даних, що накопичується на конденсаторі;
- чутливий датчик дозволяє вимірювати температуру в об'єкті (приміщенні) при екстремальних значеннях - від  $-55\text{ }^{\circ}\text{C}$  до  $+125\text{ }^{\circ}\text{C}$ ;
- оболонка кабелю для передачі даних виконана з тугоплавкого полівінілхлориду.
- точність вимірювання складає  $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$ . Однак даний показник може незначно відрізнятись при температурі нижче  $+10\text{ }^{\circ}\text{C}$  або вище  $+85\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

Кожен вимірювач температури DS18B20 має індивідуальний 64-розрядний код, що ідентифікує конкретний виріб. Це дозволяє підключати одразу кілька контролерів до одного каналу зв'язку, і пристрої не заважатимуть один одному.

Основна роль датчика полягає в перетворенні фактичних показань температури навколишнього середовища, отриманих від металевого щупа, в числову послідовність, яка далі зчитується та відображається на екрані індикатора або на моніторі диспетчера. Користувачеві доступно чотири типи розширення, від яких залежить точність зчитування показань температури: 9 біт - досягається похибка у вимірі  $0,5\text{ }^{\circ}\text{C}$ ; 10 біт –  $0,25\text{ }^{\circ}\text{C}$ ; 11 біт –  $0,125\text{ }^{\circ}\text{C}$ ; 12 біт –  $0,0625\text{ }^{\circ}\text{C}$ .

Датчик є лише частиною системи моніторингу температурного режиму. Для забезпечення синхронізованого зчитування показників і виводу

інформації на доступний для користувача інтерфейс, необхідно мати в наявності наступні допоміжні пристрої:

- 1) спеціалізоване програмне забезпечення Arduino IDE, яке встановлюється на жорсткому диску комп'ютера.
- 2) установчий файл бібліотеки, який контролює вхідні дані по протоколу 1-Wire;
- 3) структуровану установчу програму з функцією setup, звану скетч.
- 4) контролер, сумісний з Arduino, що дозволяє забезпечити логічний зв'язок датчика і програмного забезпечення;
- 5) кабель з роз'ємом USB, необхідний при підключенні контролера до пристрою для зчитування інформації, - до персонального комп'ютера, ноутбука або до спеціалізованих пристроїв для індикації вхідних даних;
- 6) установча плата, необхідна для підключення мікросхеми та конектори;
- 7) при правильному підключенні контролера, можна відкалібрувати пристрій, перевірити якість сигналу, програмувати граничні умови (максимальну  $T_h$  та мінімальну  $T_l$  температури), а також протестувати працездатність пристрою.

### 2.3 Вибір типу датчика вологості

Необхідно вибрати датчик з цієї серії з необхідними параметрами. Вибираємо датчик вологості серії НСН-6000.

Ємнісний датчик вологості НСН-6000 складається з перфорованого верхнього електрода, поліамідного діелектричного шару, нижнього твердого електрода та електричних проводів. Вся конструкція закріплена на скляній підкладці і утворює конденсатор. Адсорбована в поліамідному шарі волога змінює його діелектричну провідність, що призводить до зміни ємності.

Згідно з даними, зміна значення діелектричної проникності внаслідок накопичення вологи в діелектрику є фактично лінійною. Тому ємнісно-вологісна характеристика також є лінійною (рис. 2.3).

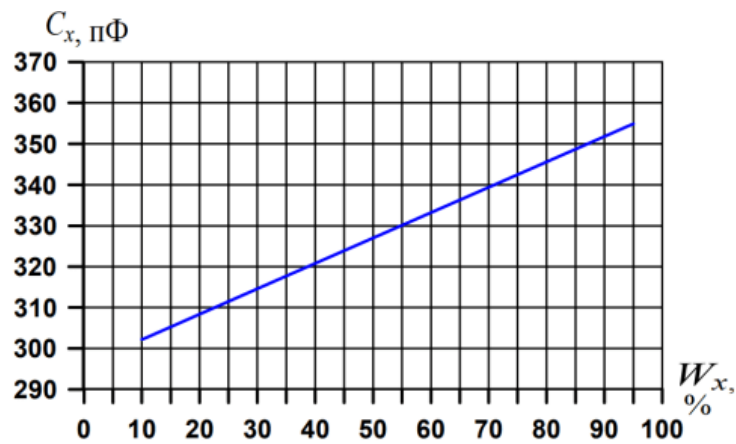


Рисунок 2.3 – Графік характеристики «ємність-вологість»

У табл. 2.1 наведено основні технічні характеристики ємнісного сенсора вологості НСН-1000.

Таблиця 2.1 – Характеристики НСН-6000 при  $t = 25\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $U_{\text{вх}} = 1,0\text{ В}$ ,  $F = 1\text{ кГц}$

Параметр	Мін.	Тип.	Макс.	Примітка
Прийнята (нормована за зазначенням) опорна ємність, пФ	310	330	350	При 55% вологості
Чутливість, пФ/% RH	0,55	0,6	0,65	10% RH ... 95% RH
Гістерезис з вологості, % RH	-	$\pm 2,0$	-	-
Нелінійність, % RH	-	$\pm 2,0$	-	-
Час відгуку, сек	-	15	-	30% RH ... 90% RH
Температурний коефіцієнт, пФ/°C	0,15	0,16	0,17	5°C...70°C
Довготривала стабільність, % RH/рік	-	0,2	-	-
Діапазон робочих температур, °C	-40	-	+120	-
Діапазон вимірювання вологості, % RH	0	-	100	-
Частотний діапазон, кГц	1,0	-	100	-

Основою для вирішення проблеми вимірювання надмірної відносної вологості є правила підключення пасивних компонентів схеми, особливо ємності конденсаторів. В якості стандартних зразків можна використовувати високостабільні конденсатори (танталові або керамічні) з прийнятним значенням ємності  $C_0$  при заданій вологості, наприклад, відносній вологості 55 % при температурі  $t = 25$  °С.

Така задача може бути вирішена для двох випадків, оптимальних за кількістю вимірюваних фізичних величин  $C_1$ ,  $C_2$  і  $C_3$ :

1) третя фізична величина ( $C_3$ ) утворюється при паралельному з'єднанні ємностей сенсора вологості ( $C_x$ ) та опорного конденсатора з встановленим значенням ємності ( $C_0$ );

2) третя фізична величина ( $C_3$ ) утворюється при послідовному з'єднанні ємностей сенсора вологості та опорного конденсатора.

Вимірювана ємність та вологість пов'язані між собою певним співвідношенням:

$$C_x = S'_{лс} [W_x(C_x) - W_n(C_{0н}) + C_{0н\text{при } 55\%},$$

де  $S'_{лс}$  – чутливість (пФ/%)

$C_x$  - розрахункова ємність датчика, що відповідає вимірюваній вологості;

$C_{0н}$  – номінальна ємність датчика при вологості  $W = 55$  %;

$W_x(C_x)$  - вимірювальна вологість;

$W_n(C_{0н})$  - номінальна стандартна вологість.

На основі вимірюваної ємності сенсора вологості фактичне значення вологості визначається за допомогою рівняння вимірів:

$$W_x(C_x) = \frac{C_x - C_{0н\text{при } 55\%}}{S'_{лс}} + W_n(C_{0н}) = S'_{лв} [C_x - C_{0н\text{при } 55\%}] + W_n(C_{0н}), \quad (2.1)$$

де  $S'_{лв} = 1/(S'_{лс}S'_л)$ ;

$S'_л$  - крутість перетворення вимірювального каналу.

При виборі набору вимірюваних фізичних величин (ємностей) слід врахувати, що для забезпечення унікальності розв'язання метрологічного завдання у першому такті вимірювального перетворення ємності необхідно здійснювати оцінку значення вимірюваної вологості  $W_x$ . Це необхідно для того, щоб вибрати відповідний стандартний зразок конденсаторів, які відтворюють ємність, близьку до ємності  $C_x$  за розміром.

У першому випадку математична модель сукупності вимірюваних фізичних величин має вигляд:

$$\begin{cases} \{C_1\} = \{C_x\} \\ \{C_2\} = \{C_0\} \\ \{C_3\} = \{C_x\} + \{C_0\} \end{cases} .$$

Завдяки лінійним функціям перетворення каналів вимірювання, включаючи датчик вологості, генератор фізичної величини та перетворювач ємності в напругу, рівняння зв'язку між величинами має вигляд:

$$U_{лx} = S'_л C_x + \Delta U'_0,$$

де  $S'_л$  - крутість перетворення вимірювального каналу, що відрізняється від номінальної  $S_л$  на  $\Delta S_л$  чи в  $(1+\gamma_л)$  разів, тобто  $\{S'_л\} = \{S_л\} + (1 + \gamma_л)$ , через вплив зовнішніх і внутрішніх дестабілізуючих факторів на вимірювальний канал;

$\Delta U'_0$  - усунення функції перетворення, обумовлене впливом зазначених факторів ( $\{\Delta U'_0\} = \{\Delta U_0\} + \{\Delta_{ад}\}$ );

$\Delta_{ад}$  та  $\Delta_{мп} = \{\Delta S_л\}\{C_x\}$  - значення адаптивної та мультиплікативної складових похибки результату перетворення.

У першому випадку стан вимірювальної системи в дискретні моменти часу описується системою лінійних рівнянь:

$$\begin{cases} U_{л1} = S'_{л} C_x + \Delta U'_0 \\ U_{л2} = S' C_0 + \Delta U'_0 \\ U_{л3} = S'(C_x + C_0) + \Delta U'_0 \end{cases} \quad (2.2)$$

Вирішуючи систему лінійних рівнянь (2.2) щодо  $C_x$ , можна отримати рівняння надлишкових вимірювань ємності сенсора вологості у вигляді:

$$C_x = C_0 \frac{U_{л3} - U_{л2}}{U_{л3} - U_{л1}}. \quad (2.3)$$

Підставляючи (2.3) у (2.1), можна отримати рівняння вимірювання відносної вологості у вигляді:

$$W_x(C_x) = S'_{лw} C_0 \left( \frac{U_{л3} - U_{л2}}{U_{л3} - U_{л1}} - 1 \right) + W_H(C_0).$$

Віднімання дозволяє виключити адитивну складову, а розподіл — мультиплікативну складову систематичної похибки при надлишкових вимірюваннях.

Рівняння надлишкових вимірів параметрів  $S'_{л}$  та  $\Delta U'_0$  опишуться досить простими рівностями:

$$S'_{л} = \frac{U_{л3} - U_{л2}}{C_0}$$

та

$$\Delta U'_0 = (U_{л1} + U_{л2}) - U_{л3}.$$

З характеристики на рис. 2.3 можна визначити  $S_{\text{н}}^{\text{с}} = 0,62 \text{ пФ/\%}$ ,  $W_{\text{н}}(C_0) = 29,6 \% S_{\text{н}}^{\text{с}}$ . Значення  $S_{\text{н}}^{\text{с}}$  залежить від крутості перетворення перетворювача «ємність – напруга» та від коефіцієнта підсилення підсилювача напруги.

На рис. 2.4 показана функціональна схема вимірювача відносної вологості.

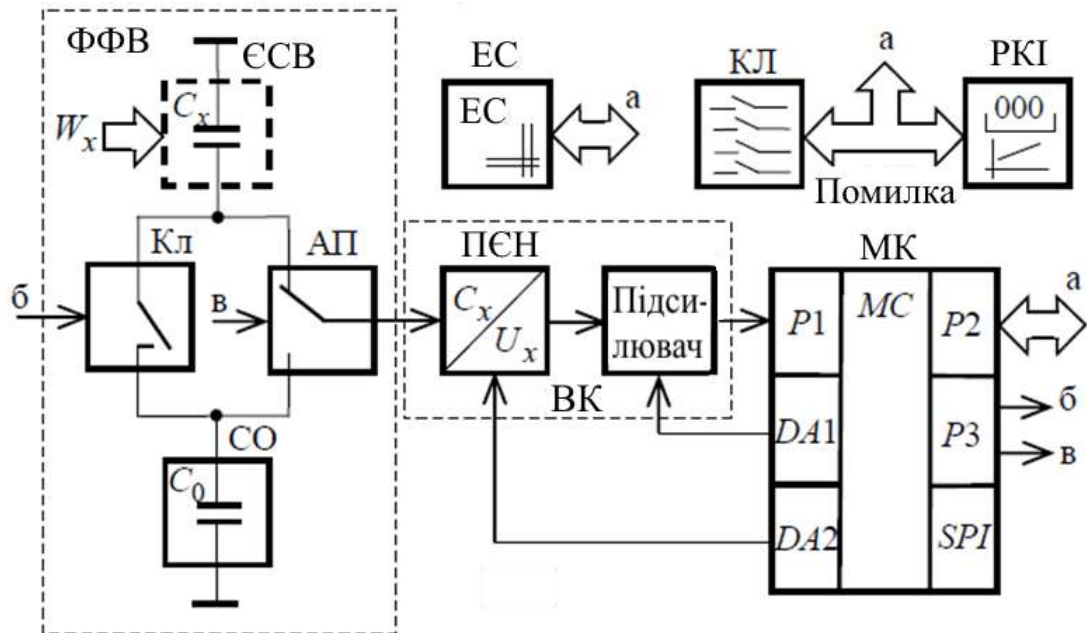


Рисунок 2.4 – Функціональна схема вимірювача відносної вологості

Функціональна схема містить наступні позначення: ФФВ – формувач фізичної величини; ЄСВ – ємнісний сенсор вологості; КЛ – ключ; АП – автоматичний перемикач; ЕС – електронна система; РКІ – рідинно-кристалічний індикатор; ПЄН – перетворювач ємність – напруга; ВК – вимірювальний канал; МК – мікроконтролер. Для даної функціональної схеми діапазон вологості складає 10 %, ... , 95 % у температурному діапазоні 40 °С, ... , 60 °С і вище. Схема реалізує метод надлишкових вимірювань.

