

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ  
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ХАРЧОВИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Інститут (факультет ) автоматизації і комп'ютерних систем  
Кафедра автоматизації та комп'ютерних технологій систем управління

«До захисту в ЕК»  
Директор інституту(декан факультету)  
\_\_\_\_\_ Андрій ФОРСЮК  
(підпис) (ім'я та прізвище)

« \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

«До захисту допущено»  
Завідувач кафедри  
\_\_\_\_\_ Ярослав СМІТЮХ  
(підпис) (ім'я та прізвище)

« \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 20\_\_ р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА  
НА ЗДОБУТТЯ ОСВІТЬОГО СТУПЕНЯ МАГІСТРА

зі спеціальності 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та  
робототехніка»

(код та назва спеціальності)

освітньо-професійної програми «Комп'ютерні технології та програмування в  
автоматизованих системах управління»

на тему: «Інтелектуальна система керування бурякопереробним відділенням  
цукрового заводу»

Виконав: здобувач 2 курсу, групи ЗАК-2-1М

ГАВРИЛОВ Денис Миколайович \_\_\_\_\_  
(прізвище, ім'я, по батькові повністю) (підпис)

Керівник КИШЕНЬКО Василь Дмитрович \_\_\_\_\_  
(прізвище , ім'я та по батькові повністю) (підпис)

Консультанти \_\_\_\_\_  
(ім'я та прізвище) (підпис)

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище) (підпис)

\_\_\_\_\_ (ім'я та прізвище) (підпис)

Рецензент Олена Андріюк \_\_\_\_\_  
(ім'я та прізвище) (підпис)

Я як здобувач(ка) Національного університету харчових технологій розумію і підтримую політику університету з академічної доброчесності. Я не надавав(-ла) і не одержував(-ла) недозволеної допомоги під час підготовки цієї роботи. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело

Здобувач \_\_\_\_\_  
(підпис)

Київ - 2024р.

# ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач  
кафедри Ярослав СМІТЮХ

“ ” \_\_\_\_\_ 20\_\_ року

## ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ ЗДОБУВАЧА

Гаврилов Денис Миколайович

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Інтелектуальна система керування бурякопереробним відділенням цукрового заводу»

керівник роботи професор, к.т.н. Кишенько Василь Дмитрович,

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

затверджені наказом закладу вищої освіти від “07” 10 2024 року № 885-кс

2. Строк подання здобувачем роботи \_\_\_\_\_

3. Вихідні дані до роботи

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, які потрібно розробити). Вступ. 1 розділ Сучасний стан досліджень в області інтелектуальних систем і основні тенденції розвитку. 2. Розділ Моделювання задач аналізу предметної області з використанням лінгвістичного підходу, теорії нечітких множин і нейронних мереж. 3 розділ Розробка інтелектуальної системи нечіткого регулювання для дифузійної установки цукрового заводу з використанням сучасних інформаційних технологій. Висновки. Список використаних джерел.

5. Перелік графічного матеріалу: Вікно редагування функцій належності для витрати бурякової стружки, Вікно редагування функцій належності для температури в установці, Вікно відображення поверхні відгуку залежності температури та витрати бурякової стружки, Вікно відображення поверхні відгуку залежності витрати стружки та води, Схема ОУ, Схема ОУ з П-регулятором, Схема ОУ з ПД-регулятором, схема Поверхня відгуку для нечіткого регулятора, Схема ОУ з нечітким регулятором.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв

7. Дата видачі завдання \_\_\_\_\_

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів виконання кваліфікаційної роботи	Строк виконання етапів роботи	Примітка
1	Розділ 1	10.10.2024	
2	Розділ 2	16.10.2024	

3	Розділ 3	3.11.2024	
4	Вступ, висновки	25.11.2024	
5	Анотація, оформлення роботи	01.12.2024	

**Здобувач** \_\_\_\_\_  
(підпис)

Гаврилов Д.М.  
(прізвище та ініціали)

**Керівник роботи** \_\_\_\_\_  
( підпис )

Кишенько В.Д.  
(прізвище та ініціали)

## АНОТАЦІЯ

Гаврилов Д.М. «Інтелектуальні системи керування бурякопереробним відділенням цукрового заводу». Кваліфікаційна робота для отримання освітнього ступеню – магістр. Спеціальність 174 «Автоматизація, комп'ютерно-інтегровані технології та робототехніка».

У роботі проведений огляд, на основі представленої класифікації методів та підходів до завдання прийняття рішень, а також з урахуванням статистичної інформації про динаміку якісних та кількісних змін на ринку інтелектуальних систем. Все це і визначило напрямок досліджень у роботі, основною метою якої є розробка та програмна реалізація математичної моделі для вирішення завдань аналізу з різних предметних областей на основі комплексного підходу до використання теорії нечітких множин і штучних нейронних мереж.

Актуальність роботи в основі будь-якого завдання штучного інтелекту (розпізнавання образів, мовлення, прийняття рішень, прогноз тощо) лежить завдання аналізу предметної галузі, суть якої зводиться до становлення взаємозв'язків між об'єктами предметної галузі та виявлення законів впливу одних об'єктів на інші.

Стає очевидним, що для отримання якісних та достовірних результатів необхідний комплексний підхід до вирішення задач аналізу, що дозволяє використовувати переваги різних методів.

Для управління виробництвом нині потрібні ефективні методи й інструменти підтримки рішень на всіх рівнях його функціонування. Різноманіття цілей і завдань, які виникають у процесі прийняття рішень, їх складність і часові обмеження властиві дуже багатьом проблемам, щодо яких приймають рішення, потребують комп'ютерної підтримки цього процесу. Створення таких інтелектуальних систем підтримки рішень, які забезпечили б менеджера сучасними способами аналізу інформації, генерації варіантів рішень, їх оцінками й вибором найкращого варіанта, – надзвичайно важливе й актуальне завдання.

Ключові слова: інтелектуальні системи, штучний інтелект, переваги методів, ефективні методи та інструменти, прийняття рішень, дифузійна установка, цукрове підприємство.

## ANNOTATION

Gavrilov D.M. "Intelligent management systems of the beet processing department of the sugar factory". Qualification work for obtaining an educational degree - master's degree. Specialty 174 "Automation, computer-integrated technologies and robotics."

The work provides a review based on the presented classification of methods and approaches to the decision-making task, as well as taking into account statistical information about the dynamics of qualitative and quantitative changes in the market of intelligent systems. All this determined the direction of research in the work, the main goal of which is the development and software implementation of a mathematical model for solving analysis tasks from various subject areas based on a comprehensive approach to the use of the theory of fuzzy sets and artificial neural networks.

The relevance of the work at the heart of any task of artificial intelligence (image recognition, speech, decision-making, forecasting, etc.) lies in the task of analyzing the subject area, the essence of which is reduced to establishing relationships between objects of the subject area and identifying the laws of influence of certain objects on others.

It becomes obvious that in order to obtain high-quality and reliable results, a comprehensive approach to solving analysis problems is necessary, which allows using the advantages of various methods.

Production management now requires effective methods and decision support tools at all levels of its operation. The variety of goals and tasks that arise in the process of decision-making, their complexity and time constraints are characteristic of many decision-making problems that require computer support for this process. The creation of such intelligent decision support systems, which would provide the manager with modern methods of information analysis, generation of decision options, their evaluation and selection of the best option, is an extremely important and urgent task.

Key words: intelligent systems, artificial intelligence, advantages of methods, effective methods and tools, decision-making, diffusion plant, sugar enterprise.

## ЗМІСТ

### 1. СУЧАСНИЙ СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ В ОБЛАСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ І ОСНОВНІ ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ.

#### 1.1. Класифікація інтелектуальних систем.

##### 1.1.1. Класифікація ІС за групами методів, що використовуються

##### 1.1.2. Класифікація ІС за моделями представлення знань

##### 1.1.3. Класифікація ІС по колу розв'язуваних завдань.

##### 1.1.4. Класифікація ІС на кшталт завдань, розв'язуваних в предметній області.

#### 1.2. Види невизначеності завдань ухвалення рішення.

#### 1.3. Підходи до прийняття рішень

#### 1.4. Методи завдання прийняття рішень

##### 1.4.1. Методи завдання прийняття рішень на основі нечіткої множини та нечіткого відношення.

##### 1.4.2. Методи завдання прийняття рішень на основі лінгвістичної змінної

##### 1.4.4. Методи завдання прийняття рішень для обмеженої інформації

##### 1.4.3. Методи завдання прийняття рішень з урахуванням аксіоматичної теорії корисності.

##### 1.4.5. Евристичні методи завдання прийняття рішень.

#### 1.5. Колективні методи завдання прийняття рішень

#### 1.6. Побудова функцій власності

#### 1.7. Теорія нейронних мереж.

#### 1.8. Класифікація методів навчання

#### 1.9. Тенденції розвитку досліджень та розробок у галузі інтелектуальних систем та основні висновки.

### 2. МОДЕЛЮВАННЯ ЗАДАЧ АНАЛІЗУ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТИ З ВИКОРИСТАННЯМ ЛІНГВІСТИЧНОГО ПІДХОДУ, ТЕОРІЇ НЕЧІТКИХ МНОЖИН І НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.

#### 2.1. Структурна та математична моделі предметної галузі.

#### 2.2. Комплексний підхід до розв'язання задач аналізу.

##### 2.2.1. Передобробка.

##### 2.2.2. Вихідні дані у вигляді нечітких висловлювань.

- 2.2.3. Метод дефазифікації нечітких даних.
- 2.2.4. Методика нормування та центрування вхідного вектора.
- 2.2.5. Модель РТС.
- 2.2.6. Методи навчання ІНС.
  - 2.2.6.1. Метод зворотного розповсюдження помилки.
  - 2.2.6.2. Метод динамічних ядер
- 2.2.7. Інтерпретація результатів
  - 2.2.7.1. Метод масштабування вихідних сигналів
  - 2.2.7.2. Класичні методи інтерпретації результатів.
  - 2.2.7.3. Метод нечіткої інтерпретації.
- 2.3. Висновки та результати.

### 3. РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ НЕЧІТКОГО РЕГУЛЮВАННЯ ДЛЯ ДИФУЗІЙНОЇ УСТАНОВКИ ЦУКРОВОГО ЗАВОДУ З ВИКОРИСТАННЯМ СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

- 3.1. Характеристика об'єкта
- 3.2. Структура експертної системи.
- 3.3. Лінгвістична апроксимацію вхідних та вихідних параметрів
- 3.4. Розробка бази правил для нечіткої системи.
- 3.5. Побудова нечіткого регулятора
- 3.6. Висновок
- 4. ВИСНОВКИ
- 5. Список використаних джерел

## ВСТУП

Для сучасного етапу науково-технічного прогресу характерне переважання неформалізованих або погано формалізованих проблем, алгоритмічне вирішення яких або неможливе, або є дуже громіздким.

В останні роки спостерігається бурхливий розвиток систем штучного інтелекту. Це необхідністю обробки великих обсягів інформації та вирішенням складних завдань за умов, максимально наближених до реальних, тобто в умовах багатозначності, суперечливості, недостовірності, неповноти вихідної інформації та за відсутності можливості аналітичного вирішення проблеми.

Актуальність роботи в основі будь-якого завдання штучного інтелекту (розпізнавання образів, мовлення, прийняття рішень, прогноз тощо) лежить завдання аналізу предметної галузі, суть якої зводиться до становлення взаємозв'язків між об'єктами предметної галузі та виявлення законів впливу одних об'єктів на інші.

Стає очевидним, що для отримання якісних та достовірних результатів необхідний комплексний підхід до вирішення задач аналізу, що дозволяє використовувати переваги різних методів.

Для реалізації завдань аналізу, як правило, використовуються експертні системи (ЕС) - програми, що імітують міркування людини-експерта та пояснюють, на основі яких даних та міркувань було отримано результат. Експертні системи є одним із найрозвиненіших напрямків штучного інтелекту.

Управління сучасним промисловим підприємством, що функціонує на початку третього тисячоліття, потребує використання не тільки нагромадженого в менеджменті досвіду і розроблених раніше підходів, а насамперед перспективних та ефективних методів, які ґрунтуються на досягненнях сучасних інформаційних технологій, і методів штучного інтелекту, а також наукових розробок у сфері підтримки прийняття рішень. Для управління виробництвом нині потрібні ефективні методи й інструменти підтримки рішень на всіх рівнях його функціонування. Різноманіття цілей і завдань, які виникають у процесі прийняття рішень, їх складність і часові обмеження властиві дуже багатьом проблемам, щодо яких приймають рішення, потребують комп'ютерної підтримки цього процесу. Створення таких інтелектуальних систем підтримки рішень, які забезпечили б менеджера сучасними способами аналізу інформації, генерації

варіантів рішень, їх оцінками й вибором найкращого варіанта, – надзвичайно важливе й актуальне завдання. При цьому під поняттям інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) в управлінні виробництвом розуміємо людино-машинні інтерактивні системи, що дозволяють відповідальній особі підтримувати всі етапи процесу прийняття рішень, а також здатні до набуття нових знань, до навчання в результаті аналізу нагромаджених знань і досвіду, адаптації їх до динамічно-змінюваних зовнішніх умов і поточного стану всіх складових елементів виробничої системи.

Об'єднання інтелектуальних технологій із традиційною експертною системою, у якій знання подано символічно, дозволить створити інтелектуальні системи, здатні вирішувати складні проблеми, слабо структуровані або неструктуровані, які потребують обробки всіляких видів знань. Використовуючи всі позитивні якості й унікальні можливості кожної із технологій, що виходять до їх складу, такі гібридні системи підтримки рішень мають вищий інтелектуальний потенціал.

Технологічні комплекси харчових виробництв, в тому числі дифузійне відділення цукрового заводу, є складними об'єктами управління. Характерними ознаками складних систем управління є: висока ступінь невизначеності різних форм, значний рівень шумів, багатокритеріальність, нелінійний характер поведінки. Прийняття рішень по управлінню в таких умовах є надзвичайно важким, а в деяких випадках здійснюється рефлексивно на основі досвіду та інтуїції обслуговуючого персоналу. Через значну інерційність об'єктів управління ефективність прийнятих управляючих дій на об'єкт управління може бути недостатньою. Комп'ютеризовані системи управління в нинішніх умовах орієнтовані в основному на лінійні, детерміновані або стохастичні з відомими статистичними закономірностями об'єкти управління, при цьому не враховуються властиві для технологічних комплексів харчових виробництв особливості проявів складної поведінки.