### **3 АЛГОРИТМ І ПРОГРАМА АПРОКСИМАЦІЇ ВИМІРЮВАЛЬНИХ ДАНИХ, СПОТВОРЕНИХ ШУМОМ**

#### **3.1 Постановка задачі**

Передавання результатів вимірювань відбувається по каналах зв'язку, в яких можуть виникати адитивні завади, які динамічно випадково змінюються. Вказані завади описуються моделлю гаусівського шуму з дискретним часом. Даний вид шуму присутній у багатьох вимірювальних системах, а особливо у системах з радіозв'язком. Білий шум імітує ефекти природних випадкових процесів. Характерною особливістю білого шуму є рівномірність на усіх частотах спектральна густина потужності шуму. Оскільки білий шум є адитивним, то він статистично не залежить від корисного сигналу, що передається по каналу. Особливістю білого шуму є нормально розподілені у часі значення [18].

В роботі необхідно було розробити алгоритм під назвою «Алгоритм апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом» та розробити на його основі програму. Алгоритм будується з використанням адаптивної нейронної нечіткої системи для виділення з прийнятого корисного сигналу з адитивним шумом корисного сигналу. Особливістю алгоритму є те, що він добре працює навіть у ситуації, коли потужність завади може перевищувати потужність корисного сигналу.

Суть алгоритму полягає у тому, що нейронна нечітка система апроксимує залежність прийнятий сигнал з шумом як повністю шумову складову сигналу. Потім з прийнятого сигналу віднімається апроксимована залежність. В результаті отримується корисний сигнал.

В роботі необхідно було підтвердити, що отриманий в результаті роботи програми корисний сигнал має значно знижений рівень шуму, тобто потужність шуму значно зменшується, і шум майже не впливає на форму

корисного сигналу. При необхідності подавити цю остаточну шумову складову можна легко за допомогою високочастотного фільтра.

У програмі використовується нейронна гібридна мережа з назвою ANFIS, що реалізує гібридний алгоритм навчання для ідентифікації параметрів систем нечіткого висновку типу Сугено. Вказаний алгоритм реалізується на основі методів найменших квадратів і градієнтного спуску зворотного поширення з метою навчання параметрів функції приналежності FIS [19].

### 3.2 Гібридні мережі та їх переваги

Гібридні мережі поєднують переваги як нейронних систем, так і нечіткої логіки. Тому, що:

- недоліком нейронних мереж є те, що вони автоматично навчаються на даних, але не дозволяють вводити інформацію експертів, а також важко піддаються аналізу;

- недоліком систем з нечіткою логікою є те, що вони добре аналізуються, але не можуть навчатися самостійно.

Поєднання властивостей нейронних мереж з властивостями систем з нечіткою логікою дозволяє створити систему, яка може як самостійно адаптується, так і враховує апріорну інформацію.

Гібридну нейронну мережу можна створити у системі Matlab (пакет Fuzzy Logic). Існує розроблений графічний інтерфейс гібридних нейронних систем, який можна визвати з командного рядка основного вікна Matlab, якщо набрати функцію `anfisedit`. За допомогою редактора гібридних систем під назвою ANFISEditor можна виконати створення, або завантаження структури гібридної системи, налагодження її параметрів і ще багато інших функцій.

### 3.3 Принцип роботи алгоритму та програми апроксимації вимірюваних даних, спотворених шумом

Основою алгоритму є функція ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System), яка виконує навчання системи нечіткого висновку типу Sugeno [20].

Алгоритм працює так:

- на першому етапі створюється система нечіткого висновку (тип функцій приналежності — гаусова функція чи інша);
- потім система навчається, використовуючи експериментальні дані (навчається за допомогою методів найменших квадратів і зворотного поширення помилки);
- на останньому етапі виконується оцінка результатів, щоб уникнути перенавчання.

Програма, яка реалізує вказані етапи, наведена в додатку А. У програмі використовуються функції для генерації шуму, створення моделі мережі, навчання і тестування. Завдяки цьому програма дозволяє візуалізувати отримані результати, що полегшує аналіз.

### 3.4 Етапи алгоритму з назвою «Апроксимація вимірювальних даних, спотворених шумом»

Алгоритм складається з наступних етапів:

Етап 1. Генерація множини пар «вхід-вихід» за заданим аналітичним описом функції, яка підлягає апроксимації (тобто генерація корисного сигналу).

Етап 2. Генерація вектора  $n_1$  нормально розподілених псевдовипадкових чисел за допомогою функції *randn* (генерація шуму).

Етап 3. Припущення, що сигнал завади (шуму), який генерується у каналі, є випадковим і описується невідомим для системи нелінійним рівнянням, залежним від  $n_1$ :

$$n_2 = 4 \cdot \sin(n_1(k)) \cdot n_1(k-1) / (1+n_1(k-1)^4),$$

де  $k$  – номер точки дискретизованої залежності.

Формування сітки (функція *meshgrid*) та відображення (функція *surface*) 3D-графіка сигналу завади.

Етап 4. Формування виміряного сигналу, в який додається шум:

$$m = x + n_2.$$

Графічне представлення сигналу  $m$  в залежності від часу.

Етап 5. Створення початкової нейронної мережі (функція *genfis1*) під назвою "in\_fismat" з чотирма функціями приналежності (для подальшого навчання мережі).

Етап 6. За допомогою функції *anfis* виконується остаточне формування структури нейрон-нечіткої мережі, її навчання. Також відбувається точне налаштування параметрів функцій приналежності.

Етап 7. Тестування налаштованої мережі з навчаючими даними. Виконання обчислення нечіткого висновку (оцінка вихідних значень за допомогою функцій приналежності) проводиться з використанням функції *evalfis*.

Етап 8. Вихідним сигналом мережі є оцінена завада  $n_2$ . Визначення оціненого корисного сигналу  $x$ :

$$x = m - n_2.$$

Етап 9. Візуалізація графічних залежностей.

### 3.5 Результати роботи програми апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом

У розробленій системі нечіткого висновку типу Сугено визначення значень одного виходу здійснюється за допомогою 16 нечітких правил.

На основі програми, що реалізує приведений алгоритм в системі Matlab виконані розрахунки; результати яких показані на рис. 3.1. Система ANFIS для побудови гібридної нейронної мережі виконала 10 ітерацій, число яких задавалося за замовчуванням. Задане число функцій приналежності термів дорівнювало 4.

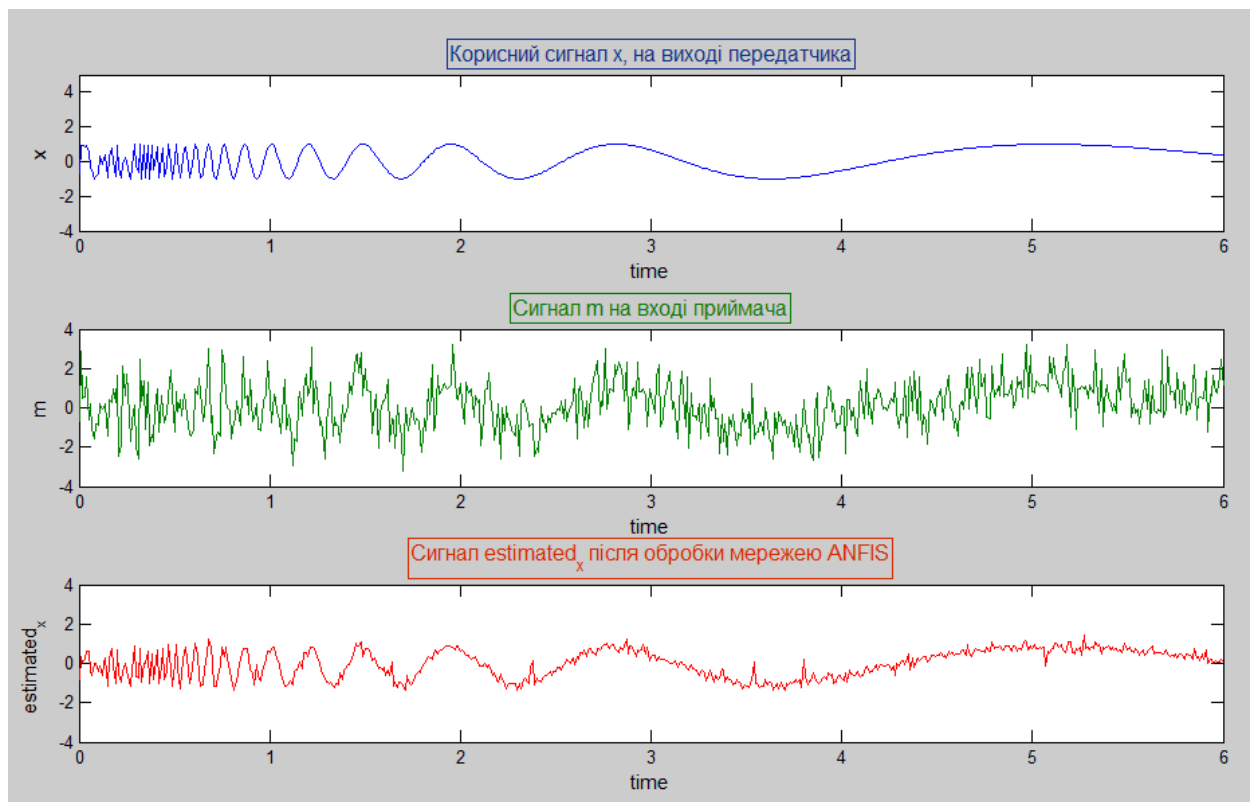


Рисунок 3.1 – Графіки залежностей від часу корисного сигналу, сигналу з адитивним шумом, сигналу після обробки мережею

Після виконання мережею ANFIS заданих 30 ітерацій отриманий результат, показаний на рис. 3.2.

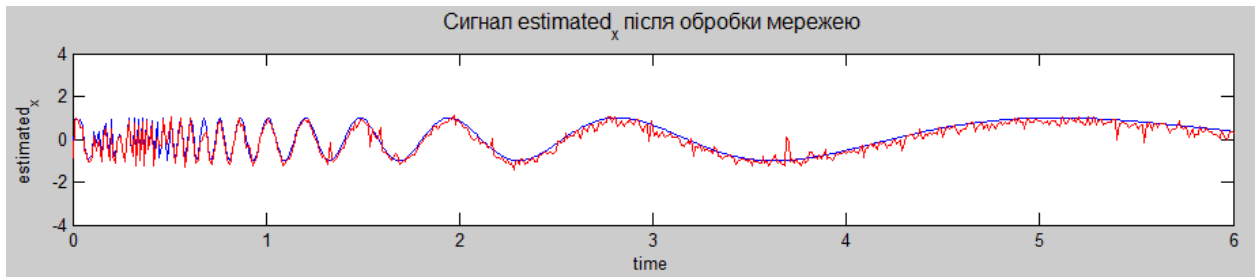


Рисунок 3.2 – Графік залежності від часу сигналу після обробки мережею ANFIS при виконанні 30 ітерацій у процесі формування мережі

На рис. 3.3 представлена аналітична залежність шуму у каналі від значень білого шуму на двох поруч розташованих інтервалах дискретизації.

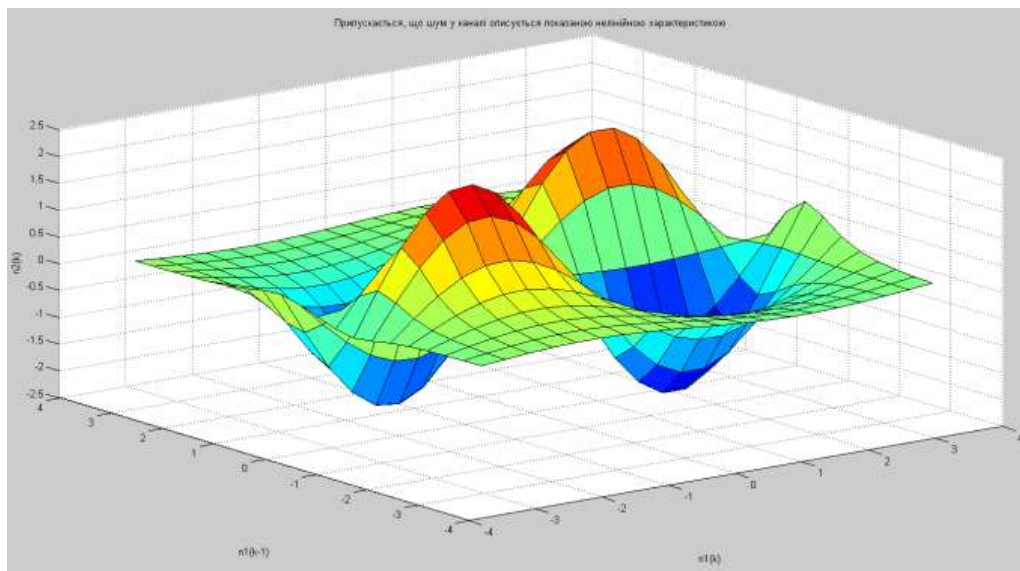


Рисунок 3.3 – 3D-модель дискретизованого білого шуму

Отже, отримана структура системи ANFIS нечіткого висновку типу Сугено, яка виконує фазифікацію функціями *gbellmf*. Структура має два входи і один вихід. Сформовано по чотири апріорних функції приналежності для кожного з входів. При дефазифікації використаний метод зваженого середнього (*wtaver*). Створена нейрон-нечітка мережа виконує роль апроксиматора експериментальних залежностей з шумовою компонентою.

У додатку Б представлена інформація щодо отриманої нейрон-нечіткої мережі. Для того, щоб отримати вказану інформацію, треба у командному вікні Matlab ввести команду *mfedit*.

## 4 УПРАВЛІННЯ ПРОЦЕСОМ РУХУ МОБІЛЬНОГО РОБОТА НА ОСНОВІ АПАРАТУ НЕЧІТКИХ МНОЖИН

### 4.1 Тенденції розвитку вимірювальних систем у робототехніці

Сучасні роботи мають складну структуру, яка складається з систем, що взаємодіють між собою та із зовнішнім середовищем. На рис. 4.1 показана структурно-функціональна схема, що показує взаємозв'язок систем робота.