Тому, для підвищення ефективності систем управління складними технологічними комплексами харчових виробництв необхідно проводити оперативний аналіз інформації, яка отримується в процесі функціонування систем управління. Такі функції відводяться підсистемі технологічного моніторингу, яка проводить оперативну обробку вхідної-вихідної інформації, здійснює прогнозування розвитку об'єкта управління. Цим самим, створюються необхідні передумови для поліпшення самого процесу прийняття рішень по управлінню.

# 1. СУЧАСНИЙ СТАН ДОСЛІДЖЕНЬ В ОБЛАСТІ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ І ОСНОВНІ ТЕНДЕНЦІЇ РОЗВИТКУ.

## 1.1. Класифікація інтелектуальних систем.

Інтелектуальні системи (ІС) - це системи програмного забезпечення, основними структурними елементами яких є база знань та механізм логічних висновків.

Для позначення робіт у галузі баз знань в англійській літературі прийнято використовувати термін knowledge engineering (інженерія знань), запроваджений Фейгенбаумом. Однак в українській літературі термін інженерія знань використовується рідко. Найчастіше його замінюють терміном експертні системи (ЕС). Існує ціла низка визначень цього терміну. Зупинимося на наступному.

ЕС - це інтелектуальна програма, здатна робити логічні висновки на підставі знань у конкретній предметній галузі і забезпечує вирішення специфічних завдань.

### 1.1.1. Класифікація ІС за групами методів, що використовуються.

Наведено класифікацію систем за використовуваними методами та виділено такі напрямки:

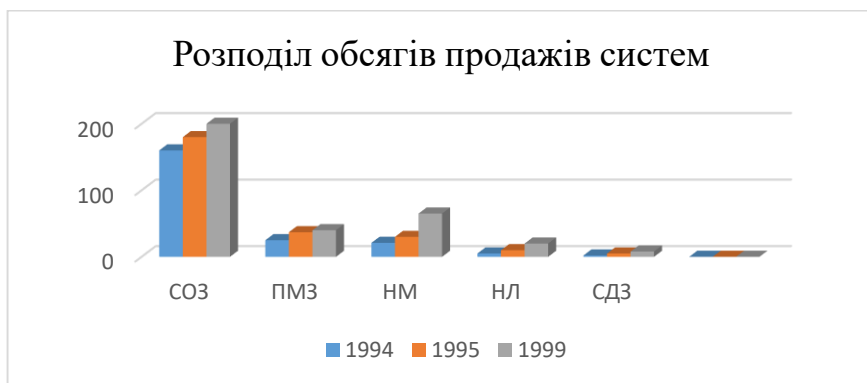
- Системи, засновані на знаннях (СОЗ);
- природно-мовні засоби (ПМЗ) ;
- нейронні мережі (НМ);
- нечітка логіка – fuzzy logic (НЛ);
- Системи добування знань (СДЗ);
- Генетичні алгоритми (ГА).

Об'єктивною оцінкою практичної значущості напрямів ШТ є обсяг їх продажів. На мал. 1.1 представлено розподіл обсягів продажів систем, що використовують методи штучного інтелекту в США за 1994, 1995 1999 .

В даний час, лідируюче становище, як і раніше, займають системи засновані на знаннях і системи здобуття знань.

Деяко менш популярні системи, що використовують розмиту логіку та нейронні мережі, проте динаміка зростання кількості ІС, що використовують ці методи, порівняно з 1995р. говорить про те, що ці два напрями є найперспективнішими. Природно-мовні системи та генетичні алгоритми використовуються значно рідше й у комплексі з нейронними мережами.

Група методів отримання знань не розглядається окремо, оскільки отримання знань стає метою створення ІС, отже, втрачає свою специфіку.



Мал. 1.1. Розподіл обсягів продажу ІС США.

### 1.1.2. Класифікація ІС за моделями представлення знань.

Зазвичай виділяють логічні моделі, моделі на основі семантичних мереж та фреймові моделі, а також моделі, одержувані поєднаннями базових моделей, наприклад, продукційні моделі сценарії та ленеми. Зупинимось докладніше на фреймовій моделі.

Поняття кадру вперше було введено М.Мінським у зв'язку з недостатньою виразністю логічних засобів для подання складної інформації.

Теорія фреймів — це парадигма уявлення знань відповідно до психологічної моделі процесу мислення людини, коли знання містяться у вигляді певних структурних одиниць - фреймів, реалізованих по-різному у різних мовах уявлення знань. Проте основний акцент ідеї кадру полягає у поєднанні розвинених засобів опису структур із процедурною компонентою.

У літературі зустрічається два варіанти представлення фреймів: у вигляді таблиці та у вигляді списку імен та значень слотів. У загальному випадку зручніше подання у вигляді списку, тому під кадровим описом будемо розуміти структуру виду:

$$F[\langle N_1, V_1 \rangle, \langle N_2, V_2 \rangle, \dots, \langle N_k, V_k \rangle],$$

де  $F$  - ім'я кадру; пара  $\langle N_i, V_i \rangle$  -  $i$ -й слот,  $N$  - ім'я слота,  $V_i$  - його значення.

Значення слота може бути послідовністю  $\langle K_1 \rangle \langle L_1 \rangle; \dots; \langle K_n \rangle \langle L_n \rangle; \langle R_1 \rangle; \dots; \langle R_m \rangle$ ,

де  $K_1$  - Імена атрибутів, характерних для даного слота;  $L_1$  - значення цих атрибутів, характерних для даного слота;  $R_j$  - різні посилання на інші слоти.

Кожен кадр, як структура зберігає знання предметної області (фрейм-прототип), а при заповненні слотів значеннями, перетворюється на конкретний кадр події, процесу, факту чи явища.

Приклад кадрового опису критеріїв об'єкта аналізу.

Criter [<id, "індекс фактора" >, <name, "назва", <description, "опис об'єкта", <val, [(id\_fact, "посилання на фактор/критерій» )(W, «вага»), (dependence, «залежність (0/1)»)] >,<data\_bas, «посилання на значення бази даних»)].

У наведеному прикладі описується фрейм-прототип для критеріїв, якими здійснюється аналіз об'єкта.

Переваги фреймового уявлення багато в чому ґрунтуються на включенні до нього припущень та очікувань, що досягається за рахунок присвоєння за умовчанням слотам кадру стандартних ситуацій. У процесі вирішення багато значень можуть бути замінені більш достовірними. Фреймові моделі забезпечують вимоги структурованості та пов'язаності, поєднують декларативне та процедурне подання знань.

Часто в процесі рішення виникає необхідність здійснювати пошук рішення в ієрархічній структурі, тоді кадри об'єднують у мережі, що дозволяє створювати більш універсальні та гнучкі моделі.

### 1.1 3. Класифікація ІС по колу розв'язуваних завдань.

Цілий ряд класифікацій ІС здійснюється за колом розв'язуваних завдань у різних галузях знання. Зрозуміло, такий поділ буде дуже умовним, і багато ІС поєднуюватимуть кілька сфер застосування.

За сферою застосування ІС поділяються на:

- інтерпретація (опис ситуації, що надходить від датчиків);
- прогноз (визначення можливих наслідків заданих ситуацій); діагностика (виявлення причин неправильного функціонування системи за наслідками спостережень); проектування (побудова конфігурації об'єктів при заданих обмеженнях);
- Планування (визначення послідовності дій); експеримент (порівняння результатів спостережень з очікуваними результатами; налагодження (складання рецептів виправлення неправильного функціонування системи);

- ремонт (виконання послідовності вказаних виправлень); - навчання (діагностика, налагодження та виправлення поведінки учня);

- Управління (управління поведінкою системи як цілого).

В даний час найбільшого поширення набули ІС, призначені для вирішення завдань навчання, прогнозування, інтерпретації та управління.

Наведемо приклади ІС з описом кола розв'язуваних задач.

E-STAT - навчальна система для застосування методів дисперсійного аналізу.

МУСТ - діагностика та формування рекомендацій щодо лікування захворювань.

PROSPECTOR - Визначення наявності родовища руди заданого виду на основі аналізу геологічних даних.

Алабама SESSA (Statistical Expert System for Simulation Analysis) статистична ЕС призначена для вирішення задач моделювання .

ПЛАНЕКС - система консультації та навчання планування та аналізу експерименту.

CADUCEUS – діагностика внутрішніх хвороб людини.

І нові: ЕС обробки даних контролю забруднень атмосфери (Санкт-Петербург, 1999г.); ІС аналізу фінансового стану підприємства; MAG - система управління авіаційних двигунів; IGM і CELLS - ІС для моделювання газодинамічних течій на нерегулярних сітках ; РІЧ-1 - ІС «Рука Ідентифікатор Людини»; ІС вилучення інформації з баз даних; ЕС економіста аудитора; Extract - ІС до створення продукційних ЕС на вирішення завдань діагностики та прогнозу.

1.1.4. Класифікація ІС на кшталт завдань, розв'язуваних в предметній області.

За типом завдань, розв'язуваних у предметній галузі, ІС поділяються на

- 1) завдання аналізу предметної галузі;
- 2) завдання перетворення предметної галузі;
- 3) завдання визначення (вибору).

До завдань аналізу ставляться завдання, які здійснюють довизначення чи переформулювання поточного стану предметної області, тобто. правила виведення, використовувані системою у процесі розв'язання задачі аналізу, не перетворюють стан предметної області.

До завдань перетворення ставляться завдання, у вирішення яких один стан предметної області (простору) перетворюється на інше, тобто правила виведення, що використовуються при вирішенні цих завдань, перетворюють предметну область, але не виводять систему за рамки даної галузі.

До завдань визначення (вибору) відносяться ті, під час вирішення яких система переходить з однієї альтернативної області (простору) до іншої. У процесі вирішення завдань вибору необхідно заздалегідь розв'язати задачі аналізу та перетворення.

Можна стверджувати, що в основі будь-якого завдання штучного інтелекту (розпізнавання образів, мовлення, прогноз тощо) лежить завдання аналізу предметної галузі.

Існує багато розробок у сфері розв'язання задачі аналізу, але при цьому відсутні ефективні методи розв'язання для класу задач аналізу зі схожою структурою. Класифікація (розподіл на підкласи) всього множини завдань аналізу з «дерева» знань, що з різних предметних областей здійснюється, зазвичай, «згори донизу» у межах напрямів (екологія, будівельні матеріали тощо.). Однак проблема створення моделі, що дозволяє охопити клас завдань аналізу з різних предметних областей, залишається на сьогоднішній день не вирішеною.

В даний час відомі три основні підходи до вирішення завдань аналізу: класичний (наприклад, кореляційний аналіз), теорія нечітких множин та штучні нейронні мережі. Але перш, ніж докладніше зупинитися на аналізі двох останніх напрямів, хочеться зазначити таке. Останнім часом розв'язання задач аналізу є найбільш актуальним при розробці систем підтримки прийняття рішень. Тому, надалі, будемо проводити аналіз та класифікацію методів для завдань прийняття рішення, маючи на увазі, що в їх основі лежить завдання аналізу предметної області.

## 1.2. Види невизначеності завдань ухвалення рішення.

При формуванні завдання прийняття рішення відбувається відображення реального завдання на деяку формалізовану мову, а в загальному випадку - на професійну мову особи, яка приймає рішення (ЛПР).

Нехай  $O_3$  – множина об'єктів відображуваної задачі прийняття рішень, під якими розуміються її елементи та їх взаємозв'язки,  $O_я$  – множина об'єктів мови (поняття, відносини, імена тощо). Розглядаючи згадане відображення  $\Phi: O_3 \rightarrow O_я$  за схемою

можна відзначити таке. У разі коли відображення  $\Phi$  встановлює взаємно однозначну відповідність елементів множин  $O_3$  і  $O_я$ , має місце завдання прийняття рішення в умовах визначеності. Нехай  $O_1 \in O_3$ ,  $O_2 \in O_я$  і виконується хоча б одну з умов:

$$(EO_1)/\Phi(O_1) > 1; (EO_2)/\Phi^{-1}(O_2) > 1;$$

$$(EO_1)\Phi(O_1) = \emptyset; (EO_2)\Phi(O_2) = \emptyset$$

де - потужність множини  $X$ ;  $\emptyset$  - порожня множина.

Тоді маємо завдання ухвалення рішення в умовах невизначеності та відповідно явища синонімії, полісемії, недостатності чи надмірності мови опису. Найбільш важливі для завдань ПР види невизначеності опису можна подати за допомогою дерева (мал. 1.2).

Перший рівень даного дерева утворений термінами, які якісно характеризують кількість відсутньої інформації про елементи завдання прийняття рішень.



мал.1.2. Невизначеності опису завдань прийняття рішень.

Важливо, що наявність цих видів невизначеності (недостовірності) пов'язано або з тим, що процес збирання інформації (вивчення завдання прийняття рішень) тимчасово припинено, або з нестачею ресурсів, виділених для збирання інформації.

Другий рівень дерева описує джерела (причини) можливої неоднозначності опису, якими є зовнішнє середовище (фізична невизначеність) та використовувана ЛПР професійна мова (лінгвістична невизначеність).

Фізична невизначеність може бути пов'язана як з наявністю у зовнішньому середовищі кількох можливостей, кожна з яких випадковим чином стає дійсністю (ситуація випадковості або стохастичної невизначеності), так і з неточністю

вимірювань цілком певної величини, що виконуються фізичними приладами (ситуація неточності).

Лінгвістична невизначеність пов'язана з використанням природної мови (в окремому випадку – професійної мови ЛПР) для опису завдання прийняття рішень.

По-перше, види невизначеності можуть накладатися один на інший, по-друге, проведений аналіз не стосується того, які елементи завдання прийняття рішень мають невизначений опис. В цьому сенсі схема на рис. 1.2 досить універсальна. Зокрема, невизначеність опису цілей, що відображається в багатокритеріальності вибору альтернатив, може мати і нечіткий, та випадковий характер.

### 1.3. Підходи до прийняття рішень

Проведемо стислий огляд методів прийняття рішень на основі чіткої вихідної інформації, який надалі дозволить провести відповідну класифікацію в умовах нечіткості.

Аналіз літератури з формалізації системи переваг ЛПР показує, що у теорії прийняття рішень основними є:

- аксіоматичний підхід, що передбачає справедливість ряду аксіом про систему переваг ЛПР,
- евристичний підхід, що ґрунтується на деяких міркуваннях про систему переваг ЛПР, а не на чітко сформульованих припущеннях.

Різні методи завдання прийняття рішень на основі чіткої вихідної інформації в рамках даних підходів відрізняються видом інформації, що отримується від ЛПР, і способом переходу від порівняння альтернатив за окремими критеріями до порівняння за векторним критерієм.

Аксіоматичний підхід лежить в основі прескриптивної теорії корисності, системи аксіом, що дозволяють довести існування функції корисності певного виду (адитивної, мультилінійної, діагональної та ін), методів раціонального вибору, що використовують для опису переваг мову функцій вибору.

В евристичному підході можна виділити: прямі методи, методи компенсації, методи порогів незрівнянності, людино-машинні методи.

Загальна оцінка та порівняльний аналіз евристичних та аксіоматичних методів завдання прийняття рішень на основі чіткої вихідної інформації наведено в

критеріальних оцінок альтернатив та вагових коефіцієнтів критеріїв, а також встановлення чіткого відношення переваги чи байдужості є скрутними, котрий іноді нерозв'язними. Разом про те всі згадані вище методи не передбачають наявності нечіткої інформації завдання ГР, не передбачають засобів її формалізації і пошуку рішень у умовах.

Альтернативою традиційним кількісним методам теорії прийняття рішень є лінгвістичний підхід, що забезпечує можливість побудови методів прийняття рішень в нечіткому середовищі. елементів задач завдання прийняття рішень до числових, інші два є засобом числового уявлення нечітких понять та відносин.

Аналіз методів завдання прийняття рішень, що безпосередньо ґрунтуються на застосуванні лінгвістичного підходу до моделювання прийнятих рішень, а також використовують його основні елементи в неявному вигляді, дозволяє виділити: аксіоматичні та евристичні методи завдання прийняття рішень; чіткому випадку; методи завдання прийняття рішень при детермінованих та випадкових результатах.

#### 1.4. Методи завдання прийняття рішень

Проводиться огляд існуючих методів завдання прийняття рішень, проаналізувавши який можна умовно провести наступну класифікацію найбільш поширених та ефективних методів.

##### 1.4.1. Методи завдання прийняття рішень на основі нечіткої множини та нечіткого відношення.

Аналіз методів цієї групи показує, що ці методи добре розроблені як у теоретичному, так і прикладному аспектах. Однак вони не враховують можливості лінгвістичного підходу і, як наслідок, дають неважливі результати при роботі з невизначеними вихідними даними.

##### 1.4.2. Методи завдання прийняття рішень на основі лінгвістичної змінної.

Аналіз цієї групи методів дозволяє зробити висновок, що їх розвиток йде як шляхом розширення числа формалізованих компонентів завдання вибору (оцінки за критеріями, оцінки суб'єктивних ймовірностей), так і шляхом обробки все більш складних словесних конструкцій, що описують кілька компонентів завдання (наприклад, одночасна оцінка критеріальної оцінки та її ймовірності). Інтенсивно

розвиваються методи завдання прийняття рішень в умовах нечіткої інформації при детермінованих результатах. У цьому напрямі отримано конструктивні результати та накопичено досвід розв'язання прикладних завдань.

Разом з тим аналіз відомих методів завдання прийняття рішень у нечіткому середовищі та потреби практики свідчать про недостатню розробленість методів, що задовольняють вимогам виділеного класу завдань за випадкових результатів.

#### 1.4.3. Методи завдання прийняття рішень з урахуванням аксіоматичної теорії корисності.

В основі цієї групи методів лежить підхід, який одержав назву суб'єктивної очікуваної корисності (Subjective expected utility - SEU). Нечіткий опис елементів завдання прийняття рішень, як правило, обумовлює нечіткі або лінгвістичні відносини переваги. Як наслідок, система переваг ЛПП формалізується за допомогою нечітких функцій корисності, хоча в ряді випадків, виявляється можливим чітко завдання функції корисності на множині нечітких результатів альтернатив. У цьому актуальними є проблеми узагальнення відомих у літературі методів побудови функцій корисності для випадку нечіткої інформації та розробки оригінальних методів. Аналіз методів прийняття рішень з урахуванням теорії корисності дозволяє зробити висновок у тому, що це методи є найрозвиненішими. Однак, навіть у разі одного критерію, що має числову шкалу, побудова функції корисності пов'язана з великими труднощами і не завжди можлива. Те саме можна сказати і про збирання інформації для завдання розподілу суб'єктивних ймовірностей. У такій ситуації виникає питання про застосування теорії корисності та її математичного апарату до вирішення реальних завдань вибору альтернатив, про її практичну цінність

#### 1.4.4. Методи завдання прийняття рішень для обмеженої інформації

Якщо не задані (хоча б нечітко) функція корисності або розподіл ймовірностей, розрахунок очікуваної корисності та вибір альтернатив на цій основі неможливі.

Домінування в цьому випадку базується на тому, що деяка альтернатива може виявитися кращою за будь-якої функції корисності або будь-якого розподілу ймовірностей, що належать певному класу функцій або розподілів.

Таке домінування в чіткому випадку передбачає досить сильну відмінність альтернатив між собою за перевагою, можливо, помітне і без спеціального аналізу,

однак, чітке домінування зустрічається не часто нечітко недовінованих альтернатив, що реальніше і дає можливість звузити множину аналізованих варіантів.

Якщо функція корисності відома лише з точністю до належності деякому класу функцій (зростаючих, опуклих), то при певних співвідношеннях між розподілами ймовірностей настання наслідків можливе завдання на множині альтернатив строгого порядку.

Домінування за корисністю допускає незнання розподілу ймовірностей (за умови, що деякі його властивості все ж таки відомі) При цьому функція корисності повинна бути задана і задовольняти додаткові вимоги. Вимоги зазвичай формулюються наступним чином: до функції корисності - у вигляді її властивостей для домінуючої альтернативи в порівнянні з домінованими.

#### 1.4.5. Евристичні методи завдання прийняття рішень.

У ситуаціях, коли теорія корисності виявляється незастосовною, ЛПР може скористатися більш грубими, але вимагають менше зусиль і часу методами. використання чіткої функції корисності для вибору нечітко оцінених альтернатив. При нечіткій інформації може бути використаний і ряд відомих методів багатокритеріального вибору альтернатив, запропонованих для випадку чітких критеріальних оцінок.

Знання, на основі яких формується опис завдання прийняття рішень та відбувається вибір альтернатив, мають чисто суб'єктивний характер, оскільки визначаються якістю та рівнем кваліфікації ЛПР. Другий метод заснований на використанні чіткої функції з основних проблем, що виникає при цьому узгодження думок та обчислення компромісних значень.

#### 1.5. Колективні методи завдання прийняття рішень

При обчисленні компромісних значень слід враховувати, що:

- 1) інформація про характер залежностей, кількісні та якісні показники може бути отримана від експертів різної компетентності;
- 2) кожен експерт може бути неоднаково впевнений у істинності різних своїх висловлювань.

Звідси два види невизначеності (неточності, неповноти), що характеризуються ступенем достовірності, у першому випадку, та ступенем належності, у другому.

Призначення кожному набору висловлювань певною мірою достовірності дозволяє при обчисленні компромісних значень надавати перевагу достовірним наборам, отриманим від компетентних експертів.

Існує множина методів узгодження колективних рішень та визначення ступеня достовірності висловлювань, хоча необхідно відзначити, що теоретичні розробки в цьому напрямі менш розвинені, ніж завдання прийняття рішень для одного ЛПР.

За підсумками проведеного аналізу, методи колективного завдання прийняття рішень можна умовно класифікувати так:

Методи ідеальної точки, суть якого полягає в різних способах мінімізації відстані від думки експертів до ідеальної точки. Однак, насправді необхідно мінімізувати відстань не від точки до точки, а від точки до конуса, що суттєво ускладнює завдання.

2) Методи поступок. Ці методи досить трудомісткі та тривалі. В той же час, не завжди можливе знаходження компромісу (наприклад, якщо думки УПР діаметрально протилежні, і кожен абсолютно впевнений у своїй правоті).

3) Методи узгодження рішень за основним критерієм. Такий підхід є неприйнятним для багатокритеріального аналізу.

4) Методи узгодження рішень при лексикографічному упорядкуванні. У тих випадках, коли можуть бути визначені важливості критеріїв, впорядкування можна проводити спочатку за найважливішим критерієм, якщо за цим критерієм рівними виявляться кілька станів, то за другим за важливістю критерію і т.д. Виникає природне питання: а хто визначатиме важливість критеріїв?

5) Метод узгодження рішень з використанням ранжирування за Парето.

6) Методи узгодження рішень із використанням теорії корисності.

7) Методи узгодження рішень із використанням  $\lambda$ -коефіцієнтів.

Всі ці методи тією чи іншою мірою мають великий коефіцієнт суб'єктивності: завжди передбачається наявність «когось», хто визначить важливість, вибере «ідеальну точку», визначить значення достовірності висловлювань ЛПР чи ступінь упевненості експерта. Крім того, більшість методів колективного прийняття рішень вимагають тривалого діалогу, що багаторазово повторюється, з окремими ЛПР, що також створює додаткові складності при реалізації. Тому необхідно знайти апарат,

який би дозволив якщо не позбутися повністю, то хоча б значно знизити рівень суб'єктивізму та підвищити достовірність використовуваної інформації.

### 1.6. Побудова функцій власності

Для використання у моделях завдання прийняття рішень інформації, формалізованої з урахуванням теорії нечітких множин, необхідні процедури побудови відповідних функцій власності.

Теоретичні принципи та практичні процедури побудови функцій власності обговорюються у низці робіт. Так вводяться важливі поняття норми та універсальної шкали. Методи побудови функцій приналежності нечітких множин, що забезпечують шкалювання лінгвістичних критеріїв обох типів та формалізації лінгвістичних відносин переваги, обговорюються, зокрема.

Різні методи побудови функцій приналежності нечітких множин класифікуються за чотирма аспектами:

- 1) передбачуваний вид області визначення нечіткої множини: числова - дискретна (a) або безперервна (d) - і нечислова (c);
- 2) застосовуваний спосіб експертного опитування: індивідуальний ( $d_1$ ), груповий ( $d_2$ );
- 3) тип експертної інформації, що використовується: порядкова ( $e_1$ ), кардинальна ( $e_2$ );
- 4) інтерпретація даних експертного опитування: імовірнісна (D), детермінована (N).

Так пропонується метод побудови функції приналежності типу  $\langle a, d_1, e_2, N \rangle$  на основі кількісного, порівняння ступенів належності індивідуальним ЛПР.

Передбачається метод типу параметричного визначення функції власності з участю індивідуального ЛПР. Відповідно до даного методу, вид функції задається аксіоматично, а її параметри безпосередньо оцінюються особою, яка приймає рішення. Аналогічний підхід використовують де пропонується методика, заснована на застосуванні стандартного набору графіків функцій власності. Однак, хоча обидва ці методи і забезпечують простоту побудови функцій належності на практиці, виникає питання про адекватність використовуваних форм (трикутної, трапецієподібної, дзвіноподібної та ін) та відповідних аналітичних описів функції належності.

Для побудови функцій приналежності нечітких множин можна застосовувати також методи психологічного шкалювання. Наводиться процедура  $\langle b, d_2, e_1, D \rangle$  побудови функцій приналежності для термів лінгвістичної змінної з числової областю

визначення на основі методу рівноділення наводиться методика одночасного визначення функцій належності всіх базових термів лінгвістичної змінної на основі опитування групи експертів; тип методики  $\langle b, d_2, e_1, D \rangle$ . Закінчуючи огляд методів побудови функцій власності, можна відзначити, що вони мають один істотний недолік - наявність великої кількості суб'єктивних оцінок, що залежать від ступеня достовірності висловлювань експерта, з одного боку, і значною мірою впливають на достовірність кінцевого результату, з іншого.

### 1.7. Теорія нейронних мереж.

Поняття «штучна нейронна мережа» (ШНМ) має на увазі паралельну розподілену обчислювальну структуру, що складається з обробних елементів, які можуть мати локальну пам'ять і виробляти локальну обробку інформації, з'єднаних між собою у формі направленого графа. Вершинами графа є ШН, його дугами – односпрямовані зв'язки між ШН. Кожна ШНМ відповідає деякий математичний опис мережі.

Існує принаймні близько 30 різних моделей штучних нейронних мереж, призначених як для досліджень, так і для практичних застосувань. На мал. 1.3 наведено класифікацію найбільш відомих серед них.

Алгоритми зворотного розповсюдження помилок та Кохонена найбільш вивчені на простих нейронних мережах з числом нейронів  $\leq 50$ , які дозволяють вирішувати щодо прості за інформаційною ємністю проблеми. Мережа із зустрічним поширенням ефективніша у сенсі зменшення середньої квадратичної помилки, ніж мережу зі зворотним поширенням помилки. Але, і в тому, і в іншому випадку створення та навчання мереж, що складаються з великих (21000) кількостей нейронів, наштовхується на значні труднощі через необхідність застосування суперкомп'ютерів. А у разі більш складних моделей нейромереж, наприклад з несиметричними (випадковими) або, навпаки, із симетричними зв'язками, але складним нейроном, мережа має множину хаотичних та регулярних атракторів, що ще більше ускладнює моделювання. Машина Больцмана не гарантує збіжності до глобального мінімуму, проте покращує швидкість збіжності цифрових детермінованих мереж Хопфілда.

Якщо необхідно шукати хороше рішення швидко, краще використовувати аналогову мережу Хопфілда, а якщо можна шукати найкраще рішення за будь-якого

часу збіжності, потрібно використовувати стохастичну мережу, якої збіжність повільніша, а вибір параметрів важчий, ніж для детермінованої мережі.



мал. 1.3. Класифікація ШНМ

Перевага ієрархічних ШНМ в тому, що ШН кожного шару обробляють обмежену порцію інформації, яка потім, об'єднуючись в єдине ціле, переходить від одного рівня ієрархії до іншого.

- ШН кожного нейронного ансамблю спеціалізуються на відносно простих ситуаціях, що їх описують вхідні вектори;
- ШНМ може функціонувати з меншим набором ШН, ніж ШНМ, що вирішує аналогічні завдання за відсутності ієрархічної організації.