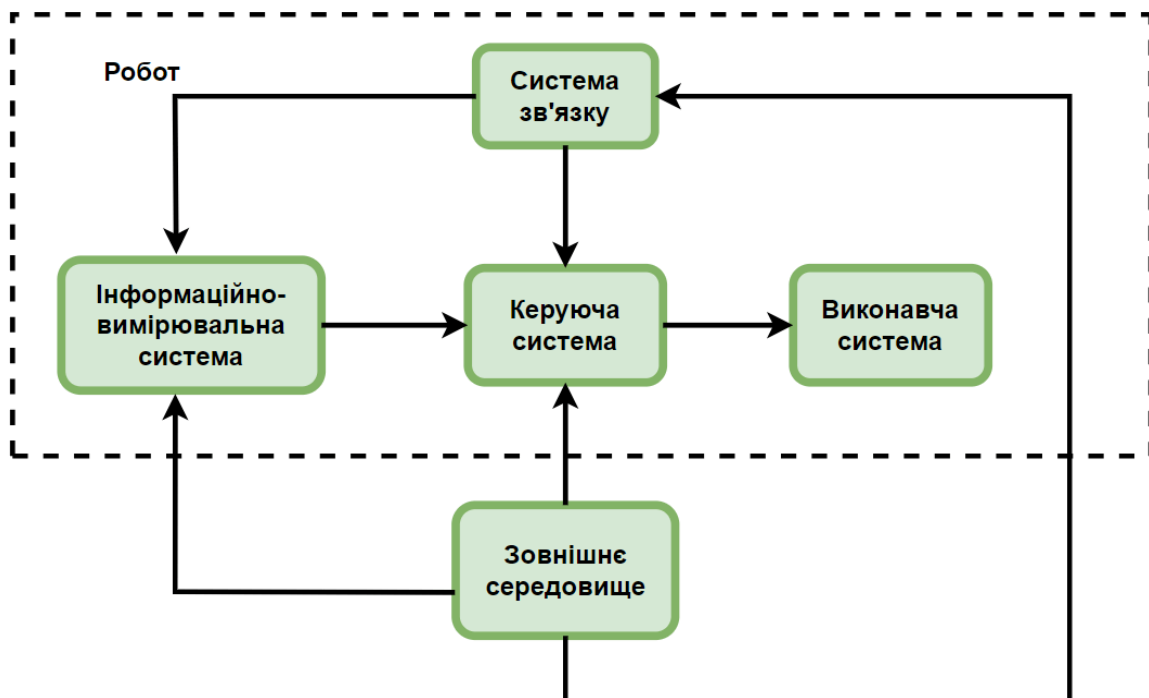


Рисунок 4.1 – Структурно-функціональна схема, що показує взаємозв'язок систем робота

Інформаційно-вимірювальна система робота, власне, є його органами почуттів і називається сенсорикою. Відповідно до сигналів керуючої системи вона сприймає та перетворює сигнали, що надходять із зовнішнього середовища, а також сигнали, що характеризують стан самого робота. Один із варіантів функціональної схеми інформаційно-вимірювальної системи показаний на рис. 4.2.

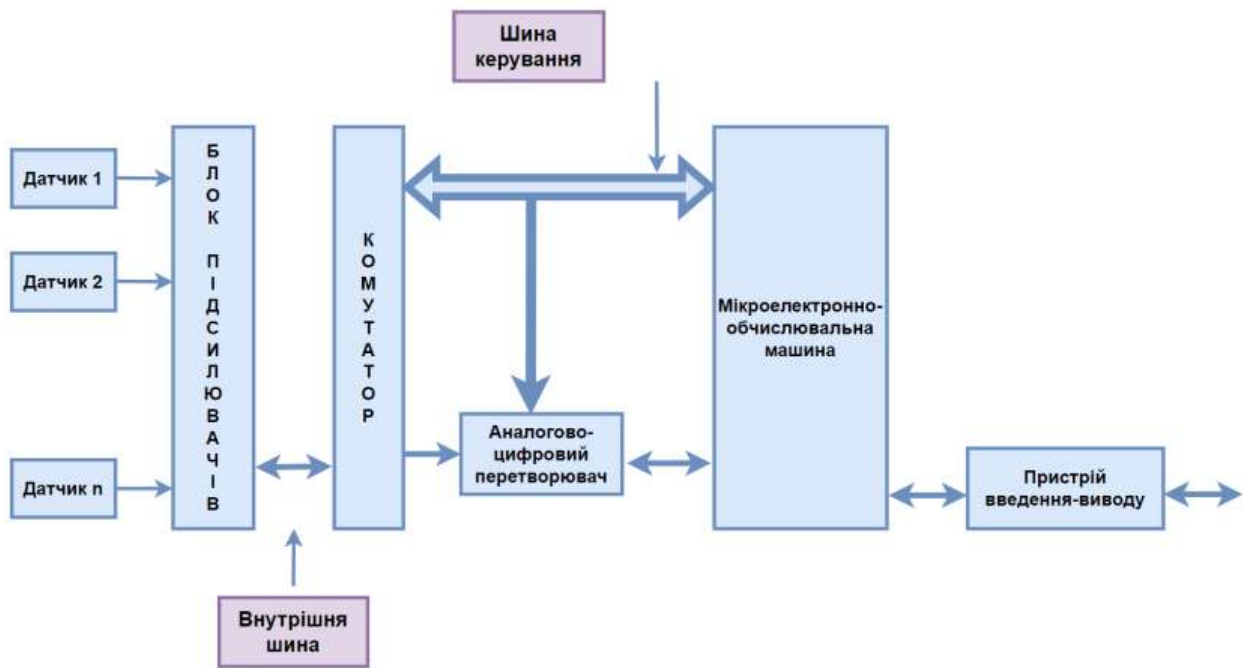


Рисунок 4.2 – Функціональна схема інформаційно-вимірювальної системи  
робота

В інформаційно-вимірювальній системі у якості датчиків можуть бути використані наступні типи датчиків: положення, вимірювання моменту на валу, швидкості, прискорення, контролю геометричних форм, контролю фізичних характеристик, контролю внутрішнього стану робота.

Також у якості інформаційних пристроїв можуть використовуватися відеокамери, далекоміри, системи технічного зору, тактильні матриці.

Удосконалення характеристик інформаційно-вимірювальних систем відбувається у напрямку використання високошвидкісних, з великим об'ємом пам'яті мікропроцесорів та мікроконтролерів для обробки та аналізу вимірювальних даних у вигляді масивів великих розмірів.

Важливою складовою виконавчої системи робота є електроприводи, які є сукупністю електродвигуна, апаратури управління та захисту, а також механічної або електричної передачі. Вимоги до електроприводів роботів пов'язані зі спрощенням алгоритмів керування та налаштування, підвищенням якості та надійності керування. Використання апарату нечіткої логіки дозволяє задовольнити зазначені вимоги.

## 4.2 Апарат нечітких множин як основа програм управління об'єктами

Нечітка логіка є розширенням класичної логіки і заснована на концепції часткового вибору, яке знаходиться десь у діапазоні між "так" та "ні". При цьому вирази, подібні, наприклад, таким, як «клапан закритий» або «клапан не зовсім закритий», формулюються математично і обробляються на комп'ютерах[21, 22].

Апарат нечітких множин базується на понятті часткової приналежності до множини елементів цієї множини: кожен елемент може належати до нечіткої множини повністю або частково. Обрис нечіткої множини (рис. 4.3) не має «явної» межі, він є «нечітким» («розмитим»).

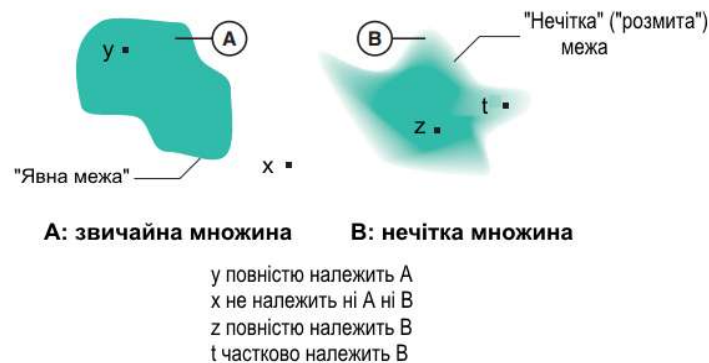


Рисунок 4.3 – Порівняння звичайної та нечіткої множин

У нечіткій логіці існує поняття «лінгвістична змінна». Її значеннями є не числа, а слова природної мови, які називаються термами. Лінгвістична змінна описує характеристики об'єкта.

Значення вхідних змінних  $x$  перетворюються на лінгвістичні змінні за допомогою застосування заданих функцій приналежності. Таке перетворення називається фазифікацією (переходу  $x$  у нечіткий формат). Зворотний процес називається дефазифікацією[23, 24].

Значення функцій приналежності  $\mu(x)$  можна взяти лише з апріорних знань, інтуїції, досвіду чи опитування експертів.

Процес обробки інформації при нечіткій логіці показаний на рис. 4.4.

Усі системи з нечіткою логікою працюють за принципом: показання вимірювальних приладів фазифікуються (переводяться у нечіткий формат), обробляються, потім дефазифікуються, і у вигляді звичайних сигналів подаються на виконавчі пристрої.

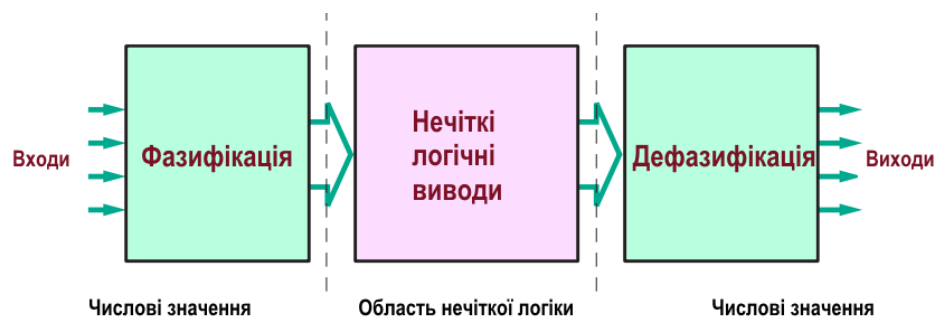


Рисунок 4.4 – Процес обробки інформації при нечіткій логіці

До нечітких множин застосовуються операції: об'єднання, перетин, доповнення, концентрація, розмивання. Основні операції над нечіткими множинами представлені у табл. 4.1.

Розглянемо більш детально операції, представлені у табл. 4.1.

Перетин. Логічним оператором перетину множин є оператор AND. Ступінню істинності припущення "A AND B" є мінімум зі ступенів істинності A і B:

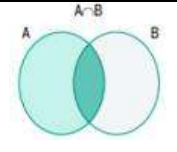
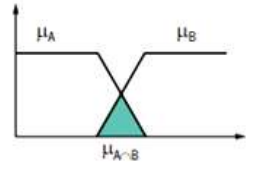
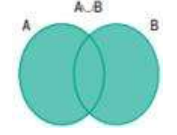
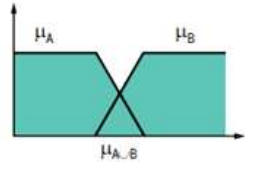
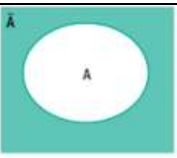
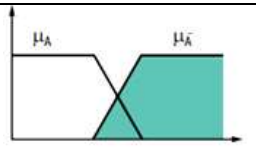
$$\mu(A \text{ AND } B) = \min(\mu(A), \mu(B)). \quad (4.1)$$

Наприклад: "Низька Температура" істинно на 0,7. "Низький Тиск" істинно на 0,5. Тому твердження «"Низька Температура" AND "Низький Тиск"» істинно на:

$$\min(0,7; 0,5)=0.5.$$

При використанні AND у нечіткій логіці результат аналогічний класичній логіці: 0 логічно помножений на 1 дорівнює 0.

Таблиця 4.1 – Основні операції над нечіткими множинами

Назва операції	Графічне пояснення операції	Оператор отримання результуючої функції приналежності	Логічна операція	Результуюча функція приналежності
Перетин		$\mu_{A \cap B} = \min(\mu_A, \mu_B)$	AND – операція I	
Об'єднання		$\mu_{A \cup B} = \max(\mu_A, \mu_B)$	OR – операція АБО	
Заперечення		$\mu_{\bar{A}} = 1 - \mu_A$	NOT- операція НЕ	

Об'єднання. Логічним оператором об'єднання множин є оператор OR. Ступінню істинності припущення "A OR B" є максимум зі ступенів істинності припущень A і B:

$$\mu(A \text{ OR } B) = \max(\mu(A), \mu(B)). \quad (4.2)$$

Наприклад: "Низька Температура" істинно на 0,7. "Низький Тиск" істинно на 0,5. Тому твердження «"Низька Температура" OR "Низький Тиск"» істинно на:

$$\max(0,7; 0,5)=0.7.$$

При використанні OR у нечіткій логіці результат аналогічний класичній логіці: 0 логічно доданий до 1 дорівнює 1.

Заперечення. Логічний оператор заперечення позначається NOT. Функція приналежності:

$$\mu(\text{NOT } A) = 1 - \mu(A).$$

Наприклад, «Низька Температура» істинно на 0,7. Тому твердження NOT "Низька Температура" (можна записати як «Не низька Температура») істинно на 0,3.

При використанні NOT у нечіткій логіці результат аналогічний класичній логіці NOT(0) дорівнює 1 та NOT(1) дорівнює 0.