Можливість навчання нейронних мереж є найважливішою відмінністю нейромережевого підходу до побудови систем обробки інформації. Використання тієї чи іншої методу навчання значною мірою визначається архітектурою мережі. Як правило, множина ІН в РТС розділена на підмножини, які називаються шарами або площинами. Вибір архітектури нейронної мережі здійснюється відповідно до особливостей та складності завдання. Для вирішення деяких окремих типів завдань вже існують оптимальні, на сьогоднішній день, конфігурації, описані, наприклад, в Якщо ж задача не може бути зведена до жодного з відомих типів, то доводиться вирішувати складну проблему синтезу нової конфігурації. Питання про необхідні і достатні властивості мережі для вирішення того чи іншого роду завдань є цілим

напрямок нейрокомп'ютерної науки. Найчастіше оптимальний варіант виходить з урахуванням інтуїтивного підбору. Проте, є деякі загальні правила.

Серед різних архітектур однією з найвідоміших є багатошарова, повнозв'язкова, монотонна, циклічна.

Однак при використанні однієї архітектури іноді можливе використання різних методів навчання. Кожен метод навчання діє у певному інформаційному середовищі. Розрізняють локальне інформаційне середовище ШН, що визначається зв'язками та його параметрами, і глобальне інформаційне середовище, в якому функціонує ШНМ. Локальним інформаційним середовищем ШМ- {називається сукупність входів ШМ всіх класів. Глобальним інформаційним середовищем ШНМ називається СПІЛЬНІСТЬ входів всіх нейронів мережі.

Оскільки в більшості ШНМ навчання відбувається через зміну терезів міжнейронних зв'язків, основним параметром, що визначає глобальне інформаційне середовище, є ваговий вектор.

В результаті навчання потрібно знайти ваговий вектор, який мінімізує функцію середньоквадратичної помилки апроксимації функції  $G$  (функцією  $f(X)$ ), що дає бажаний вихід системи по деякій області  $A$ , причому  $X$  вибирається відповідно до деякої щільності ймовірності  $p(X)$ .

Функція середньоквадратичної помилки апроксимації:

$$F(W) = \int_A |f(X) - G(X, W)|^2 \rho(X) dX. \quad (1.3)$$

Навчання мережі пов'язане з мінімізацією цієї функції.

### 1.8. Класифікація методів навчання

Існує три основні класи методів навчання ШНМ: навчання із супервізором; навчання із підкріпленням; самонавчання.

Навчання із супервізором передбачає ситуацію, в якій ШНМ отримує вхідний вектор  $X$  і формує вихідний вектор  $Y$ .

Для такої системи навчання із супервізором означає режим, в якому мережі надаються зразки  $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_k, y_k), \dots$  коректних пар вхід-вихід.

Існують два види систем, які навчаються таким чином:

- Системи, які відчувують фіксовану функцію  $f$ :  $Y_k = f(X_k)$ .

- Системи, які відчують функцію, що має статистичний характер:

$Y_k = f(X_k) + n_k$ , де  $n_k$  випадковий шум ( $E[n_k] = 0$ ).

Існує кілька алгоритмів навчання з супервізором. Один з них – розробка наборів вихідних сигналів, що відповідають вхідним, для кожного шару ШН, що, звичайно, є дуже трудомісткою операцією і не завжди здійснено. Як правило, найбільш слабкі зв'язки і змінюються на малу величину в той чи інший бік, а зберігаються ті зміни, які спричинили зменшення помилки на виході всієї мережі. Очевидно, що даний метод, незважаючи на свою простоту, вимагає громіздких рутинних обчислень.

У зворотному прямому поширенню сигналів у звичайному режимі роботи. Цей алгоритм навчання НС отримав назву процедури зворотного розповсюдження і є модифікацією закону Уїдроу-Хопфа для багат шарових мереж.

Навчання з підкріпленням аналогічне до навчання з супервізором, але замість коректного (бажаного) значення  $y_k$  ІНС отримує тільки характеристику наскільки добре дійсний вихід мережі наближений до значень послідовності випробувань (тобто пара вхід-вихід). перед початком функціонування мережі на основі інформації про оброблювані дані, і все навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. З мереж із подібною логікою роботи найбільш відомі мережа Хопфілда та мережа Хеммінга.

Самоорганізація передбачає зміну значень вагових коефіцієнтів лише на підставі відомостей про вхідні сигнали  $X$  і, що важливіше, за аналогією з відомими принципами самоорганізації нервових клітин, побудовано методи навчання Хебба, динамічних ядер, Кохонена, Гроссберга, просторово-тимчасове навчання, Коско-Клопфа.

Недоліком всіх викладених вище методів є складність обробки нечіткої інформації.

#### 1.9. Тенденції розвитку досліджень та розробок у галузі інтелектуальних систем та основні висновки.

В результаті проведеного огляду, на основі представленої класифікації методів та підходів до завдання прийняття рішень, а також з урахуванням статистичної інформації про динаміку якісних та кількісних змін на ринку інтелектуальних систем (див. п. 1.1) стає очевидним, що:

1) сучасний стан досліджень у галузі інтелектуальних систем вимагає формалізації завдань прийняття рішень (і завдання аналізу предметної галузі, як

базової підзадачі) в умовах нечіткості, недостовірності, багатозначності та неповноти вихідної інформації;

2) найбільш перспективними напрямками в галузі формалізації завдання аналізу в умовах нечіткості, неповноти та недостовірності інформації можна вважати теорію нечітких множин (і, зокрема, лінгвістичний підхід до прийняття рішень) та теорію нейронних мереж;

2) основним недоліком використання теорії нечітких множин та лінгвістичного підходу є високий рівень суб'єктивності при колективному прийнятті рішень та відсутність у рамках цієї теорії математичного апарату, що усуває або знижує рівень недостовірності інформації;

3) основним недоліком при використанні нейронних мереж для завдань аналізу є відсутність ефективних методів обробки вихідної нечіткої інформації;

Очевидним стає висновок про необхідність та своєчасність розробки такого апарату, який дозволив би реалізувати комплексне використання теорії нечітких множин та нейронних мереж, компенсуючи недоліки одного методу перевагами іншого, з одного боку. І розробка простого у використанні та досить універсального засобу на вирішення класу прикладних завдань аналізу зі схожою структурою у різних предметних областях.

Все це і визначило напрямок досліджень у роботі, основною метою якої є розробка та програмна реалізація математичної моделі для вирішення завдань аналізу з різних предметних областей на основі комплексного підходу до використання теорії нечітких множин і штучних нейронних мереж. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1) розробити математичну модель для класу завдань аналізу предметної області в умовах неповноти, неточності та недостовірності інформації;

2) розробити методи та алгоритми програмної реалізації для придбання, обробки та подання інформації, отриманої від кількох експертів, на основі комплексного підходу з використанням теорії нечітких множин та штучних нейронних мереж;

3) розробити ефективні алгоритми реалізації та комплекс програм для прототипу експертної системи;

4) перевірити універсальність та переваги моделі на конкретних прикладних задачах.

## 2. МОДЕЛЮВАННЯ ЗАДАЧ АНАЛІЗУ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ З ВИКОРИСТАННЯМ ЛІНГВІСТИЧНОГО ПІДХОДУ, ТЕОРІЇ НЕЧІТКИХ МНОЖИН І НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.

Завдання прийняття рішення (ПР) змістовно може бути сформульована так: є багато варіантів рішення (альтернатив), реалізація кожної альтернативи призводить до настання деяких наслідків (виходів), аналіз та оцінювання результатів набору показників (критеріїв) однозначно характеризує альтернативи. Потрібно побудувати модель вибору альтернативи, найкращої у певному сенсі, вивчивши систему переваг ЛПР. Для побудови такої моделі необхідно, насамперед, розв'язати завдання аналізу предметної області, суть якої зводиться до визначення предметної області, тобто. побудови функціональних залежностей між окремими сутностями. І на їх основі, здійснювати вибір найкращої, кращої в певному сенсі альтернативи.

Виникнення нечіткого опису завдання аналізу можливе, зокрема, у таких випадках:

1. Обмеження на ресурси моделювання (тимчасові, вартісні) не дозволяють отримати в принципі існуючу чітку інформацію та змушують системних аналітиків скористатися знаннями експертів, які виражаються останніми у нечіткій словесній формі. В результаті звичайна задача аналізу предметної області виявляється «зануреною» у нечітке середовище.

2. Наявна числова інформація не дозволяє знайти рішення формальними методами при існуючих обмеженнях на ресурси, але експерт його проте знаходить, користуючись своїм досвідом, який він може передати іншому експерту у вигляді сукупності нечітких правил (приклад - оцінка стану напруги людини). Тут завдання є нечіткою за постановкою.

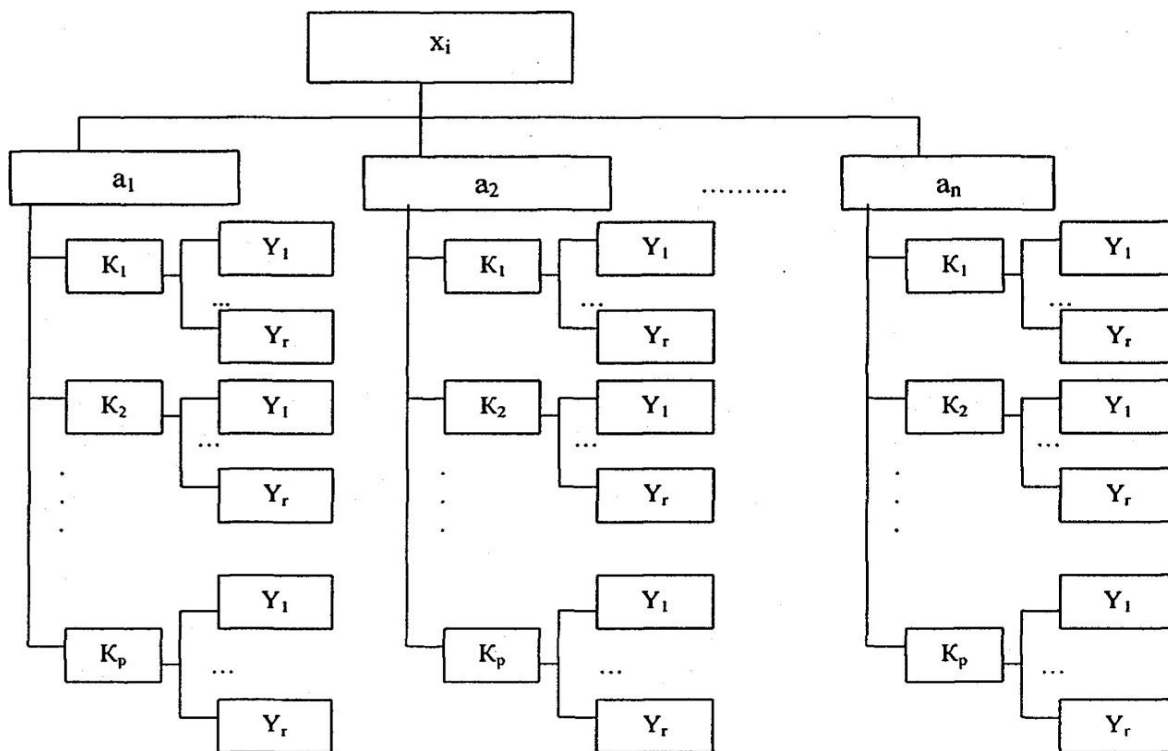
3. На ранніх етапах аналізу складних (може бути раніше не створювалися) об'єктів є ряд альтернативних варіантів рішення, але невідомо точно, які саме властивості матиме об'єкт, створений на тому чи іншому шляху. Ресурси для опрацювання всіх варіантів відсутні, а досвід експертів виражається якісно (як словесного описи). Ставиться завдання відсіву частини варіантів з урахуванням

векторного показника якості з нечіткими оцінками значень його компонентів. У разі завдання вже у вихідному вигляді є «зануреною» в нечітке середовище.

Нечіткість інформації обумовлена наявністю в описах завдань аналізу понять та відносин із нестрогими межами, а також висловлювань із багатозначною шкалою істинності. Об'єкт може належати до класу, описуваному даним поняттям, ставленням чи висловлюванням, може ставитися щодо нього, але можливі і проміжні градації власності. Поняття та відносини, що описують такі класи, називатимемо нечіткими. Узагальнення класичного поняття множини для коректнішого і повного використання нечітких описів процесів прийняття рішень призвело до поняття нечіткої множини, характеристична функція якого має область визначення [ОД]. Теорія нечітких множин є засобом формалізації нечітких понять та відносин.

### 2.1. Структурна та математична моделі предметної галузі.

Класифікація (розподіл на підкласи) всього множини завдань аналізу з «дереву» знань, що з різних предметних областей здійснюється, зазвичай, «згори - вниз» у межах напрями (екологія, будівельні матеріали тощо.). Однак, можливе створення моделі, що дозволяє охопити клас завдань аналізу з різних предметних областей зі схожою структурою, представленою на мал.2.1



Мал. 2.1 – Структурна модель предметної області.

де  $A_i$  - альтернативи (чинники), що впливають стан (або отримання) результату  $X$ ;  $K_i$  - критерії, якими оцінюється корисність альтернатив. Критерії можуть бути визначені як єдине ціле, або залежати від поєднання значень параметрів  $U_{ig}$

Традиційний підхід до завдання аналізу зводиться до побудови функції кількох взаємозалежних аргументів. Процедура побудови таких функцій є досить складною з математичної точки зору і громіздкою з точки зору практичної реалізації.

З іншого боку, до побудови функції по кінцевому набору значень наводить одна з найбільш потрібних для користувачів задач заповнення перепусток у таблицях, окремим випадком якої є Завдання класифікації для кожного маса в таблицях є поле, в якому вказується, чи належить об'єкт даному класу чи ні.

Тому завдання аналізу предметної галузі може розглядатися як завдання нечіткої класифікації, а саме: існує багато класів, кожен з яких характеризує ступінь корисності («більше», «менше», «дуже», «не дуже», «зовсім не...» і т.д.). Необхідно формалізувати процедуру віднесення об'єкта (альтернативи, критерію, параметра) до класу. Оскільки за умов нечіткості вихідної інформації неможливий процес однозначного зіставлення, необхідно визначити силу (коефіцієнт) належності об'єкта (альтернативи, критерію, параметра) відповідного класу.