Апарат нечіткої логіки дає поняття лінгвістичної змінної, що визначає характеристики об'єкта. Основним проміжним результатом нечіткої логіки є нечіткий вивід. Для отримання нечіткого виводу потрібно перетворити значення змінних з чітких на нечіткі, обробити результат перетворення на основі нечітких правил і перевести результат нечіткого виводу на чітку форму. Нечіткі правила задаються або користувачем, або формуються у експертній системі.

Експертні системи отримали велике визнання як системи підтримки прийняття рішень. У експертних системах одним із основних методів представлення знань є нечіткі правила, які дозволяють наблизитися до стилю мислення людини. Правило складається з посилок та висновків. В одному правилі може бути кілька посилок, у таких випадках вони об'єднуються логічними зв'язками АБО. В умовах можуть бути вживані логічні І.

Запис продукційного правила:

ЯКЩО (умова) (зв'язка) (умова) ... (умова), ТО (дія\_1, ..., дія\_n).

На рис. 4.5 представлена схема нечіткого виводу для двох змінних.

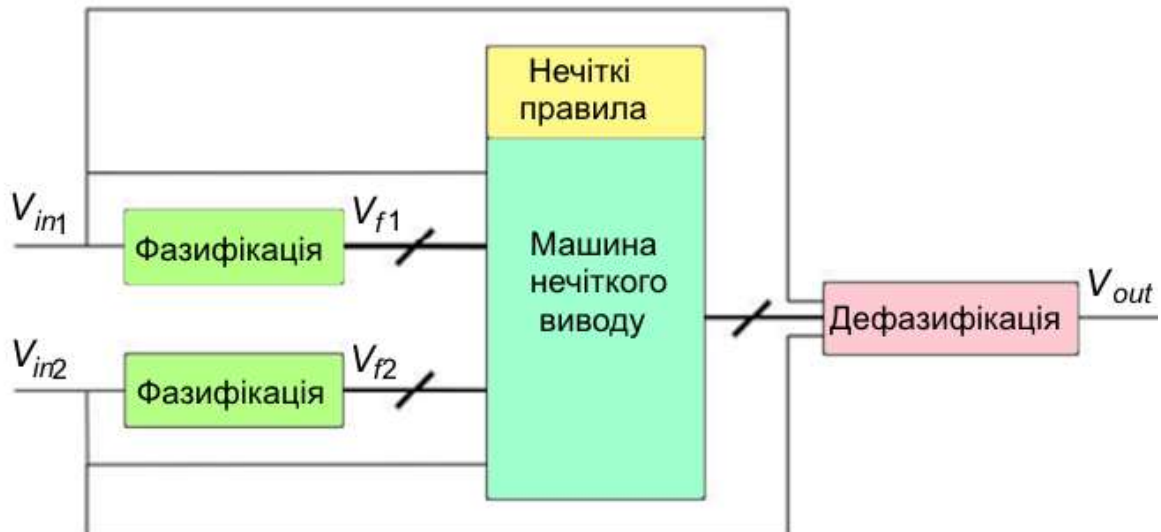


Рисунок 4.5 – Структура системи нечіткого виводу

На рис. 4.5 введені позначення:  $V_{in1}$  и  $V_{in2}$  – вхідні сигнали напруги,  $V_{f1}$  и  $V_{f2}$  – групи нечітких сигналів,  $V_{out}$  – вихідний сигнал.

Дві основні переваги нечіткої логіки в порівнянні з іншими інтелектуальними системами полягають у тому, що:

- при тих же обсягах вхідної та вихідної інформації центральний блок прийняття рішень стає компактнішим і простішим для сприйняття людиною;
- вирішення складної та громіздкої задачі обчислення точних впливів підміняється значно простішою та гнучкішою стратегією адаптивного наближення при збереженні необхідної точності результату.

У більшості програм автоматизації технологічних процесів на даний час, нечітка логіка дозволяє застосувати досвід операторів і технологів для управління технологічними процесами.

Наприклад, в автомобільній промисловості завдяки застосуванню методів нечіткої логіки впроваджене автоматичне регулювання перемиканням передач у трансмісії, роботою системи упорскування та шумоподавлюючої системи, роботою кондиціонерів повітря.

Нечітка логіка дозволяє систематизувати емпіричні знання та застосувати їх для управління процесами у разі труднощів із застосуванням класичних методів управління. Теорія нечіткої логіки дозволяє описати набори методів управління, які нескладно застосувати для реальної системи та дозволяє врахувати досвід операторів та технологів для динамічного управління процесом.

Кількість програм заснованих на даних методах управління безперервно збільшується для безперервних процесів, додатків пакетної обробки, а також для автоматичних і автоматизованих систем управління.

Мікросхеми, що працюють на основі нечіткої логіки та мають не гарантовано точні відповіді, одержують якісний результат для багатьох додатків, але при цьому вони конструктивно простіше і споживають менше електроенергії. У деяких додатках штучного інтелекту зазначені мікросхеми ефективніші у зв'язку з тим, що:

- чим складніша система, тим складніше її моделювання та передбачення її поведінки під час роботи;
- часто простіше моделювати поведінку оператора системи управління, ніж моделювати роботу системи;
- замість того, щоб використовувати точні математичні обчислення та рівняння, ефективніше використовувати якісні оцінки ситуації та застосовувати відповідні методи обробки.

Основні напрямки застосування нечіткої логіки на промислових підприємствах:

- керування технологічними процесами в режимі реального часу;
- розробка керуючих програм для промислових роботів;
- керування роботою віртуальних підприємств.

### 4.3 Розрахунок параметрів мобільного робота на базі нечіткої логіки

В теперішній час актуальною стала задача автоматичного управління робототехнічними системами. Розглянемо процес управління мобільним роботом, який рухається з постійною швидкістю. Роботу необхідно обійти перешкоду, що зустрічається на його шляху.

Введемо дві вхідні лінгвістичні змінні:

- "дистанція" (відстань  $d$  до перешкоди) з термами "далеко", "середньо", "близько", "дуже близько" (рис. 4.6);
- "напрямок" (кут  $\varphi$  між поздовжньою віссю робота і напрямком на перешкоди) з термами "ліворуч", "прямо", "праворуч" (рис. 4.7).

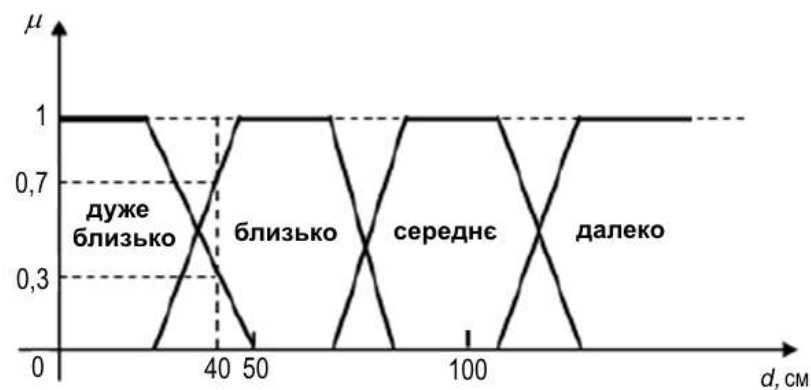


Рисунок 4.6 - Функції приналежності термів змінної «дистанція»

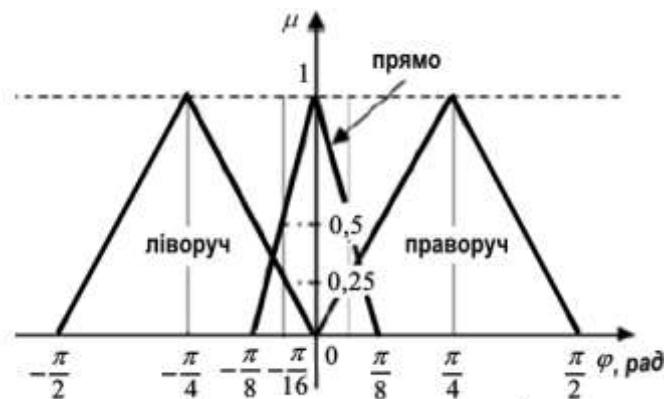


Рисунок 4.7 - Функції приналежності термів змінної «напрямок»

Вихідна змінна — «кермовий кут» (кут повороту керма) з термами «різко ліворуч», «ліворуч», «прямо», «праворуч», «різко праворуч» (рис. 4.8).

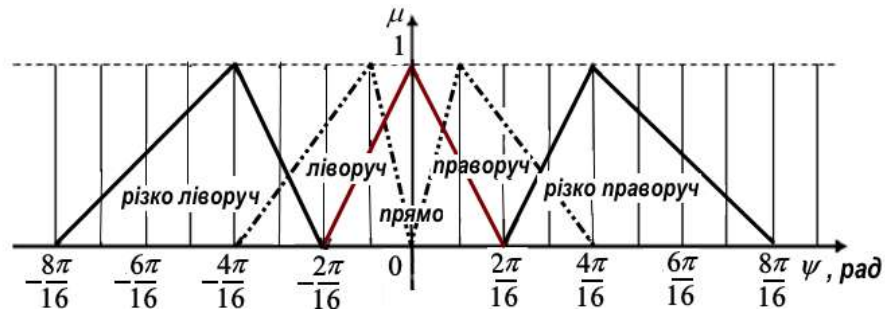


Рисунок 4.8 - Функції приналежності термів вихідної змінної

Програми отримання графіків функцій приналежності у системі MATLAB представлені у додатку В.

Задамо нечітку базу знань для прикладу з допомогою таблиці 4.2. Кожен запис у цій таблиці відповідає своєму нечіткому правилу, наприклад: **ЯКЩО** «дистанція» = «близько» **І** «напрямок» = «праворуч», **ТО** «кермовий кут» = «ліворуч».

Таблиця 4.2 - Таблиця нечітких правил (база знань)

Напрямок	Дистанція			
	Дуже близько	Близько	Середнє	Далеко
Праворуч	Ліворуч	Ліворуч	Прямо	Прямо
Прямо	Різко ліворуч (різко праворуч)	Ліворуч (праворуч)	Ліворуч (праворуч)	Прямо
Ліворуч	Праворуч	Праворуч	Прямо	Прямо

Отже, мобільний робот з нечіткою логікою буде працювати за наступним принципом: дані з сенсорів про відстань до перешкоди та напрямок на неї будуть фазифіковані, оброблені згідно з табличними правилами, дефазифіковані, потім отримані дані у вигляді керуючих сигналів надійдуть на привід робота.

Нехай у деякий момент часу сенсори виміряли такі дані:

$$\text{«дистанція»} = 72 \text{ см, «напрямок»} = \pi / 16.$$

Введемо наступні позначення:

$A$  - "напрямок",  $B$  - "дистанція",  $C$  - "кермовий кут";

$A_1$  — «праворуч»,  $A_2$  — «прямо»,  $A_3$  — «ліворуч»;

$B_1$  — «дуже близько»,  $B_2$  — «близько»,  $B_3$  — «середнє»,  $B_4$  — «далеко»;

$D_1$  — «різко ліворуч»,  $D_2$  — «ліворуч»,  $D_3$  — «прямо»,

$D_4$  — «праворуч»,  $D_5$  — «різко праворуч»;

$E_{ij}$ ,  $i = 1,2,3$ ,  $j = 1,2,3,4$  — нечітке висловлювання (ситуація)

[«напрямок» дорівнює  $A_i$  і «дистанція» дорівнює  $B_j$ ] (табл. 4.3).

Таблиця 4.3 - Таблиця нечітких правил у прийнятих позначеннях

Напрямок	Дистанція			
	$B_1$	$B_2$	$B_3$	$B_4$
$A_1$	$E_{11}$	$E_{12}$	$E_{13}$	$E_{14}$
$A_2$	$E_{21}$	$E_{22}$	$E_{23}$	$E_{24}$
$A_3$	$E_{31}$	$E_{32}$	$E_{33}$	$E_{34}$

Функцію приналежності цього нечіткого висловлювання при заданих значеннях  $\varphi$  і  $d$  вхідних змінних позначимо, як  $\mu_{E_{ij}}(\varphi, d)$ .

Позначимо  $\mu_{A_i}(\varphi)$  — значення функції приналежності нечіткої множини, що формалізує терм  $A_i$  лінгвістичної змінної «напрямок» при її значенні, що дорівнює  $\varphi$ . Аналогічно  $\mu_{B_j}(d)$ .

З рисунку 4.6 маємо:

$$\mu_{B_2}(72) = 0,8; \mu_{B_3}(72) = 0,2.$$

З рисунку 4.7 маємо:

$$\mu_{A_1}\left(\frac{\pi}{16}\right) = 0,22; \quad \mu_{A_2}\left(\frac{\pi}{16}\right) = 0,54.$$

З визначення нечіткої логічної операції I (формула (4.1)) випливає, що:

$$\mu_{E_{ij}}(\varphi, d) = \min\{\mu_{A_i}(\varphi), \mu_{B_j}(d)\}.$$

У таблиці 4.4 наведено значення функцій приналежності  $\mu_{E_{ij}}(\varphi, d)$  при  $\varphi = \pi/16$  та  $d = 72$  см.

Таблиця 4.4 - Значення функцій приналежності  $\mu_{E_{ij}}\left(\frac{\pi}{16}, 72\right)$

Назви термів $B_j$		$B_1$	$B_2$	$B_3$	$B_4$
Назви термів $A_i$	$\mu_{B_j}(40)$	0	0,8	0.2	0
	$\mu_{A_i}(\pi/16)$	0	0,22	0.2	0
$A_1$	0,22	0	0,22	0.2	0
$A_2$	0,54	0	0,54	0.2	0
$A_3$	0	0	0	0	0

З таблиці 4.4 видно, що можна розглядати лише чотири ситуації:  $A_1-B_2$ ,  $A_1-B_3$ ,  $A_2-B_2$ ,  $A_2-B_3$ .

У прийнятих позначеннях це відповідно  $E_{12}$ ,  $E_{13}$ ,  $E_{22}$ ,  $E_{23}$ . Вони означають: ліворуч(праворуч), прямо, ліворуч(праворуч), ліворуч(праворуч).

Так як перешкода знаходиться праворуч, то з двох можливостей у ситуаціях  $E_{12}$ ,  $E_{22}$  та  $E_{23}$  виберемо повороти ліворуч.

Ситуації  $E_{12}$  відповідає терм  $D_2$  лінгвістичної змінної «кермовий кут», ситуації  $E_{13}$  відповідає терм  $D_3$ , ситуації  $E_{22}$  – терм  $D_2$ , ситуації  $E_{23}$  –  $D_2$ .

Отже, у ситуаціях  $E_{12}$ ,  $E_{22}$ ,  $E_{23}$  вихідний терм той же самий:  $D_2$ .

Відповідно до формули (4.2), ступінь приналежності  $\mu_{D_2}\left(\frac{\pi}{16}, 72\right)$  вхідного вектора  $\left(\frac{\pi}{16}, 72\right)$  вхідному терму  $D_2$  дорівнює максимальному зі значень істинності нечітких висловлювань  $E_{12}$ ,  $E_{22}$ ,  $E_{23}$  (див. табл. 4.6):

$$\mu_{D_2}\left(\frac{\pi}{16}, 72\right) = \max\{0,22,0,54,0,2\} = 0,54.$$

Цей максимум досягається для ситуації  $E_{22}$ . Тому у подальшому з трьох ситуацій  $E_{12}$ ,  $E_{22}$ ,  $E_{23}$  досить розглядати тільки ситуацію  $E_{22}$ . Отже, у подальшому слід розглядати лише дві ситуації  $E_{13}$  та  $E_{22}$ .

Кут повороту керма  $\psi$  визначається приблизно. Для цього він змінюється від 0 до  $\pi/2$  з кроком  $\pi/16$ .

Позначимо функцію приналежності терму  $D_k$ ,  $k=1,2,3,4,5$  лінгвістичної змінної «кермовий кут» через  $\mu_{D_k}(\psi)$ .

Результати обчислень зведені у таблиці 4.5 та 4.6. Таблиця 4.5 заповнена на підставі графіків функцій приналежності термів вихідної змінної (рис. 4.6).

Таблиця 4.5 - Значення функцій приналежності  $\mu_{D_k}(\psi)$  (ступінь впевненості в тому, що, ухваливши рішення  $D_k$ , слід повернути на кут  $\psi$ )

Кут $\psi$ , рад	0	$-\frac{\pi}{16}$	$-\frac{2\pi}{16}$	$-\frac{3\pi}{16}$	$-\frac{4\pi}{16}$	$-\frac{5\pi}{16}$	$-\frac{6\pi}{16}$	$-\frac{7\pi}{16}$	$-\frac{8\pi}{16}$
	0	-0.196	-0.392	-0.589	-0.785	-0.981	-1.178	-1.374	-1.571
$\mu_{D_2}(\psi)$	0	0,4	0,95	0,6	0,03	0	0	0	0
$\mu_{D_3}(\psi)$	0	0,55	0,03	0	0	0	0	0	0

Через  $\mu_{ijk}(\varphi, d, \psi)$  позначимо функцію приналежності нечіткого висловлювання [(значення терму  $A_i$  дорівнює  $\varphi$ ) І (значення терму  $B_j$  дорівнює  $d$ ) І (значення терму  $D_k$  дорівнює  $\psi$ )].

Тоді:

$$\mu_{ijk}(\varphi, d, \psi) = \min\{\mu_{A_i}(\varphi), \mu_{B_j}(d), \mu_{D_k}(\psi)\}.$$

Значення функції  $\mu_{ijk}(\varphi, d, \psi)$  для двох проаналізованих ситуацій вказані у таблиці 4.6.

Таблиця 4.6 - Значення функції приналежності  $\mu_{ijk}(\varphi, d, \psi)$ 

Кут $\psi$ , рад	0	$-\frac{\pi}{16}$	$-\frac{2\pi}{16}$	$-\frac{3\pi}{16}$	$-\frac{4\pi}{16}$	$-\frac{5\pi}{16}$	$-\frac{6\pi}{16}$	$-\frac{7\pi}{16}$	$-\frac{8\pi}{16}$
$\mu_{222}(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$	0	0,4	0,54	0,54	0,03	0	0	0	0
$\mu_{133}(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$	0	0,2	0,03	0	0	0	0	0	0
$\mu_D(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$	0	0,4	0,54	0,54	0,03	0	0	0	0

Через  $\mu_D(\varphi, d, \psi)$  позначимо функцію приналежності лінгвістичної змінної «кермовий кут» за умови, що значенням лінгвістичної змінної «напрямок» є кут, рівний  $\varphi$ , а значенням лінгвістичної змінної «дистанція» є відстань, що дорівнює  $d$ :

$$\mu_D(\varphi, d, \psi) = \max_{(i,j,k)} \mu_{i,j,k}(\varphi, d, \psi).$$

Значення цієї функції вказані у останньому рядку таблиці 4.6, вони дорівнюють максимальному числу з чисел відповідного стовпця.

Функція приналежності  $\mu_D(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$  нечіткої множини у словесному описанні означає: «кермовий кут при умові, що  $\varphi = \pi/16$  рад та  $d = 72$  см».

Залишилося здійснити дефазифікацію цієї нечіткої множини, тобто перетворити їх у чітке число (тобто визначити, на який кут треба роботу повернути).

Виконаємо дефазифікацію методом визначення центру тяжкості плоскої фігури. Для цього фігура складної форми розбивається на прості фігури, для яких формули для визначення центрів тяжкості відомі у вибраній системі координат.

У даному випадку фігурою складної форми є фігура, утворена графіком функції приналежності  $\mu_D(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$  та віссю абсцис.

Координати центрів тяжкості плоских фігур типу прямокутник та трикутник визначаються за формулами, представленими на рис. 4.9.

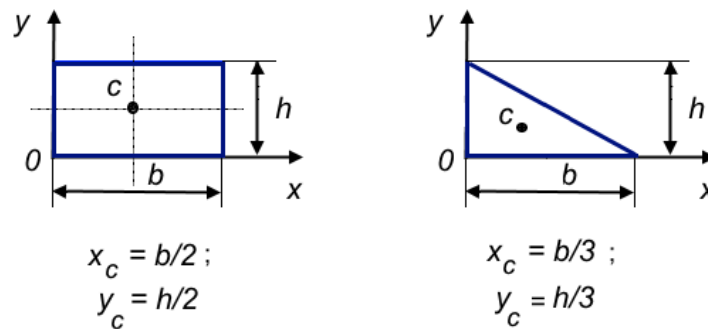


Рисунок 4.9 - Координати центру тяжкості прямокутника та трикутника

Координати центру тяжкості складної плоскої фігури розраховуються за формулами:

$$x_c = \frac{\sum_{k=1}^n (A_k x_k)}{\sum_{k=1}^n A_k};$$

$$y_c = \frac{\sum_{k=1}^n (A_k y_k)}{\sum_{k=1}^n A_k};$$

де  $A_1, A_2, \dots, A_n$  – площі простих фігур;

$x_1, x_2, \dots, x_n, y_1, y_2, \dots, y_n$  – координати центрів тяжкості простих фігур.

У додатку Г приведені розрахунки центру тяжкості фігури, утвореної графіком функції приналежності  $\mu_D(\frac{\pi}{16}, 72, \psi)$  та віссю абсцис. В результаті розрахунків знайдено, що центр тяжкості вказаної фігури має координати:  $x_c = -0.493$  рад,  $y_c = 0.222$  в.о., як показано на рис. 4.10.

Координата  $x_c$  відповідає кермовому куту  $\psi$ , на який треба повернути роботу, щоб обійти перешкоду.

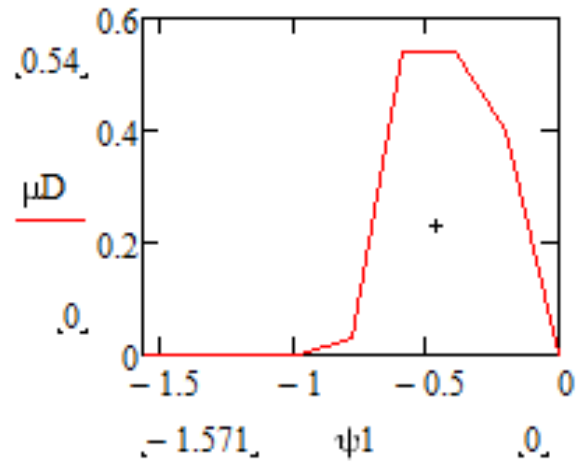


Рисунок 4.10 - Результати розрахунку значення кермового кута  $\psi$

## ВИСНОВКИ

У результаті виконання роботи проаналізовано сучасні тенденції розвитку інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем (ІВС), де ключову роль відіграють адаптивні та самонавчальні системи, експертні системи, нейронні мережі та апарат нечіткої логіки. Було визначено, що застосування цих технологій забезпечує високу точність вимірювання, ефективність та автономність систем у реальних умовах експлуатації.

А також було розроблено структуру вимірювальної системи з автоматичним контролем та динамічною ідентифікацією параметрів керування об'єктом. У системі використовуються датчики температури та вологості, а також мікропроцесор для обробки даних та корекції похибок у реальному часі.

Розроблено алгоритм і програму апроксимації вимірювальних даних, спотворених шумом, на основі гібридної нейрон-нечіткої системи ANFIS. Алгоритм дозволяє значно знизити рівень адитивного шуму у вимірювальних каналах, що підтверджено графічними результатами у системі MATLAB.

Розроблено систему керування рухом мобільного робота на основі апарату нечітких множин. Сформовано нечітку базу знань для ухилення робота від перешкод, де входними змінними є «дистанція» та «напрямок», а вихідною – «кермовий кут». Виконано фазифікацію, обчислено функції приналежності та здійснено дефазифікацію методом центру тяжкості.

В результаті проектування системи керування мобільним роботом за допомогою нечіткої логіки було досягнуто можливості ефективного об'їзду перешкод. Визначено, що для розв'язання задачі використання нечітких множин є оптимальним підходом, оскільки він дозволяє інтегрувати експертні знання операторів для управління роботами.

Загалом, результати дипломної роботи підтверджують ефективність застосування теорії нечітких множин для створення інтелектуальних

вимірювальних систем та автоматичних систем керування. Отримані результати можуть бути використані для розробки адаптивних систем у робототехніці, автоматизації виробничих процесів та інших галузях, де необхідно враховувати невизначеність та варіативність даних.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. ДСТУ 2481-94. Системи оброблення інформації. Інтелектуальні інформаційні технології. Терміни та визначення [Текст]. – Прийнято та надано чинності 1995-01-01. Київ: Держстандарт України, 1994. - 72 с.
2. **Огірко, І.В.** Розвиток інтелектуальних технологій та їхнє впровадження в медіакомунікації та поліграфію [Текст] / І.В. Огірко, М.Ф.Ясінський, В.П. Ткаченко, Л.М. Ясінська-Дамрі, А.О. Шевчук, О.І.Огірко, А.М. Куза. - К.: Комп'ютерні технології друкарства, 2022. – С.200-210.
3. **Гончаренко, Д.В.** Сучасні IoT-реалізації інтелектуальних інформаційно-вимірювальних систем [Електронний ресурс] // Матеріали Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2023)». - Вінниця, 22 червня 2023р. / С. 440-444. Режим доступу: [135336.pdf](#) (дата звернення: 15.11.2024).
4. **Глибовець, М.М.** Штучний інтелект [Текст] / М.М. Глибовець, О.В.Олецький. - Київ: вид. дім «КМ Академія», 2002. – 366 с.
5. **Нікольський, Ю.В.** Системи штучного інтелекту: навчальний посібник [Текст] / Ю.В. Нікольський, В.В. Пасічник, Ю.М. Щербина. - Львів: Магнолія, 2010. – 279 с.
6. Види вимірювальних систем [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [https://studme.org/180334/ekologiya/vidy\\_izmeritelnyh\\_sistem](https://studme.org/180334/ekologiya/vidy_izmeritelnyh_sistem). (дата звернення: 15.11.2024).
7. **Чередніченко, О.Ю.** Аналіз компонентно-орієнтованих методів розробки програмного забезпечення для електронного бізнесу [Електронний ресурс] / О. Ю. Чередніченко, Ю.М. Гонтар, О.В. Іващенко, М.А. Вовк // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2018. – № 2. – С. 80-88.
8. **Стенін, О.А.** Використання CALS-технологій в сучасній промисловості / О.А.Стенін, С. В. Лапковський, М. О. Солдатова // Адаптивні системи

автоматичного управління: міжвідомчий науково-технічний збірник. – 2011. – № 18(38). – С. 114–123.

9. **Замірець, М.В.** CALS-технології в забезпеченні життєвого циклу електронних засобів: Ч. 1 [Текст] / М.В. Замірець, В.М. Ілюшко, С.Ю.Мелешенко, К.Л. Максимова, З.В. Плотнікова, В.В. Рикова. – Навч. посібник. – Харків: Нац. аерокосм. ун-т «Харк. авіац. ін-т», 2005. – 110 с.

10. **Месюра, В. І.** Експертні системи [Текст]. Частина 1: навчальний посібник / В. І. Месюра, А. А. Яровий, І. Р. Арсенюк. – Вінниця: ВНТУ, 2006.– 114 с.

11. **Хлуплянець, А. В.** Модель бази даних і бази знань для вирішення задачі аналізу рівня міжнародного співробітництва наукової організації в науково-технічній сфері : магістерська дис. : 108 Інженерія програмного забезпечення / Хлуплянець Ангеліна Володимирівна. – Київ, 2022. – 109 с.

12. **Субботін, С.О.** Методичні вказівки до виконання практичних робіт з дисципліни “Мультиагентні системи” для студентів спеціальності 7.080402 “Інформаційні технології проектування” [Текст] / С.О. Субботін, О.О.Олійник, А.О. Олійник. – Запоріжжя: ЗНТУ, 2008. – 18 с.