У цьому випадку мас задач зі схожою структурою (мал. 2.1.) може бути описана за допомогою наступної математичної моделі:

$$\langle A, X, K, \beta, Y; f_x, f_a, f_k \rangle \quad (2.1)$$

де  $A = \{ a_1, a_2, \dots, a_n \}$  кінцева множина альтернатив,

$X = \{ x_1, x_2, \dots, x_m \}$  кінцева множина можливих наслідків альтернатив.

$X = \bigcup_{i \in I} X_i$ ,  $X = \{ X_{a_i} \}$  множина можливих наслідків альтернативи  $a_i$

Пріоритетність альтернатив при відомих наслідках прийнятих рішень оцінюється за лінгвістичним векторним критерієм  $K = K_1 * \dots * K_j * \dots * K_p$ ,  $p$  - кількість критеріїв.

$K_j = \{ K_{i,n}^j : i = 1, p, L = 1, n, J = 1, N \}$ , де  $i$  - номер критерію,  $L$  - номер альтернативи,  $j$  - номер експерта.

$K_{i,n}^j$  - лінгвістична критеріальна оцінка альтернативи  $a_m$   $j$ -ним експертом. Значення  $K_{i,n}^j$  є значеннями лінгвістичної змінної:  $\langle \beta, T(S), U_s, G_s, M_s \rangle$ ,

де  $\beta$  - назва лінгвістичної змінної,  $\beta = \text{СТУПЕНЬ ВПЛИВУ}$   $T(S) = \{ S_g \}$  множина значень  $\beta$ ,  $T(S) = \{ \text{СЛАБО, ДУЖЕ СИЛЬНО, ЧОМУ СЛАБО, ПОМІРНО, МАКСТІМАЛЬНО, Майже НІ} \}$ ,

$U_s$  – область визначення  $\beta$ ,  $U_s = U_s [0;1000]$ ,

$G_s$  – функція побудови додаткових значень  $\beta$ ,

$M_s$  – функція приналежності.

$A_i, j, l]_g \in Q \quad k^j_{il} = S_g$

Кожному  $S_g$  відповідає множині нечітких змінних  $S_o = \{(S_g, U_s, \hat{S}_g)\}$ . Нечітка множина  $\hat{S}_g$  описується відображенням  $M_{sg} : U_s \rightarrow [0,1]$ .

$Y = \{Y_v\}$  - множина параметрів, що визначають значення лінгвістичних критеріїв,  $v = 1, M$  загальна кількість параметрів.

$Y_v$  - множина параметрів, що визначають значення  $J$ -го критерію.

$Y_v = \{Y^j_{in} : I = 1, p, h = 1, r, j = 1, N\}$

де  $i$  – номер критерію,  $h$  - номер параметра,  $j$  - номер експерта.

$Y^j_{in}$  числові, нечіткі  $S_o$  або лінгвістичні  $\beta$  значення параметрів  $Y_v$ .

В задачі (2.1) потрібно розробити моделі, що дозволяють реалізувати відображення:

$f_x : A \rightarrow T(S), f_a : K \rightarrow T(S), f_k : Y \rightarrow T(S)$

для кожного конкретного результату  $X_j$

Подібна інтерпретація дозволяє:

- розширити клас розв'язуваних завдань, оскільки процедура ранжування альтернатив (АБО-граф) та ранжування факторів, що впливають на об'єкт (І-граф) з функціональної точки зору стають невиразними;

- застосувати одну модель для ранжування альтернатив за ступенем корисності, критеріїв за ступенем важливості та параметрів за силою впливу, тим самим уніфікувавши методи обробки інформації; використовувати простіші методи формалізації та пошуку рішення.

Введення коефіцієнта належності як нечіткої функції дозволяє відразу нормувати дані на  $[0,1]$ .

В даний час відомі три принципово різні підходи до вирішення завдань аналізу: використання класичних методів багатокритеріального аналізу, якщо дані

взаємозалежні, а їх обсяг відносно невеликий; використання методів нечіткої логіки та нейронні мережі.

Слід зазначити, кожен із цих підходів окремо неспроможна повною мірою задовольнити всім вимогам, які пред'являються якості рішення.

Основним недоліком використання теорії нечітких множин та лінгвістичного підходу є високий рівень суб'єктивності при колективному прийнятті рішень та відсутність у рамках цієї теорії математичного апарату, що усуває або знижує рівень недостовірності інформації, у той час як основним недоліком при використанні штучних нейронних мереж є відсутність можливості обробки інформації, представленої у вигляді нечітких множин.

Стає очевидним, що з отримання якісних і достовірних результатів необхідний комплексний підхід вирішення завдань аналізу, що дозволяє використовувати переваги різних методів.

## 2.2. Комплексний підхід до розв'язання задач аналізу.

При практичній реалізації завдання аналізу предметної області в умовах нечіткості розбивається на чотири основні підзадачі:

- 1) подання нечітких даних, що подаються на входи ІНС (передобробка);
- 2) створення РЖС (модель предметної галузі);
- 3) навчання ІНС (нечіткий класифікатор);
- 4) інтерпретація результатів подання у вигляді нечітких понять, нечітких чисел чи лінгвістичних значень (інтерпретація).

### 2.2.1. Передобробка.

Основною метою передобробки даних є перетворення інформації таким чином, щоб кожна компонента вектора даних лежала у відрізку  $[-1,1]$  або  $[0,1]$  тих випадках, коли істотна позитивність) або, принаймні, не надто далеко виходила з цього відрізка, і її характерний розкид теж був поодиноким. Для досягнення цієї мети необхідно вирішити завдання: подання даних у вигляді нечітких висловлювань; дефазифікації нечітких даних; нормування та центрування вектора вихідних даних.

### 2.2.2. Вихідні дані у вигляді нечітких висловлювань.

Нечіткі вихідні дані завдання аналізу задаються у вигляді сукупності висловлювань певного виду, наприклад

$$g_i = \langle \text{При } \Psi_i \text{ має місце } \Omega_i \rangle \quad (2.2)$$

Вислів (2.2) включає два елементарні висловлювання:  $\Psi_i$  та  $\Omega_i$ . Прикладами таких елементарних висловлювань можуть бути: «Оцінка ВИСОКА», «Вірогідність ДОСИТЬ НИЗЬКА», «Корисність СЕРЕДНЯ». У моделях з урахуванням теорії корисності використовуються нечіткі висловлювання наступного виду:

1) при побудові функції корисності  $g_i = \langle \text{Критеріальна оцінка } G_i \text{ має корисність } v_i \rangle$ , де  $G_i$  лінгвістична критерійна оцінка з функцією приналежності  $M_{G_i}(X)$ ,  $x \in X$ ;  $X$  – множина критеріальних оцінок;  $v_i$  – відповідна корисність, лінгвістична оцінка з функцією приналежності  $M_{v_i}(u)$ ,  $u \in [0,1]$ ;

2) при побудові розподілу ймовірностей  $g_i = \langle \text{критеріальна оцінка } G_i \text{ має ймовірність } \lambda_i \rangle$  або  $g_i = \langle \text{Подія } S_i, \text{ має ймовірність } \lambda_i, \text{ де } \lambda_i - \text{ лінгвістична ймовірність з функцією приналежності } M_{\lambda_i}(p), p \in [0,1]$ .

У багатовимірному випадку, коли результати альтернатив залежить від низки параметрів, актуальною стає завдання виявлення цієї залежності. При вирішенні цього завдання елементарні висловлювання, що входять до (2.2), мають загальний вигляд  $\Psi_i = \langle \text{Значення параметра 1 дорівнює } N_{1j}, \text{ значення параметра 2 дорівнює } N_{2j}, \dots, \text{ значення параметра } n \text{ дорівнює } N_{ni} \rangle$ .

$\Omega_i = \langle \text{Критеріальна оцінка дорівнює } G_i \rangle$ , де  $N_{ki}$  – нечітка оцінка параметра  $k$  з функцією приналежності  $M_{N_{ki}}(y)$ ,  $y \in Y_k$ ,  $K = 1, n$ ;  $Y_k$  множина допустимих значень параметра  $k$ ,  $G_i$  – нечітка критерійна оцінка з функцією приналежності,  $M_{G_i}(x)$ ,  $x \in X$ . Таким чином, висловлювання  $\Psi_i$  і  $\Omega_i$  визначають відповідно 1-й результат і його критеріальну оцінку.

Використання нечітких описів завдання аналізу вимагає розробки спеціального математичного апарату, що оперує нечіткими висловлюваннями і дозволяє, зокрема, доповнювати і змінювати наявні описи, об'єднувати їх і т.п. Основи відповідного апарату закладено у [15]. Сформулюємо основні вимоги щодо нього.

По-перше, необхідно вирішити проблему подання нечітких висловлювань того чи іншого типу. Зокрема, висловлювання (2.2) може інтерпретуватися щонайменше ще двома способами:

$$g_i = \langle \text{Якщо } \Psi_i, \text{ то } \Omega_i, \quad (2.3)$$

$$g_i = \langle \Psi_i, \text{ тоді і тільки тоді, коли } \Omega_i. \quad (2.4)$$

Кожному з наведених варіантів відповідає своя логічна інтерпретація зв'язок між елементарними висловлюваннями  $\Psi_i$  і  $\Omega_i$ : (2.2) відповідає кон'юнкції, (2.3) імплікації, (2.4) еквівалентності. У свою чергу інтерпретація визначає допустимі теоретико-множинні операції над вхідними  $\Psi_i$  і  $\Omega_i$  лінгвістичними значеннями. По-друге, оскільки при використанні нечітких висловлювань у завданні аналізу мова часто йде про формальне представлення описів залежностей, що використовуються (функцій корисності, розподілів ймовірностей), необхідні процедури визначення ступеня відповідності окремих залежностей наявному опису.

Як показує досвід розробки експертних систем, найбільш зручною з практичної точки зору формою подання знань ЛПР або експертів про залежність між показниками, що характеризують предмет дослідження (зокрема, між параметрами опису та критеріями оцінки альтернатив), є евристичні, суб'єктивні правила, виражені у вигляді висловлювань <ЯКЩО..., ТО...> типу (2.3).

### 2.2.3. Метод дефазифікації нечітких даних.

Основна проблема у разі попередньої обробки нечітких даних полягає в тому, що кожна одиниця нечіткої інформації є не одним числом, а парою виду  $(X_i, M_a(x_i))$ . Як один з варіантів вирішення цієї проблеми можна запропонувати таке.

Перед формуванням навчальної та тестуючої вибірок вихідних даних необхідно зробити дефазифікацію нечітких висловлювань та лінгвістичних змінних: для кожної з них побудувати функцію приналежності та знайти екстремум цієї функції. Значення аргументу в точці екстремуму буде чітким значенням. Побудову функції приналежності пропонується здійснювати за таким алгоритмом.

Нехай кілька  $A$  описується інтервалом  $(y_1, y_2)$ : якщо об'єкт  $x > y_1$ , та  $x < y_2$ , то  $x \in A$ , інакше  $x \notin A$ . Якщо  $y_1$  та  $y_2$  - випадкові величини, то  $A$  являється нечітким множиною, оскільки є об'єкти, щодо яких не можна однозначно стверджувати, належать вони множині  $A$  чи ні.

Нехай  $f_1(y_1)$  та  $f_2(y_2)$  - функції щільності ймовірності для нижнього та верхнього порогів відповідно. При імовірнісної інтерпретації функції власності маємо  $m_a(x) = P(x \in A)$  З урахуванням введених позначень отримуємо  $m_a(x) = P(y_1 < x < y_2)$ . При незалежності випадкових величин  $y_1$  та  $y_2$  знаходимо  $m_a(x) = P(y_1 < x) \cdot P(x < y_2) = F_{y_1}(x) \cdot (1 - F_{y_2}(x)) = F(x)$  функції розподілу для кінців відрізка.

Розглянемо одну з функцій:

$$F_{y_1}(x) = \int_{-\infty}^x f_{y_1}(\gamma) d\gamma, \quad (2.6)$$

де  $F_{y_1}(\lambda)$ - функція щільності ймовірності.

Вигляд функції щільності ймовірності для запропонованого алгоритму дефазифікації не має принципової ролі. Однак, оскільки на основі цього алгоритму надалі буде розроблено модуль прототипу експертної системи, необхідно визначити найчастіше використовуваний вид функції. Для цього проведемо опитування групи незалежних експертів, які є фахівцями в різних предметних галузях, щодо інтервальної оцінки значень кількох лінгвістичних змінних. На основі оброблених даних можна зробити висновок, що  $f_{\lambda}(y)$  -згладжувальна крива Гауса (функція щільності ймовірності для нормального розподілу), що має вигляд:

$$f_{\lambda}(\lambda) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(2-a)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.7)$$

де  $a$  - Математичне очікування;  $\sigma$  - середнє квадратичне відхилення.

Оскільки математичне очікування  $a$  та  $\sigma$  середнє квадратичне відхилення невідомі, то у формулі використовуються оцінки: вибіркоче середнє  $\bar{x} = \sum_{i=1}^n x_i$ , і вибіркова дисперсія  $S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

Як дефазифіковане значення візьмемо такий  $x$ , для якого дана ймовірність набуває найбільшого значення. Для цього необхідно знайти точку максимуму функції  $F(x)$ , отже потрібно знайти точку, в якій  $F'(x)$  дорівнює нулю. В результаті одержуємо формулу:

$$F'(x) = [F_{y_1}(X) \cdot (1-F_{y_2}(x))] = f_{y_1}(x) - f_{y_1}(x) \cdot F_{y_2}(x) - f_{y_2}(x) \cdot F_{y_1}(X) \quad (2.8)$$

Інтеграли  $F_{y_1}(X)$  і  $F_{y_2}(x)$  обчислюються приблизно із заданою точністю за формулою Сімпсона:

$$I = \left[ f(a) + \sum_{k=1}^m f(a + (2k-1)h) + \sum_{k=1}^{m-1} f(a + 2kh) + f(b) \right] \cdot \frac{h}{3},$$

Де  $f(x)$  - Підінтегральна функція;  $a$  та  $b$  - межі інтеграла;

$m = N/2$ , де  $N$  - число інтервалів, на які розбивається відрізок  $[a, b]$ ;

$h = (b-a)/N$  -довжина інтервалу.

#### 2.2.4. Методика нормування та центрування вхідного вектора.

Для обробки вхідного вектора даних у задачах ГР нормування та центрування потрібні тільки в тих випадках, коли йдеться про кількісні характеристики критеріїв або альтернатив. У випадках якісної оцінки корисності, належності чи ступеня впливу тих чи інших параметрів значення лінгвістичних або нечітких змінних, після відображення на базову шкалу, нормування не потребують. Існують кілька способів стандартних перетворень вихідної вибірки  $\{x^p\}$ . Наведемо два з них:

$$x_i = \frac{x_i - M(x_i)}{\sigma(x_i)} \quad \text{або} \quad x_i = \frac{x_i - M(x_i)}{\max_p(x_i^p - M(x_i))} \quad (2.9)$$

де  $x_i$   $i$ -а координата вектора;  $M(x_i) = \frac{1}{n} \sum_p x_i^p$  - вибіркова оцінка математичного очікування  $x_i$  (середнє значення);  $\left(\frac{1}{n} \sum_p (x_i^p - M(x_i))^2\right)^{1/2}$  - вибіркова оцінка середнього квадратичного ухилення. Використання таких перетворень породжує складнощі із сумісністю різних РТС. Щоб уникнути таких труднощів, замість  $M(x_i)$  і  $\sigma(x_i)$  пропонується використовувати деякі фіксовані (незалежні від вибірки) величини, які підходять на роль «точки відліку» за змістом.

У нашому випадку не підійде просте лінійне масштабування, оскільки невідомий максимальний розкид значень. При використанні навченої мережі на вхід можуть бути подані значення, що виходять за межі інтервалу, на якому навчалася мережа. Лінійне масштабування не зможе відобразити ці значення на потрібний відрізок. В силу цього при програмній реалізації застосовується масштабування за допомогою сигмоїду. Сигмоїд може стиснути будь-які значення до потрібного діапазону. Але щоб зробити цей процес природнішим, сигмоїд перед використанням розтягується і зсувається таким чином, що мінімальне та максимальне значення вихідної вибірки потрапляють на 0.9 його висоти. Через війну не більше початкового інтервалу закон масштабування близький до лінійному, але в решти осі не дає результату вийти встановлені кордону. Нехай відображаємо інтервал  $[a;b]$  на інтервал  $[-0.5; 0.5]$ , розділивши сигмоїд щодо  $1/k$  (наприклад,  $K = 10$ , що відповідає пропорції 09).

$$\text{Тоді функція сигмоїду: } f_{(x)} = \frac{1}{1 + e^{-a(x+\beta)}}, \quad \text{де } a = \frac{2 \ln(k-1)}{b-a}, \quad \beta = \frac{a+2}{2} \quad (2.10)$$

#### 2.2.5. Модель РТС.

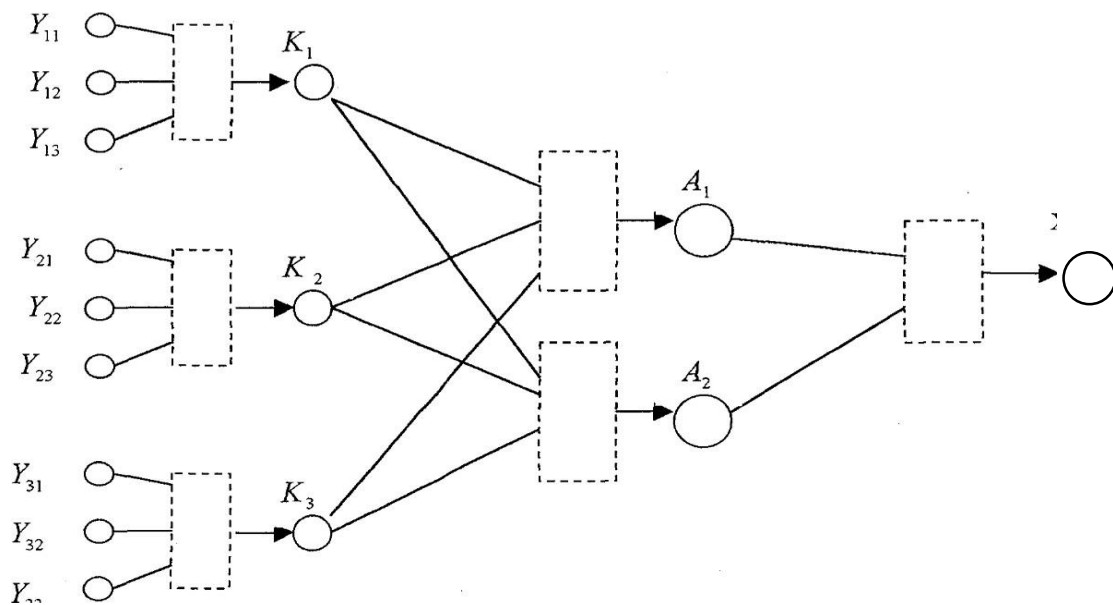
В аналізованій логічній структурі (мал .2.1.) невизначеними можуть бути залежності між рівнями: Об'єкт\_аналізу - альтернативи / фактори - критерії -

параметри. Виходячи з цього, як формалізована модель предметної області пропонується використовувати ієрархічну каскадну ШАС (КШАС), що складається з набору менших. В цьому випадку «елементарні» РЖС є аналогом фреймів, а КІНС аналогом мережі фреймів. Перевага такої архітектури в тому, що Ш- $\{$  кожного шару обробляють обмежену порцію інформації, яка потім, об'єднуючись в єдине ціле, переходить від одного рівня ієрархії до іншому.

Це вигідно з двох точок зору:

- Ш-1 кожного нейронного ансамблю спеціалізуються на відносно простих ситуаціях, що їх описують вхідними векторами;
- КІНС може функціонувати з меншим набором ІН, ніж ІНС, що вирішує аналогічні завдання за відсутності ієрархічної організації.

Схема організації КВПС представлена на мал. 2.2



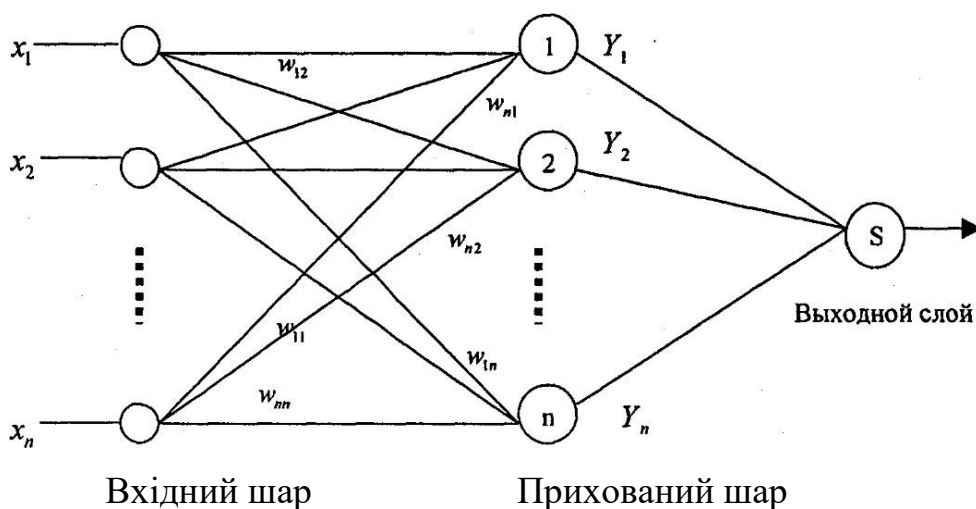
Мал. 2.2. Схема КІНС, що реалізує один із варіантів моделі предметної області.

"Елементарні" ІНС з'єднані в мережу таким чином, що виходи мереж, відповідних об'єктам предметної області нижнього рівня є входами для мереж (об'єктів) верхнього рівня.

Елементарні мережі, що входять до КІНС являють собою шаруваті мережі. Вибір подібної архітектури обґрунтований тим, що для цього виду мереж існує можливість для кожного параметра та проміжного сигналу визначити характер його впливу на кожен вихідний і проміжний сигнал, ґрунтуючись лише на місці елемента у структурі мережі.

Число нейронів на вході та виході кожної «елементарної» ІНС визначається структурою конкретної предметної області.

«Елементарна» ІНС має узагальнену структуру, представлену малюнку 2.3.



Мал. 2.3. - узагальнена структура «елементарної» ІНС.

Кількість нейронів у вхідному та вихідному шарах має бути рівним. Номер кожного нейрона є ідентифікатором предметного предмета.

Вихідне значення S розраховується так:

$$S_{i=0}^{(n)} = \sum_{i=0}^M Y_i^{(n-1)} * w_{ij}^{(n)} \quad (2.11)$$

де M - число нейронів на вихідному шарі, значення виходів на цьому шарі.

Щоб врахувати ступінь впевненості, з якою даються твердження, на кожне із тверджень генерується різна кількість прикладів: чим вищий ступінь впевненості, тим більша кількісна частка прикладів, що належать до цього висловлювання.

Алгоритм генерації прикладів для кожної елементарної мережі:

1. Із загальної множини висловлювань експертів та статистичних даних, призначених для навчання, вибираються такі, що стосуються поточної мережі.

2. Ці висловлювання наводяться до виду: «X<sub>1</sub> змінюється з A<sub>1</sub> до B<sub>1</sub> & X<sub>2</sub> змінюється з A<sub>2</sub> до B & ... & X<sub>k</sub> змінюється з A<sub>k</sub> до B<sub>k</sub> - інтервали змін входів (X<sub>1</sub> ..., X<sub>k</sub>), A і B інтервал зміни виходу (Y), P - ступінь впевненості. Якщо елемент не заданий, береться його середнє значення. Для статистичних фактів початку та кінці інтервалів збігаються і P=1.

3. Задане користувачем кількість прикладів розподіляється серед усіх висловлювань пропорційно їх ступеням впевненості і кожному за висловлювання

генеруються приклади, у яких входи поступово змінюються від  $A_i$  до  $B_i$  ( $1 \leq i \leq k$ ), а вихід рівномірно змінюється від  $A$  до  $B$ .

### 2.2.6. Методи навчання ІНС.

Як правило, для вирішення одного завдання на основі однієї моделі ІНС використовується один метод навчання. Але, враховуючи той фактор, що описане завдання може охоплювати досить велику область практичних додатків, раціонально використовувати кілька методів навчання, що ініціюються залежно від того, чи відома поведінка об'єкта автоматизації з достовірністю близькою до 1. Якщо відповідь ствердна, то пропонується використовувати навчання з учителем (Метод зворотного поширення), якщо відповідь негативна, то - без вчителя (метод динамічних ядер).

#### 2.2.6.1. Метод зворотного розповсюдження помилки.

Хоча цей метод є дуже поширеним, зважаючи на його надзвичайну важливість у загальній теорії РТС, наведемо короткий його висновок.

На входи мережі подається один із можливих образів  $i$  в режимі звичайного функціонування РШС, коли сигнали поширюються від входів до виходів, розраховуються значення вихідних змінних.

$$s_j^{(n)} = \sum_{i=0}^M y_i^{(n-1)} \cdot w_{ij}^{(n)} \quad (2.11)$$

де  $M$  – число нейронів у шарі  $n-1$ ;  $y_i^{(n-1)} = x_{ij}^{(n)}$  - вхід нейрона  $j$  шару  $n$ .

$$y_j^{(n)} = f(s_j^{(n)}), \text{ де } f() \text{ – сигмоїд} \quad (2.13)$$

$$y_g^{(0)} = I_g \quad (2.14)$$

де  $I_g$  –  $g$ -на компонента вектора вхідного образу.

Розраховується  $\delta^N$  для вихідного шару за формулою:

$$\delta_i^{(N)} = (y_1^{(N)} - d_1) * \frac{dy_1}{ds_1}, \text{ де } y_1^{(N)} \text{ - реальний вихідний стан нейрону } i \text{ вихідного шару } N; d_i \text{ - ідеальний (бажаний) стан цього нейрона.}$$

Розраховується зміна ваги  $\Delta w^{n-1}$  шару  $N$  за формулою:

Розраховується зміна ваги  $\Delta w^{n-1}$  шару  $N$  за формулою:

$$\Delta w_{ij}^{(n)} = -\eta \cdot \delta_j^{(n)} \cdot y_1^{(n-1)} \quad \text{або} \quad (2.15)$$

$$\Delta w_{ij}^{(n)}(t) = -\eta \cdot (\mu \cdot \Delta w_{ij}^{(n)}(t-1) + (1 - \mu) \cdot \delta_i^{(n)} \cdot y_1^{(n-1)}) \quad (2.16)$$

де  $\eta$ - Коефіцієнт швидкості навчання  $0 < \eta < 1$ ,  $\mu$ - Коефіцієнт інерційності;  $t$  - номер поточної ітерації.

3. Розраховується  $\Delta w^n$  за формулами (2.15) або (2.16) і  $\delta^{(n)}$  за рекурсивною формулою:

$$\delta_j^{(n)} = \left[ \sum_k \delta_k^{(n+1)} \cdot w_{jk}^{(n+1)} \right] \cdot \frac{dy_1}{ds_1}, n = N-1, \dots, 1.$$

для всіх інших шарів.

4. Коригуються всі ваги в РЖС

$$w_{ij}^{(n)}(t) = w_{ij}^{(n)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(n)}(t) \quad (2.17)$$

5. Якщо помилка мережі істотна, здійснюється перехід на крок 1. В іншому випадку відбувається завершення роботи алгоритму навчання мережі. Мережі на кроці 1 поперемінно у випадковому порядку пред'являються всі тренувальні образи, щоб мережа, образно кажучи, не забувала одні в міру запам'ятовування інших.

#### 2.2.6.2. Метод динамічних ядер

Опишемо його спочатку в найбільш спільній абстрактній формі. Нехай задана вибірка векторів даних  $\{x_p\}$ . Простір векторів даних позначимо  $E$ . Кожному класу буде відповідати деяке ядро  $a$ . Простір ядер позначимо  $A$ . Для кожних  $X \in E$  та  $A \in a$ , знаходимо міру близькості  $d(a, x)$  для кожного набору із  $k$  ядер  $a_1, \dots, a_k$  та будь якого розбиття  $\{x_p\}$  на  $k$  класів  $\{x^p\} = P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_k$  – критерій якості:

$$D = D(a_1, \dots, a_k, P_1, \dots, P_k) = \sum_{i=1}^k \left( \sum_{x \in P_i} d(x, a_i) \right) \quad (2.18)$$

Потрібно знайти набір  $a_1, \dots, a_k$ . Такі розбиття  $P_1, \dots, P_k$  що мінімізують  $D$ .