13. **Гевко, І.В.** Ілюстративна і когнітивна функції комп’ютерної графіки в освітньому процесі [Текст] //Науковий вісник Миколаївського національного університету ім. В. О. Сухомлинського / Миколаїв: Видавництво Миколаївського національного університету, 2019, №3 (66) - С. 59-65.

14. **Юсипчук, Р.Ю.** Дослідження адаптивної нейрон-нечіткої системи логічного виведення для багатопараметричного сенсора в інтелектуальному контролері [Текст] / Р.Ю. Юсипчук, А.О. Саченко, О.Ю. Рошупкін // Матеріали другої міжнародної конференції студентів та молодих вчених «Сучасні Інформаційні Технології 2012», 26-27 квітня 2012 р. Інститут комп’ютерних систем. – Одеса: ОНПУ, 2012. – С.7.

15. **Адамик, О.В.** Бази і сховища даних – інформаційний фундамент бухгалтерського обліку та аналізу [Текст] / О. В. Адамик [та інші] // Економічні, управлінські, правові та інформаційнотехнічні проблеми

діяльності підприємств: колективна монографія. – Дніпро: Герда, 2016. – 528 с. ISBN 978-617-7097-58-6. – С. 330-341.

16. **Кирик, В.В.** Математичний апарат штучного інтелекту в електроенергетичних системах [Текст] / В.В. Кирик. - Київ: КПІ ім. Ігоря Сікорського. Вид-во «Політехніка», 2019. – 224 с.

17. **Паламар, М.І.** Контрольно-вимірювальні комплекси: Конспект лекцій [Текст] / М.І. Паламар. – Тернопіль: ТНТУ, 2014. – 157 с.

18. **Юрченко, П. Ю.** Апроксимація кінцевої множини вимірюваних даних, спотворених шумом [Електронний ресурс] / П.Ю. Юрченко, Н.М. Нагорна // Тиждень науки-2024. Факультет радіоелектроніки та телекомунікацій. Збірник тез доповідей щорічної науково-практичної конференції серед студентів, викладачів, науковців, молодих учених і аспірантів, Запоріжжя, 15–19 квітня 2024 р. – Запоріжжя: НУ «Запорізька політехніка», 2024. – С.140-142.

19. Tanaka K. and Wang H. O. (2001). Fuzzy Control Systems Design and Analysis: A Linear Matrix Inequality Approach, New York: Wiley. 320 pages. [This book covers the systematic framework for the stability and design of nonlinear fuzzy control systems based on the Takagi-Sugeno-type fuzzy system].

20. Takagi T. and Sugeno M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 15(1): P. 116–132.

21. **Ціделко В.** Інформаційні технології на базі нечіткої логіки (fuzzy logic) [Текст] / В. Ціделко, В. Хандоняк // Вимірювальна техніка та метрологія: міжвідомчий науково-технічний збірник. Національний університет «Львівська політехніка» / Львів: Видавництво національного університету «Львівська політехніка», 2001 – Випуск 58. – С. 3-15.

22. Нечітка логіка. Основні визначення. [Електронний ресурс]. – Режим доступу:

[https://elearning.sumdu.edu.ua/free\\_content/lectured:075b2e8a0bfe48bcef0ab3106](https://elearning.sumdu.edu.ua/free_content/lectured:075b2e8a0bfe48bcef0ab3106)

[c6d51679abc41f9/20171117122502//117286/index.html/](https://c6d51679abc41f9/20171117122502//117286/index.html/) (дата звернення: 18.11.2024).

23. **Коротка, Л.І.** Обчислювальний інтелект: теорія нечітких множин: навчальний посібник [М.В. / Л.І Коротка., Д.Г. Зеленцов, Н.Ю. Науменко, О.А. Ляшенко, Н.О. Солодка. – Дніпро: ДВНЗ УДХТУ, 2020. – 161 с.
24. **Івахів, О.В.** Основи побудови систем керування з нечіткою логікою: Навч. пос. [Текст] / О.В. Івахів, М.В. Наконечний. – Львів: Растр-7, 2017. – 129с.

## ДОДАТОК А

## Програма «Апроксимація вимірювальних даних, спотворених шумом»

```

time = (0:0.01:6)';
x = sin(40./(time+0.01));
plot(time, x)
title('Невідомий корисний сигнал x','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('x','fontsize',10)
pause;
n1 = randn(size(time));
plot(time, n1)
title('Невідомий сигнал шуму n1','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('n1','fontsize',10)
pause;
domain = linspace(min(n1), max(n1), 20);
[xx, yy] = meshgrid(domain, domain);
zz = 4*sin(xx).*yy./(1+yy.^4);
surf(xx, yy, zz);
title('Шум у каналі описується показаною нелінійною характеристикою','fontsize',10);
xlabel('n1(k)','fontsize',10);
ylabel('n1(k-1)','fontsize',10);
zlabel('n2(k)','fontsize',10);
pause;
n1d0 = n1; % n1 delay 0
n1d1 = [0; n1d0(1:length(n1d0)-1)]; % n1 delay 1
n2 = 4*sin(n1d0).*n1d1./(1+n1d1.^4); % шум у каналі
subplot(2,1,1)
plot(time, n1);
title('Білий шум за функцією randn','fontsize',12)
ylabel('Білий шум n1','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10)
subplot(2,1,2)
plot(time, n2);
xlabel('time','fontsize',10)
title('Шум, заданий аналітично','fontsize',12);
ylabel('n2','fontsize',10);
pause;
m = x + n2; % вимірний сигнал+шум, заданий аналітично
plot(time, m)
title('Вимірний сигнал m з шумовою аналітичною складовою','fontsize',11)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('m','fontsize',10)
%
delayed_n1 = [0; n1(1:length(n1)-1)];
trn_data = [delayed_n1 n1 m];
% Створення початкової мережі
mf_n = 4;

```

```

ss = 0.02;
in_fisimat=genfis1(trn_data, mf_n);
% Використання функції ANFIS для точного налаштування параметрів функцій
% приналежності FIS
out_fisimat = anfis(trn_data, in_fisimat, [nan nan ss]);
% Тестування налаштованої моделі з навчальними даними
estimated_n2 = evalfis(trn_data(:, 1:2), out_fisimat);
estimated_x = m - estimated_n2;
%
subplot(2,1,1)
plot(time, n2)
title('Аналітична модель шуму','fontsize',12)
ylabel('n2','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10);
subplot(2,1,2)
plot(time, estimated_n2)
title('Модель шуму, створена мережею', 'fontsize',12)
ylabel('estimated_n2','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10);
%
subplot(2,1,1)
plot(time, x)
ylabel('Невідома залежність x(t)','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10);
subplot(2,1,2)
plot(time, x)
xlabel('time','fontsize',10);
hold on;
plot(time, estimated_x, '-r','LineWidth',1)
title('Розрахункова залежність x(t)','fontsize',12)
ylabel('x(t)','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10);
%
subplot(3,1,1)
plot(time, n1)
title('Невідомий сигнал шуму n1','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('n1','fontsize',10)
subplot(3,1,2)
plot(time, m)
title('Вимірний сигнал m з шумовою аналітичною складовою','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('m', 'fontsize',10)
subplot(3,1,3)
plot(time, x)
hold on;
plot(time, estimated_x, '-r','LineWidth',1)
title('Сигнал estimated_x після обробки мережею', 'fontsize',12)
ylabel('estimated_x','fontsize',10);
xlabel('time','fontsize',10);
%
subplot(3,1,1)

```

```

plot(time, x)
title('Корисний сигнал x, на виході передатчика','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('x','fontsize',10)
subplot(3,1,2)
plot(time, m)
title('Сигнал m на вході приймача','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('m','fontsize',10)
subplot(3,1,3)
plot(time, estimated_x,'-r')
title('Сигнал estimated_x після обробки мережею ANFIS','fontsize',12)
xlabel('time','fontsize',10)
ylabel('estimated_x','fontsize',10)

```

Результати роботи програми

ANFIS info:

```

Number of nodes: 53
Number of linear parameters: 48
Number of nonlinear parameters: 24
Total number of parameters: 72
Number of training data pairs: 601
Number of checking data pairs: 0
Number of fuzzy rules: 16

```

Start training ANFIS ...

```

1    0.699454
2    0.698724
3    0.698035
4    0.697383
5    0.696763

```

Step size increases to 0.022000 after epoch 5.

```

6    0.696172
7    0.69555
8    0.694957
9    0.694388

```

Step size increases to 0.024200 after epoch 9.

```

10   0.693843

```

Designated epoch number reached --> ANFIS training completed at epoch 10.

## ДОДАТОК Б

Результати аналізу за програмою апроксимації вимірювальних даних,  
спотворених шумом

Результати аналізу за програмою апроксимації вимірювальних даних,  
спотворених шумом, показані на рисунках Б.1 – Б.12.

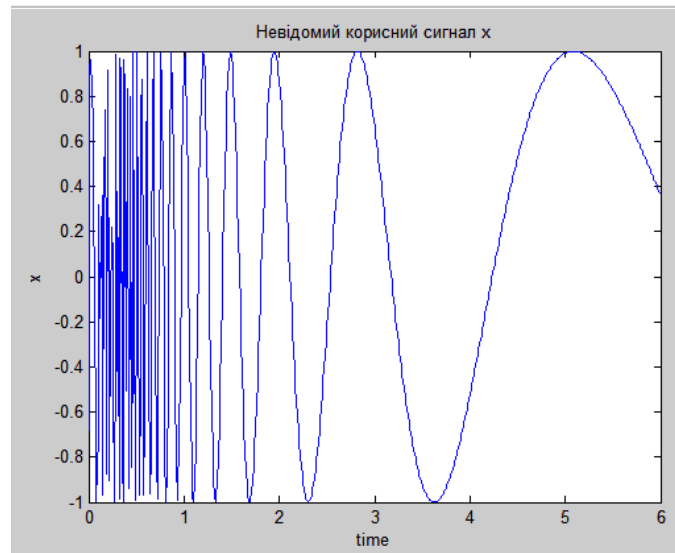


Рисунок Б.1 – Невідомий корисний сигнал (у програмі заданий дискретизованою аналітичною залежністю)

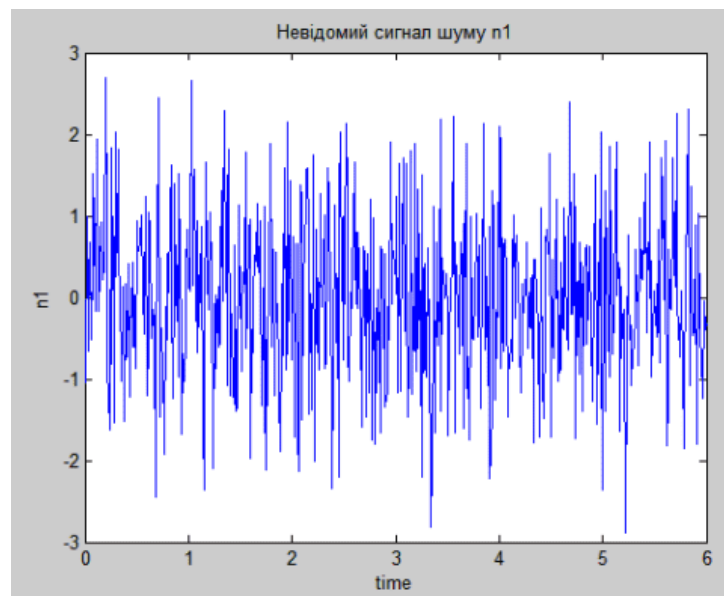


Рисунок Б.2 – Невідомий сигнал шуму у каналі (у програмі заданий функцією randn)

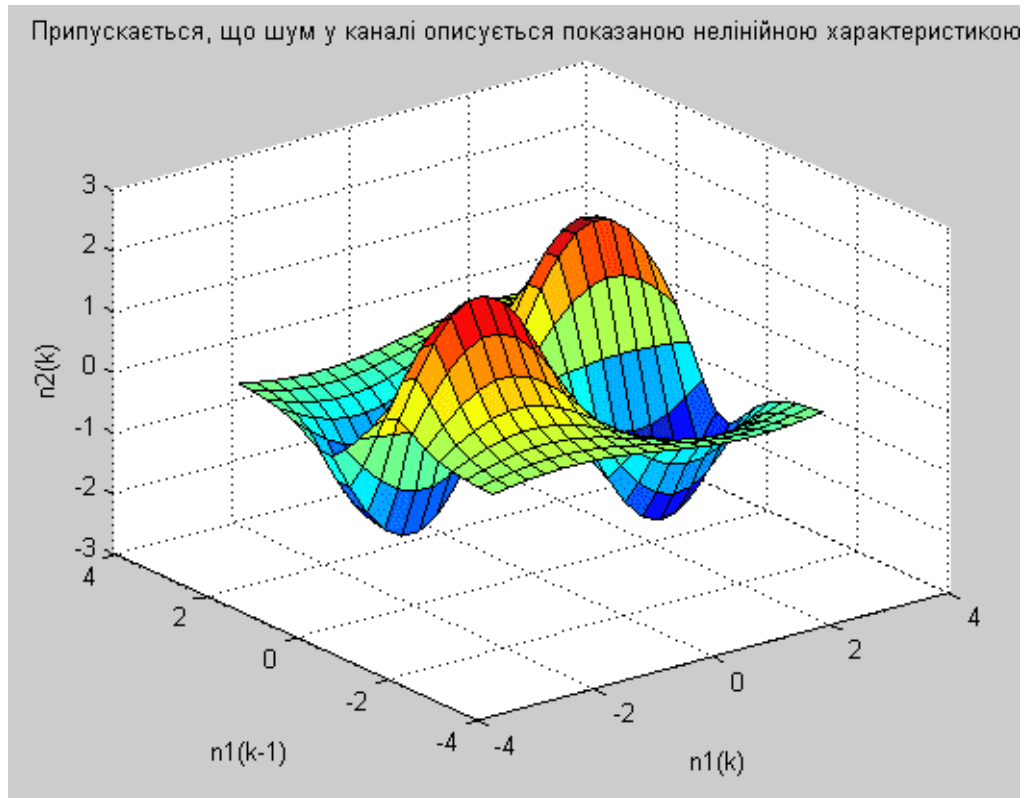


Рисунок Б.3 – Поверхня, якою описується шум у каналі

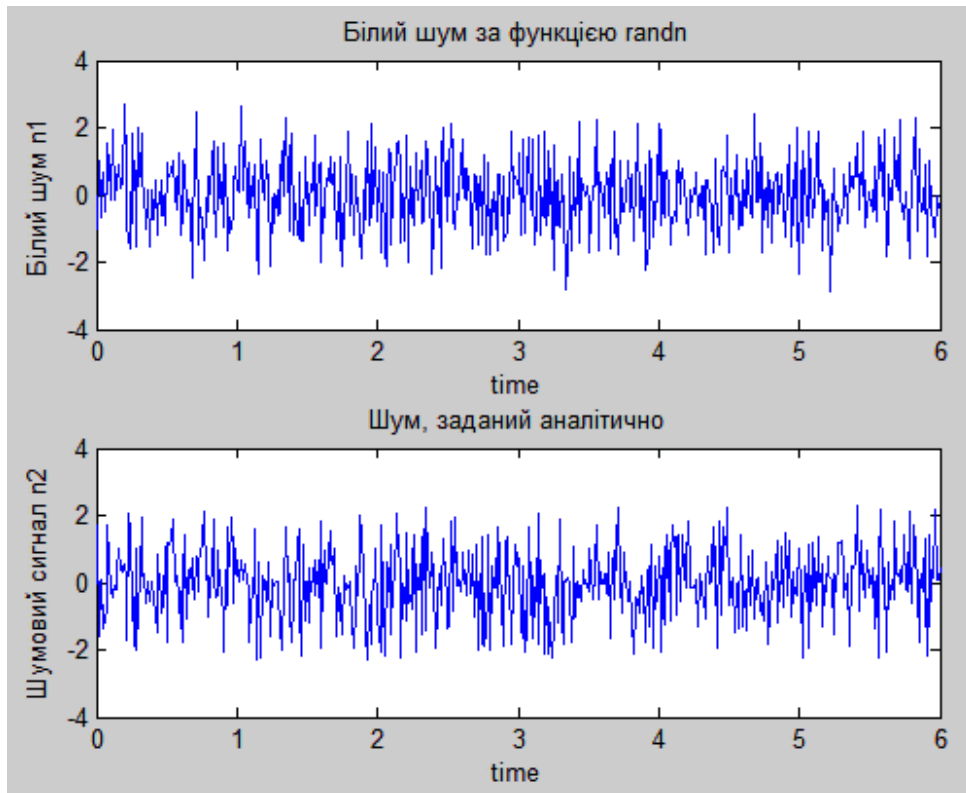


Рисунок Б.4 – Часові залежності шумів у каналі, що задані різними способами

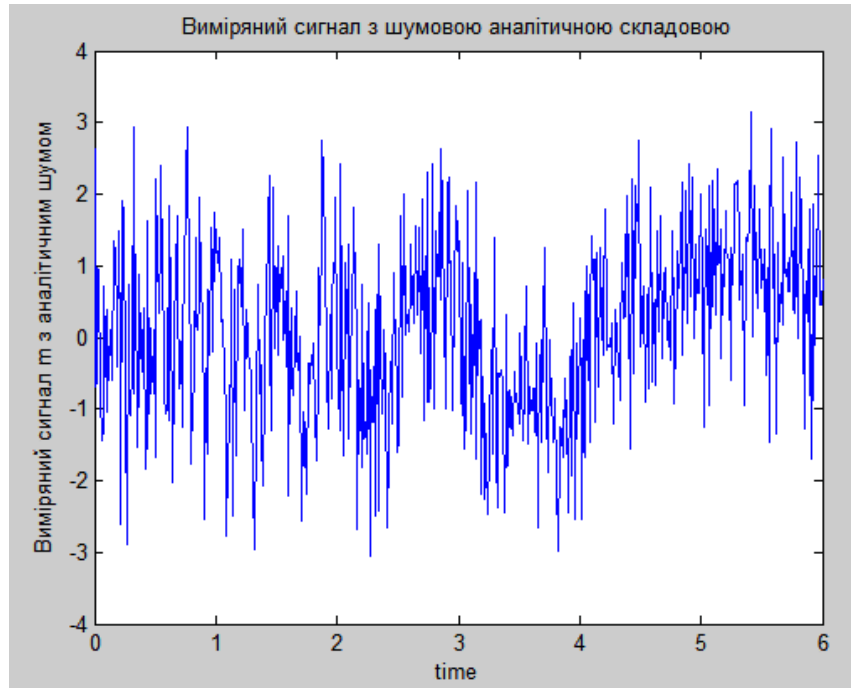


Рисунок Б.5 – Корисний сигнал з шумовою складовою на приймальному кінці каналу до обробки його нейро-нечіткою мережею

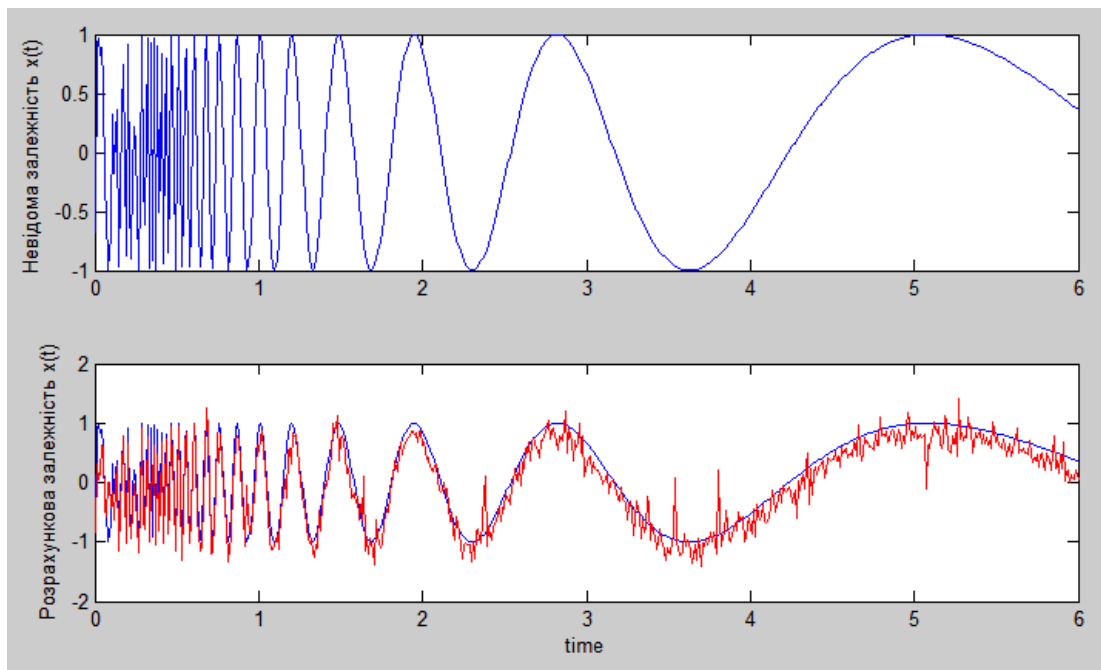


Рисунок Б.6 – Корисний сигнал з шумовою складовою на приймальному кінці каналу після обробки його нейро-нечіткою мережею

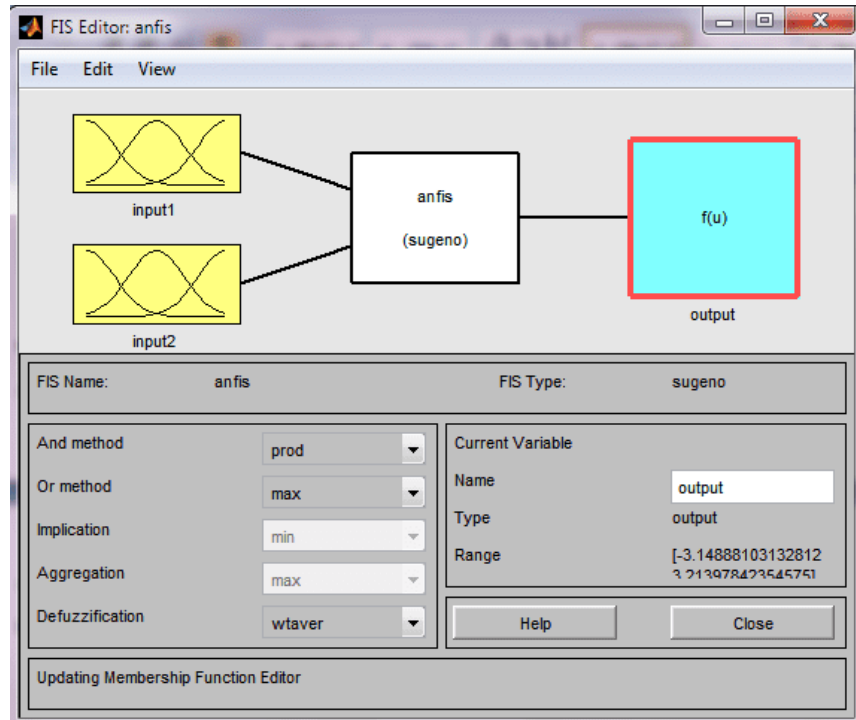


Рисунок Б.7 – Узагальнена структура отриманої у програмі системи нечіткого висновку типу Сугено з двома входами, одним виходом. Ця система під назвою ANFIS виконує фазифікацію функціями gbellmf

Рисунок Б.8 – Функції приналежності, використовувані мережею ANFIS (одиниця у дужках вказує на вагу функції приналежності), яка створена у програмі

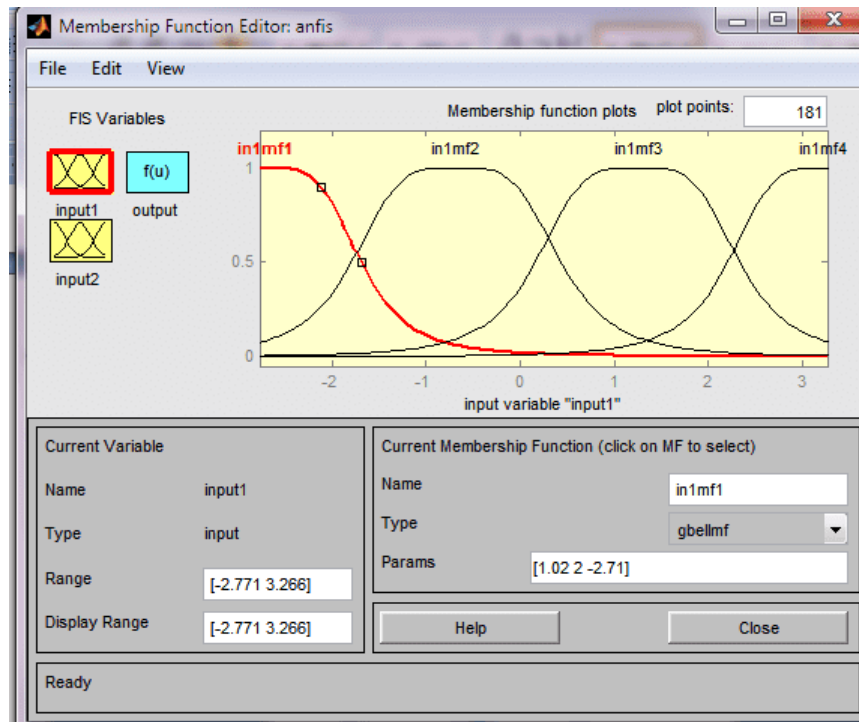


Рисунок Б.9 – Вікно редактора функцій приналежності: система автоматично визначила чотири апріорних функцій приналежності

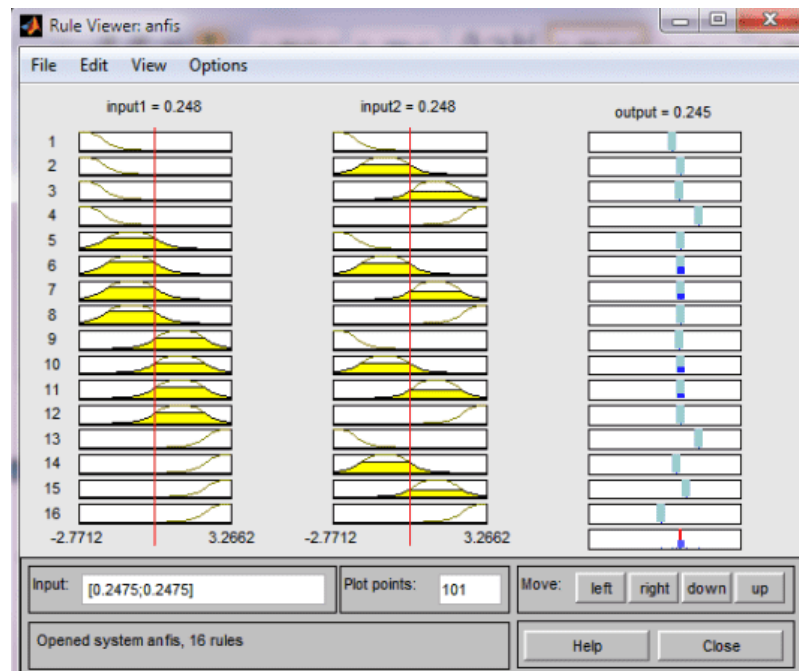


Рисунок Б.10 – Вікно переглядача правил (ruleview) для системи нечіткого висновку і діаграма нечіткого висновку.