Крок алгоритму розбивається на два етапи:

1-й етап для фіксованого набору ядер шукаємо мінімізуючий критерій якості розбиття, воно дається вирішальним правилом:  $a_1, \dots, a_k$ , шукаємо мінімізуючий критерій якості розбиття  $P_1, \dots, P_k$ , воно дається вирішуючим правилом:  $x^p \in P_i$  якщо  $d(x^p, a_i) < d(x^p, a_j)$  при  $j \neq i$ . Коли  $X^p$  мінімум  $d(x^p, a_i)$  досягається за кількох значеннях  $i$ , вибір з-поміж них може бути зроблено довільно;

2-й етап - для кожного  $P_i, (i = 1, \dots, k)$ , отриманого на 1-му етапі, шукається  $a \in A$ , що мінімізує критерій якості (тобто доданок в  $D$  для даного  $i - D = \sum d(x, a_i)$ ).

Початкові значення  $a^p, \dots, a_k, P_1, \dots, P_k$  вибираються довільно, або з якогось евристичного правила. На кожному кроці та етапі алгоритму зменшується критерій якості  $D$ , звідси для більшості конкретизації завдання впливає збіжність алгоритму – після кінцевого числа кроків розбиття  $P_1, \dots, P_k$  вже не змінюється.

Єдина обчислювальна складність у алгоритмі може полягати у пошуку ядра за класом на 2-му етапі алгоритму, тобто. у пошуку  $a \in A$ , що мінімізує

$$D_i = \sum_{x \in P_i} d(x, a_i) \quad (2.19)$$

У зв'язку з цим у більшості конкретних реалізації методу міра близькості  $d$  вибирається такий, щоб легко можна було знайти  $a$ , що мінімізує  $D_i$  для даного  $P_i$ .

У найпростішому випадку простір ядер  $A$  збігається з  $E$ , а міра близькості  $d(x, a)$  - позитивно певна квадратична форма від  $x$ -а, наприклад, евклідова квадрат відстані. Тоді ядро  $a_i$ , що мінімізує  $D_i$  є центр тяжкості класу  $P_i$ :

$$a_i = \frac{1}{|P_i|} \sum_{x \in P_i} x \quad (2.20)$$

де  $|P_i|$  - Число елементів в  $P_i$ .

У цьому випадку також спрощується вирішальне правило, що розділяє класи. Позначимо  $d(x, a) = (x - a, x - a)$ , де  $(\cdot, \cdot)$  білінійна форма (якщо  $d$  квадрат евклідової відстані між  $x$  та  $a$ , то  $(\cdot, \cdot)$  звичайне скалярне вирішення).

В силу білінійності

$$d(x, a) = (x - a, x - a) = (x, x) - 2(x, a) + (a, a) \quad (2.21)$$

Щоб порівняти  $d(x, a_i)$  для різних  $i$  та знайти серед них мінімальне, достатньо обчислити лінійну неоднорідну функцію від  $x$ :

$$d_1(x, a_i) = (a_i, a_i) - 2(x, a_i) \quad (2.22)$$

Мінімальне значення  $d(x, a_i)$  досягається при тому ж  $i$ , що і мінімум  $d_1(x, a_i)$  тому вирішальне правило реалізується за допомогою  $k$  суматорів, що обчислюють  $d_1(x, a_i)$  і інтерпретатор, що вибирає суматор з мінімальним вихідним сигналом. Номер цього суматора і номер класу, до якого належить  $x$ .

У тих найпростіших випадках, коли ядро класу точно визначається як середнє арифметичне (або нормоване середнє арифметичне) елементів класу, а вирішальне правило базується на порівнянні вихідних сигналів лінійних адаптивних суматорів, нейронну мережу, що реалізує метод динамічних ядер, називають мережею Кохонена.

До визначення ядра  $a_i$  для мереж Кохонена входять суми  $\sum_{x \in P_i} x$ . Це дозволяє накопичувати нові динамічні ядра, обробляючи за одним прикладом і перераховуючи  $a_i$  після появи  $P_i$  нового прикладу. Схожість за такої модифікації, однак, погіршується.

Для пошуку ядра класу пропонується використовувати наступну методику.

Висловлювання всіх експертів про один рівень відносин між сутностями (вихід - альтернативи, альтернатива - критерії, критерій параметри) об'єднуються у класи. Наприклад, висловлювання всіх експертів щодо впливу множини критеріїв на альтернативу  $A$  відповідають масу  $P_i$ . Таким чином, завдання значно спрощується і зводиться до пошуку набору  $a_1, \dots, a_k$ , як мінімізуючий  $D$  при відомому розбиття  $P_1, \dots, P_k$ .

Значеннями класів вважаються значення лінгвістичної змінної («сильно», «слабко», «помірковано» тощо). Як міру близькості вибирається коефіцієнт кореляції між вектором даних та ядром класу

$$r(x, a) = \sum_j \frac{x_j - M(x)}{\sigma_x} \times \frac{a_j - M(a)}{\sigma_a}, \quad (2.23)$$

де  $x_j, a_j$  - координати векторів;  $M(x) = \frac{1}{n} \sum_j x_j$ ;  $n$  розмірність простору даних;  $\delta_x = \left(\frac{1}{n} \sum_j (x_j - M(x))^2\right)^{1/2}$ . Якщо припустити, що передобробка полягає у перетворенні

$$x_j \rightarrow \frac{x_j - M(x)}{\delta_x} \quad (2.24)$$

тому всім  $x$ , які надходять мережі,  $M(x) = 0, \delta_x = 1$ ; аналогічно  $M(a) = 0, \delta_a = 1$  та  $r(x, a) = (x, a)$ , де  $(\bullet, \bullet)$  - Звичайне скалярне перетворення.

Замість мінімізації у всіх операціях методу динамічних ядер для цієї міри близькості треба брати максимум, оскільки чим ближче  $x$  і  $a$ , тим більше  $r(x, a)$ .

Завдання пошуку ядра  $a_i$  для заданого класу  $P_i$  перетворюється на пошук

$$D_i = \sum_{x \in P_i} (x, a) \quad (2.25)$$

вектора  $a$ , що максимізує  $\sum_j a_j = 0, \sum_j a_j^2 = 1$ .

$$\text{Цей максимум досягається в точці } a = \frac{\sum_{x \in P_i} x}{\|\sum_{x \in P_i} x\|} \quad (2.26)$$

де  $\|\bullet\|$  - евклідова норма.

Якщо міра близькості визначається як квадрат коефіцієнта кореляції (тобто важливим вважається наявність лінійного кореляційного зв'язку, а не її знак), то

$$D_i(a) = \sum (x, a)^2,$$

$D_i(a)$  – квадратична форма від  $a$ . Вона вироджена, тому що для вектора  $e$ , у якого всі координати  $e=1$  маємо  $D(e)=0$ . Щоб визначити максимум  $D_i(a)$  при зазначених обмеженнях ( $M(a)=0, \sigma_a = 1$ ), достатньо знайти найбільше власне число  $\lambda$  і відповідний власний вектор  $a_i$  матриці цієї квадратичної форми з точністю до множника  $|P_i|$  (коваріаційної матриці класу):

$$|P_i| \sum_i = \sum_{x \in P_i} x \otimes x^T \quad (2.28)$$

Цей вектор  $q$  буде шуканим ядром класу  $P_i$ .

Далі визначаються  $\{y_i\}$  як було описано раніше.

Ідея подальшої обробки полягає в тому, щоб вибрати з цього набору  $\{y_i\}$  кілька найбільших чисел і після нормування оголосити їх значеннями функцій належності до відповідних класів. Для вибору сімейства  $G$  найбільших  $y$  визначимо такі числа:

$$Y_{\max} = \max \{y_i\}, M(y) = \frac{1}{k} \sum_i y_i, s = (1 - a)M(y) + ay_{\max} \quad (2.29)$$

де число  $a$  характеризує відхилення «рівня зрізу»  $s$  від середнього значення  $M(y)$ ,  $a \in [-1, 1]$ . Вважаємо  $G = \{y_i | y_i > s\}$ .

Множина  $J = \{i | y_i \in G\}$  трактується як сукупність номерів тих класів, до яких може належати об'єкт, а нормовані на одиничну суму невід'ємні величини.

$$f_i = \frac{y_i - s}{\sum_{j \in J} (y_j - s)} \quad (\text{при } j \in J \text{ та } f_i = 0 \text{ в протилежному значенні}) \quad (2.30)$$

інтерпретуються як значення функцій приналежності до цих класів.

### 2.2.7. Інтерпретація результатів.

Інтерпретація є більш простою процедурою, ніж навчання, але не менш важливим для роботи нейронної мережі. Вдало сформульовані вимоги, які пред'являються вихідним даним ІНС, можуть спростити навчання та підвищити точність роботи. При інтерпретації необхідно вирішити такі завдання:

масштабування вихідних сигналів; вибір виду інтерпретації залежно від практичних вимог конкретного практичного застосування.

#### 2. 2.7.1. Метод масштабування вихідних сигналів

Масштабування – необхідна операція при обробці вихідних сигналів. Стандартні ("безрозмірні") нейронні мережі формуються так, щоб їх вихідні сигнали лежали в інтервалах  $[-1, 1]$  (або  $[0, 1]$ ). Якщо нам потрібно отримати сигнал в інтервалі  $[a, b]$ , то потрібно перетворити вихідний сигнал  $y$ :  $y \rightarrow \frac{a+b}{2} + \frac{b-a}{2}y$ .

Це найпростіше перетворення не застосовується у тому випадку, коли відношення необхідної точності  $\epsilon$  до розкиду  $b-a$  набагато менше характерної точності відповідей нейронної мережі. У разі слід вдаватися до перетворення «вектор-число». Найпростіший спосіб поліпшити незламна (випадкову) відносну помилку в  $k$  раз - скласти  $k^2$  величин, а потім відмасштабувати суму в потрібний інтервал  $[a, b]$ . Це фактично означає встановлення на виході спеціального суматора, який складає та масштабує  $k^2$  вихідних сигналів мережі.

Інший варіант замінює по суті висновок числа розв'язанням задачі класифікації: весь відрізок значень  $[a, b]$ , в якому повинен лежати оброблений відповідь мережі, розбивається на  $m$  частин ( $m$  вибирається досить великим, щоб  $(b-a)/m$  було величиною порядку необхідної точності) Цим  $m$  частинам ставляться у відповідність, наприклад  $m$  нейронів. Вихідні сигнали нейронів обробляються за правилом «переможець отримує все», якщо сигнал прийнятий з  $i$ -го нейрону, більше, ніж інші, робимо висновок, що шукана величина лежить в  $i$ -ї частини відрізка  $[a, b]$  (наприклад, для розбиття на рівні частини вона приблизно дорівнює  $a + (b-a) \frac{2^i - 1}{2^m}$ ). Можливе використання інших інтерпретаторів класифікації з меншою кількістю нейронів, але суть справи зберігається – перехід від питання «чому дорівнює число?» до іншого «до якого відрізка належить точка?».

#### 2.2.7.2. Класичні методи інтерпретації результатів.

У завданнях класифікації найбільш поширене правило «переможець забирає все»: число нейронів дорівнює числу класів, номер нейрона з максимальним сигналом інтерпретується як номер класу.

Знакова інтерпретація вимагає тільки  $\log_2 m$  нейронів ( $m$ - число класів), будується вона так. Нехай  $y_1, \dots, y_k$  сукупність вихідних сигналів нейронів.

Порядкова інтерпретація є більш ємною, ніж знакова. У ній з допомогою  $k$  нейронів можна описати приналежність до  $k!$  (а не  $2^k$  як для знакової). Нехай  $y_1, \dots, y_k$  вихідні сигнали. Проведемо їх сортування та позначимо  $n_j$  – номер  $i$ -ного сигналу (1 відповідає самому малому сигналу,  $k$  – самому великому). Перестановку  $\delta = \left( \frac{1 \ 2 \dots k}{n_1 \ n_2 \dots n_k} \right)$ . можна розглядати як слово, що кодує номер класу. Для того щоб

використовувати цей інтерпретатор необхідно, щоб характерна помилка сигналу була меншою за  $1/k$ .

### 2.2.7.3. Метод нечіткої інтерпретації.

Нечітка інтерпретація ґрунтується на оцінці обурення вихідних сигналів, що змінює належність до класу. Вона надбудовується над чіткою інтерпретацією відповідним класам. "Запас впевненості" визначається різницею  $\Delta$  максимального сигналу і наступного за ним за величиною.

Нехай у ході навчання до мережі пред'являлася вимога, щоб на навчальній вибірці  $\Delta$  перевищувало деяке  $\varepsilon$  ( $0 < \varepsilon < 2$  ця величина називається рівнем надійності, докладніше про неї та про вимоги до мережі сказано нижче). Тоді ступінь впевненості у відповіді можна оцінити як  $\Delta / \varepsilon$  (або 1, якщо  $\Delta / \varepsilon > 1$ ).

При  $\Delta / \varepsilon > 1$  пред'явлений об'єкт віднесено до свого класу так само впевнено, як і об'єкти з навчальної вибірки.

Для знакової інтерпретації вектора вихідних сигналів мірою впевненості у відповіді є найменший модуль сигналу. Знову використовуємо для неї позначення  $\Delta$ . Якщо при формуванні мережі до неї висувалася вимога, що на навчальній вибірці  $\Delta \geq \varepsilon$ , то знову можна вводити ступінь впевненості у відповіді:  $\Delta / \varepsilon$  або 1 (якщо  $\Delta / \varepsilon \geq 1$ ). Аналогічно, для порядкової інтерпретації як  $\Delta$  слід розглядати модуль різниці найближчих за величиною сигналів. Так само, виходячи з вимог, що висуваються до цієї величини на навчальній вибірці ( $\Delta \geq \varepsilon$ ), будується ступінь впевненості у віднесенні об'єкта до цього класу.