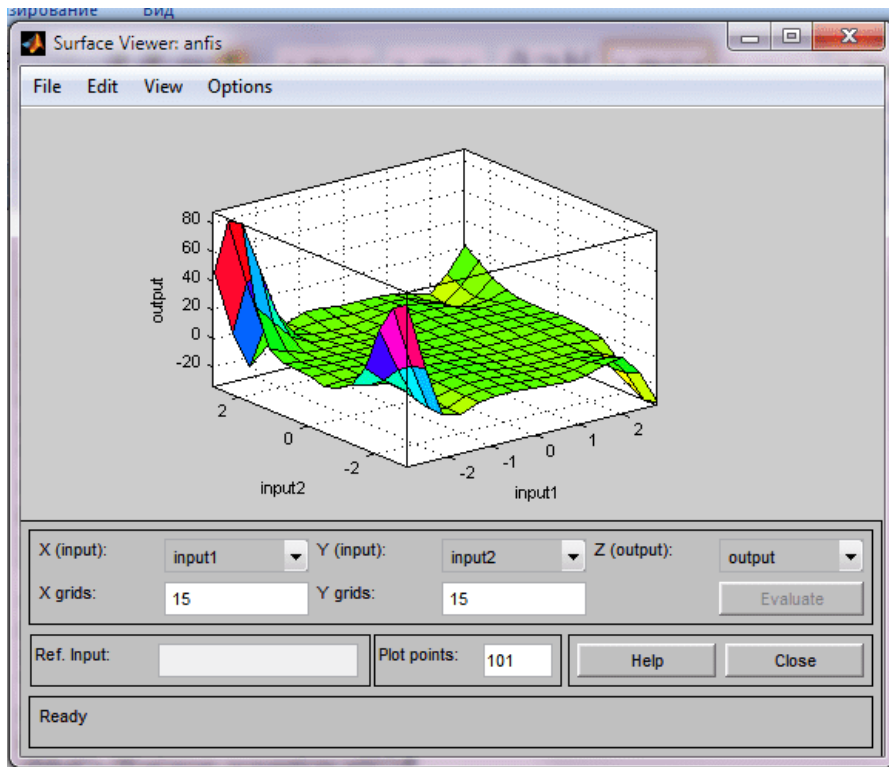


Рисунок Б.11 – Поверхня нечіткого виводу для структури FIS

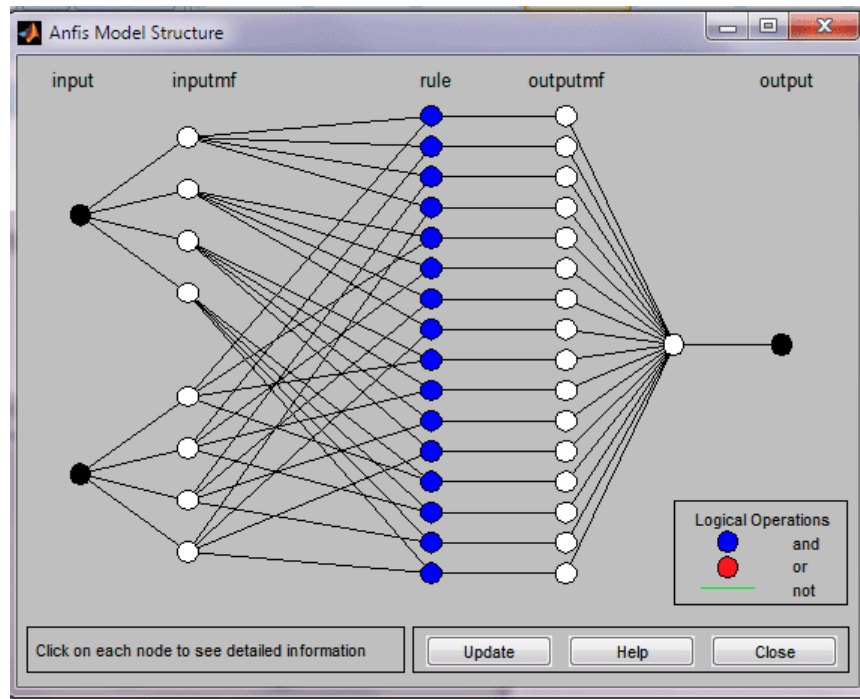


Рисунок Б.12 – Структура отриманої нейро-нечіткої мережі

## Додаток В

### Програми отримання графіків функцій приналежності у системі MATLAB

Функції приналежності термів змінної «напрямок» показані на рис. В.1.

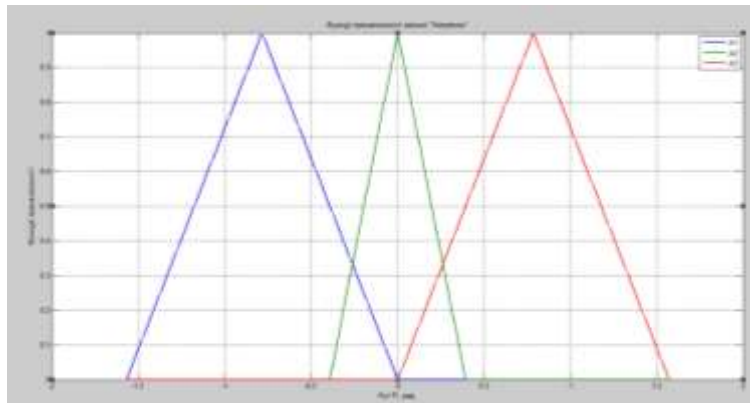


Рисунок В.1 - Функції приналежності термів змінної «напрямок»

```
x=-pi/2:0.01:pi/2;
a1=trimf(x,[-pi/2 -pi/4 0]);
a2=trimf(x,[-pi/8 0 pi/8]);
a3=trimf(x,[0 pi/4 pi/2]);
plot(x,a1,x,a2,x,a3);
xlabel('Кут Fi, рад'); ylabel('Функція приналежності');
title('Функції приналежності змінної "Напрямок");
```

Функції приналежності термів змінної «дистанція» показані на рис. В.2.

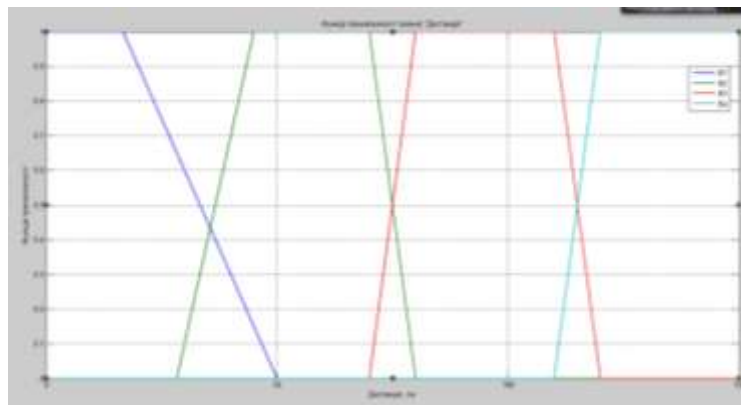


Рисунок В.2 - Функції приналежності термів змінної «дистанція»

```

x=0:0.01:150;
b1=trapmf(x,[0 0 16.67 50]);
b2=trapmf(x,[28.33 45 70 80]);
b3=trapmf(x,[70 80 110 120]);
b4=trapmf(x,[110 120 150 150]);
plot(x,b1,x,b2,x,b3,x,b4);
gridon;
xlabel('Дистанція, см'); ylabel('Функція приналежності');
title('Функції приналежності змінної "Дистанція");

```

Функції приналежності термів вихідної змінної показані на рис. В.3.

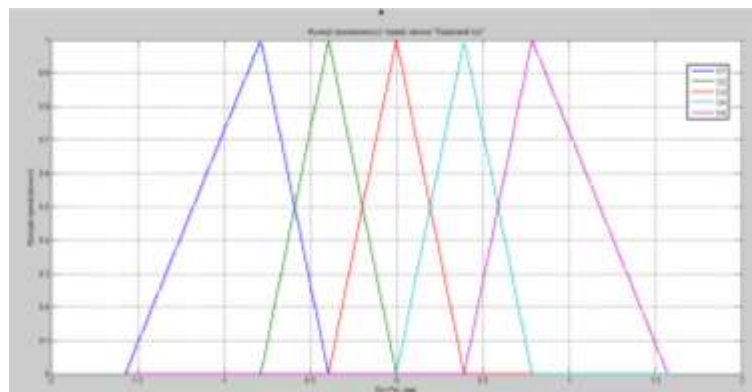


Рисунок В.3 - Функції приналежності термів вихідної змінної

```

x=-pi/2:0.01:pi/2;
d1=trimf(x,[-pi/2 -pi/4 -pi/8]);
d2=trimf(x,[-pi/4 -pi/8 0]);
d3=trimf(x,[-pi/8 0 pi/8]);
d4=trimf(x,[0 pi/8 pi/4]);
d5=trimf(x,[pi/8 pi/4 pi/2]);
plot(x,d1,x,d2,x,d3,x,d4,x,d5);
xlabel('Кут Psi, рад'); ylabel('Функція приналежності');
title('Функції приналежності термів змінної "Кермовий кут");
gridon;

```

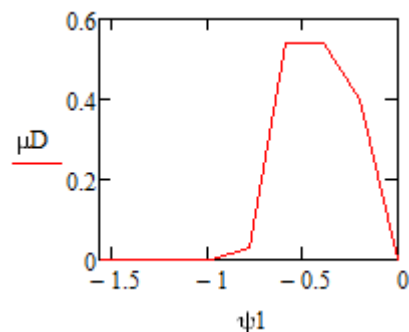
## Додаток Г

### Програма розрахунку центру тяжкості в системі Маткад

Введення значень лінгвістичної змінної "кермовий кут" (позначення  $\psi$  та  $\psi_1$ ) і функції приналежності цієї змінної (позначення  $\mu_D$ ) при заданих кутах.

$$\psi := \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{\pi}{16} \\ 2\frac{-\pi}{16} \\ 3\frac{-\pi}{16} \\ 4\frac{-\pi}{16} \\ 5\frac{-\pi}{16} \\ 6\frac{-\pi}{16} \\ 7\frac{-\pi}{16} \\ 8\frac{-\pi}{16} \end{pmatrix} \quad \psi_1 := \begin{pmatrix} 0 \\ -0.1963 \\ -0.3927 \\ -0.589 \\ -0.7854 \\ -0.982 \\ -1.1781 \\ -1.3744 \\ -1.571 \end{pmatrix} \quad \mu_D := \begin{pmatrix} 0 \\ 0.4 \\ 0.54 \\ 0.54 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

Отримуємо графік функції  $\mu_D(\psi)$ :



Розбиваємо фігури  $\mu_D(\psi)$  на елементарні фігури (трикутники і прямокутники). Визначаємо площі фігур:

$$A1 := \frac{1}{2} \cdot (0.1963) \cdot 0.4$$

$$A2 := \frac{1}{2} \cdot (0.3927 - 0.1963) \cdot (0.54 - 0.4)$$

$$A3 := \frac{1}{2} \cdot (0.7854 - 0.589) \cdot (0.54 - 0.03)$$

$$A4 := \frac{1}{2} \cdot (0.982 - 0.7854) \cdot (0.03 - 0)$$

$$A5 := (0.3927 - 0.1963) \cdot 0.4$$

$$A6 := (0.589 - 0.3927) \cdot 0.54$$

$$A7 := (0.7854 - 0.589) \cdot 0.03$$

Визначаємо координати центру тяжкості кожної з фігур:

$$x1 := \frac{0 + (-0.1963) + (-0.1963)}{3} = -0.131$$

$$y1 := \frac{0 + 0 + 0.4}{3} = 0.133$$

$$x2 := \frac{(-0.1963) + (-0.3927) + (-0.3927)}{3} = -0.327$$

$$y2 := \frac{0.4 + 0.4 + 0.54}{3} = 0.447$$

$$x3 := \frac{(-0.589) + (-0.589) + (-0.7854)}{3} = -0.654$$

$$y3 := \frac{0.03 + 0.54 + 0.03}{3} = 0.2$$

$$x4 := \frac{(-0.7854) + (-0.7854) + (-0.982)}{3} = -0.851$$

$$y4 := \frac{0 + 0.03 + 0}{3} = 0.01$$

$$x5 := \frac{-0.3927 - -0.1963}{2} + (-0.1963) = -0.295$$

$$y5 := \frac{0.4}{2} = 0.2$$

$$x6 := \frac{(-0.7854) - (-0.589)}{2} + (-0.589) = -0.687$$

$$y6 := \frac{0.54}{2} = 0.27$$

$$x7 := \frac{(-0.982) - (-0.7854)}{2} + (-0.7854) = -0.884$$

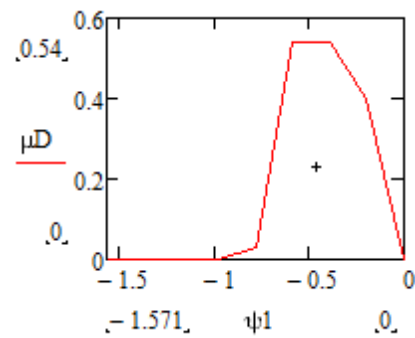
$$y7 := \frac{0.03}{2} = 0.015$$

Визначаємо центр тяжкості всієї фігури (координати  $x_c$ ,  $y_c$ ):

$$x_c := \frac{(A1 \cdot x1 + A2 \cdot x2 + A3 \cdot x3 + A4 \cdot x4 + A5 \cdot x5 + A6 \cdot x6 + A7 \cdot x7)}{A1 + A2 + A3 + A4 + A5 + A6 + A7} = -0.493$$

$$y_c := \frac{(A1 \cdot y1 + A2 \cdot y2 + A3 \cdot y3 + A4 \cdot y4 + A5 \cdot y5 + A6 \cdot y6 + A7 \cdot y7)}{A1 + A2 + A3 + A4 + A5 + A6 + A7} = 0.222$$

Будуємо графік функції приналежності  $\mu_D(\psi)$  з центром тяжкості:



Координата  $x_c$  відповідає куту, на який треба повернути роботу для того, щоб обійти перешкоду