У всіх випадках при невпевненій відповіді (ступінь впевненості менше 1) можна виділити множина класів, до якого об'єкт впевнено віднесено. Нехай  $\varepsilon$  визначає рівень вимог і  $\Delta < \varepsilon$ . Розглянемо сукупність класів, які можуть бути отримані при інтерпретації сигналів, що належать відрізкам  $[y_i - \varepsilon, y_i + \varepsilon]$  для знакового кодування та  $\left[ y_i - \frac{\varepsilon}{2}, y_i + \frac{\varepsilon}{2} \right]$ , для порядкової інтерпретації та правила "переможець забирає все" фаза пояснюється тим, що у першому випадку інтерпретуються значення сигналів, а інших - їх різниці). Припустимо, що мережа впевнено відносить об'єкт до цієї множини класів. Така інтерпретація доповнює чітке визначення класу об'єктів. Сукупність класів, побудована для набору вихідних сигналів  $y_1, \dots, y_k$ , називається множиною

впевненої класифікації. Позначимо його  $K(y, \varepsilon)$  у - вектор вихідних сигналів,  $\varepsilon$ - рівень надійності, що пред'являється у вигляді вимог при навчанні мережі). Для кожного  $q \in K(y, \varepsilon)$  визначимо

$$\Delta(q) = \inf_{x \in q} \max |x_i - y_i| \quad (2.32)$$

Де  $x$  вектор з координатами  $x \in [y_i - \varepsilon, y_i + \varepsilon]$  (для знакової інтерпретації) або  $x \in [y_i - \frac{\varepsilon}{2}, y_i + \frac{\varepsilon}{2}]$  для порядкової інтерпретації та правила "переможець забирає все"), відношення  $x \in q$  читається «вектор  $x$  інтерпретується як приналежному класу  $q$ »;  $\Delta(q)$  оцінює наскільки треба змінити вихідні сигнали, щоб потрапити до класу  $q$ . Природньо що  $\Delta(q) < \varepsilon$ . Величина  $\Delta(q) < \varepsilon$  оцінює ступінь впевненості у неприналежності об'єкта класу  $q$ .

Таким чином, в результаті нечіткої інтерпретації для кожного вектора вихідних сигналів можна визначити:

- 1) клас, до якого він може бути віднесений із найбільшою впевненістю;
- 2) ступінь впевненості у віднесенні до цього класу;
- 3) множина впевненої класифікації  $K$  — сукупність класів, до якої можна віднести об'єкт;
- 4) ступінь впевненості у неприналежності до кожного класу з  $K$ , крім зазначеного у п. 1.

### 2.3. Висновки та результати.

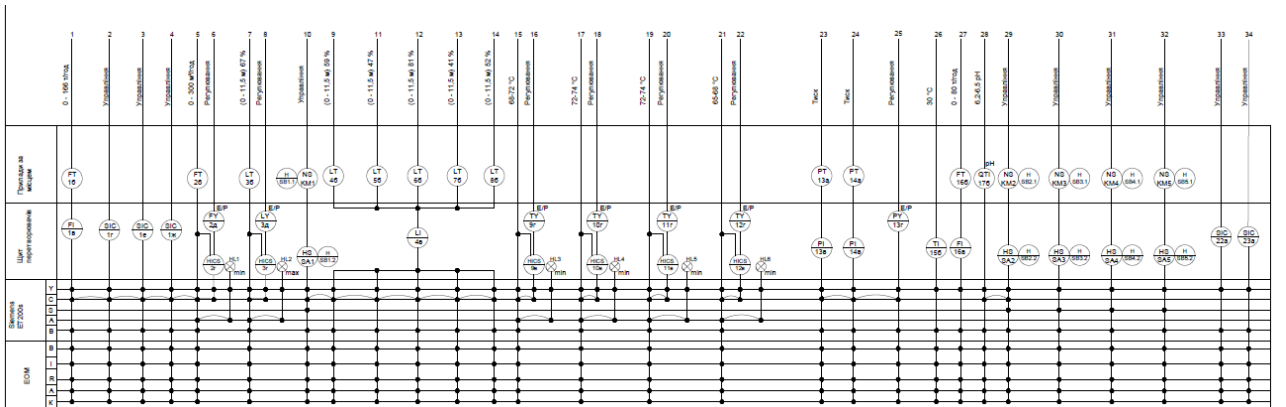
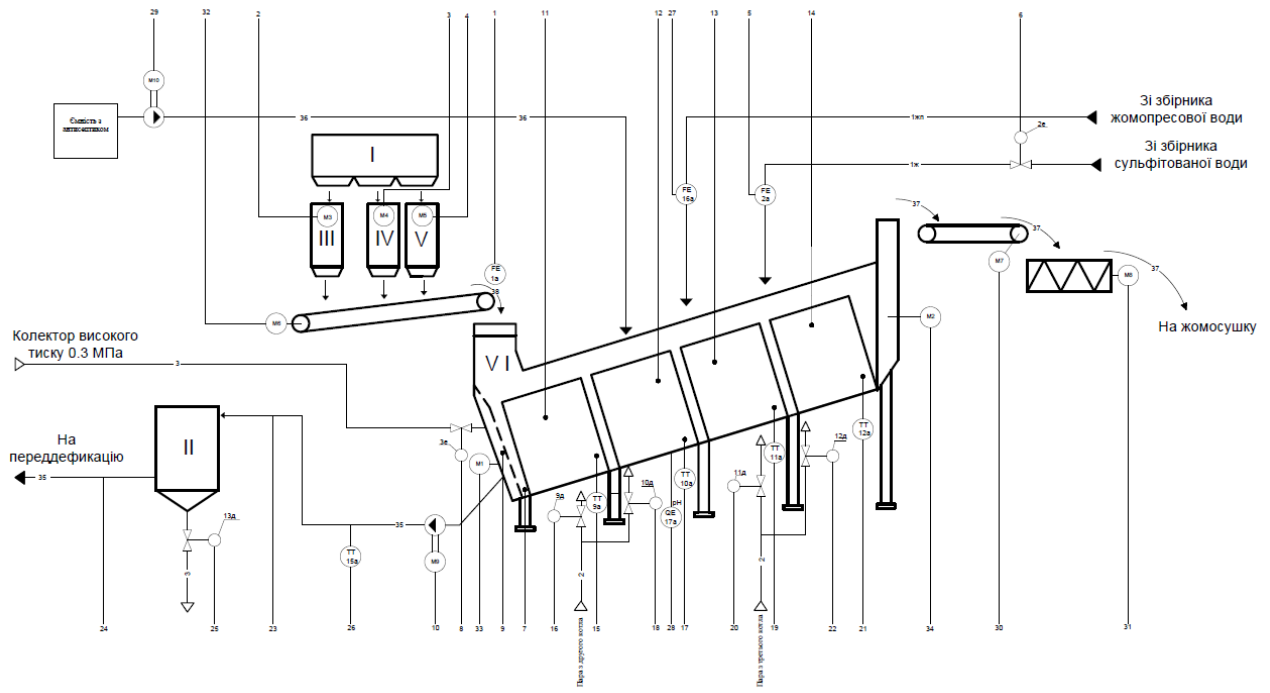
У другому розділі запропоновано інтерпретацію завдання аналізу предметної області з погляду нечіткої класифікації та показано переваги такого підходу; наводиться опис математичної моделі предметної області для класу завдань аналізу зі схожою структурою різних предметних областей; показано, що найбільш оптимальним інструментом для вирішення сформульованої проблеми є комплексний підхід до використання лінгвістичних змінних, теорії нечітких множин та теорії РНС; а також запропоновано: алгоритм дефазифікації лінгвістичних змінних шляхом побудови функцій приналежності як функцій за щільністю ймовірності, модель каскадної штучної нейронної мережі як варіант моделі предметної області.

### 3. РОЗРОБКА ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ НЕЧІТКОГО РЕГУЛЮВАННЯ ДЛЯ ДИФУЗІЙНОЇ УСТАНОВКИ ЦУКРОВОГО ЗАВОДУ З ВИКОРИСТАННЯМ СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ

Управління сучасним промисловим підприємством, що функціонує на початку третього тисячоліття, потребує використання не тільки нагромадженого в менеджменті досвіду і розроблених раніше підходів, а насамперед перспективних та ефективних методів, які ґрунтуються на досягненнях сучасних інформаційних технологій, і методів штучного інтелекту, а також наукових розробок у сфері підтримки прийняття рішень. Для управління виробництвом нині потрібні ефективні методи й інструменти підтримки рішень на всіх рівнях його функціонування. Різноманіття цілей і завдань, які виникають у процесі прийняття рішень, їх складність і часові обмеження властиві дуже багатьом проблемам, щодо яких приймають рішення, потребують комп'ютерної підтримки цього процесу. Створення таких інтелектуальних систем підтримки рішень, які забезпечили б менеджера сучасними способами аналізу інформації, генерації варіантів рішень, їх оцінками й вибором найкращого варіанта, – надзвичайно важливе й актуальне завдання. При цьому під поняттям інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень (ІСППР) в управлінні виробництвом розуміємо людино-машинні інтерактивні системи, що дозволяють відповідальній особі підтримувати всі етапи процесу прийняття рішень, а також здатні до набуття нових знань, до навчання в результаті аналізу нагромаджених знань і досвіду, адаптації їх до динамічно змінюваних зовнішніх умов і поточного стану всіх складових елементів виробничої системи.

Об'єднання інтелектуальних технологій із традиційною експертною системою, у якій знання подано символічно, дозволить створити інтелектуальні системи, здатні вирішувати складні проблеми, слабо структуровані або неструктуровані, які потребують обробки всіляких видів знань. Використовуючи всі позитивні якості й унікальні можливості кожної із технологій, що виходять до їх складу, такі гібридні системи підтримки рішень мають вищий інтелектуальний потенціал.

### 3.1.Характеристика об'єкта



Позначення	Найменування
— 1ж —	Живильна вода
— 1жп —	Жомпресова вода
— 2 —	Пара
— 3 —	Повітря
— 35 —	Дифузійний сік
— 36 —	Антисептик
— 37 —	Буряковий жом
— 38 —	Бурякова стружка
M1,M2	Електродвигун "AIP 280 S8"
M3,M4,M5	Електродвигун "AIP 200 L4"
M6,M7,M8	Електродвигун "AIP 160 M2"
M9	Насос СКМ 250-32
M10	Насос Leo 3.0 1.5кВт Nmax 57,5м Qmax
I	Бункер буряку
II	Пульпопловач
III	Бурякорізка 1
IV	Бурякорізка 2
V	Бурякорізка 3
VI	Дифузійний апарат ДС - 12

Дифузія сахарози відбувається повніше і швидше, якщо стружка має найбільшу поверхню на одиницю маси. Для цього корені ріжуть на спеціальних машинах (бурякорізках) у вигляді смужок жолобчастої форми або пластинки прямокутного перетину. Жолобчасту стружку отримують завширшки 4 - 6 і завтовшки 0,7-1 мм, а пластинчасту - відповідно 2,5 - 3 і 1,2 - 1,5 мм.

На цукрових заводах застосовують бурякорізки трьох типів: дискові, відцентрові та барабанні.

Бурякова стружка надходить на стрічковий конвеєр, який подає її в дифузійний апарат. Цукор із стружки вилучається гарячою водою.

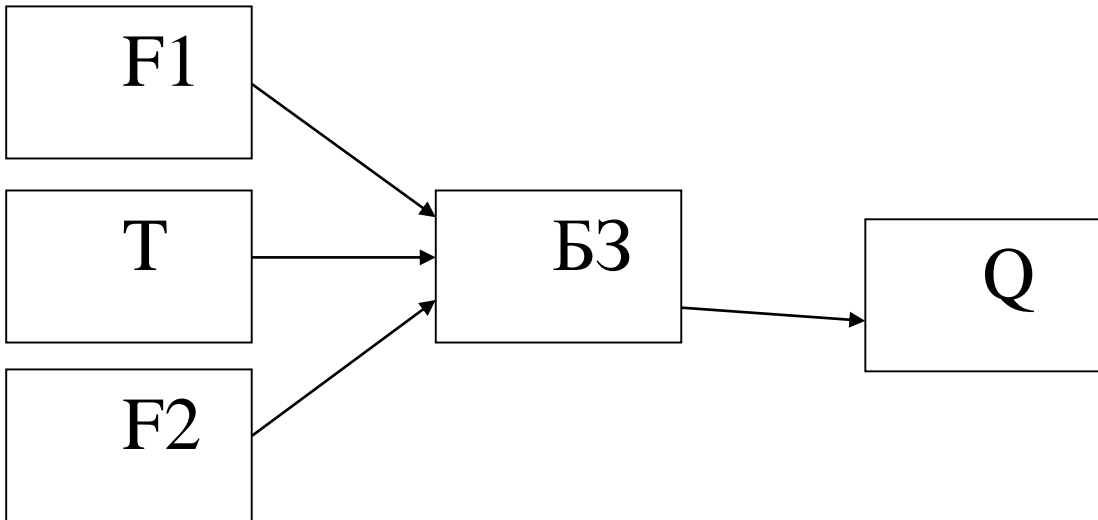
Оболонки клітин коренів проникні для цукру та інших водорозчинних речовин, однак жива протоплазма клітин напівпроникна і майже не пропускає цукор та інші розчинні у клітинному соку речовини. Тому відносно повно добути цукор дифузійним способом можна тільки після нагрівання стружки до 60 °С, коли відбудеться процес коагуляції білків протоплазми. При цьому білки перетворюються на окремі згустки, між якими проходить цукор та інші водорозчинні речовини до стінок клітин і крізь них у навколишній розчин.

Для успішного добування цукру і зменшення переходу нецукрів у дифузійний сік, процес дифузії проводять швидко і при слабнокислій реакції середовища (рН 5 — 6,5). У дифузійному соку міститься на 18 — 20 % менше нецукрів, ніж у клітинному, тобто доброякісність дифузійного соку вища, ніж клітинного .

На сучасних заводах у нашій країні широко застосовують різні типи дифузійних апаратів безперервної дії. Найбільш поширені з них вертикальні колонні і похилі шнекові дифузійні апарати. В кожний з них стружка надходить безперервно, а назустріч їй рухається вода, за допомогою якої і відбувається знесолоджування стружки, яка попередньо ошпарюється гарячим соком.

### 3.2. Структура експертної системи.

Задача – створити підсистему оцінки якості, що має 3 входи і формує на основі оцінки відповідне логічне рішення. На рис. 1 зображена структура системи логічного висновку



малюнок 3.1 - Структура системи логічного висновку

За основу взято три вхідні змінні:

F1: [(0-166)т/год] – витрата бурякової стружки в установку;

T: [(0-100)°C] – температура по зонам дифузійної установки;

F2: [(0-300)м<sup>3</sup>/год] – витрата води в установку;

Вихідна змінна:

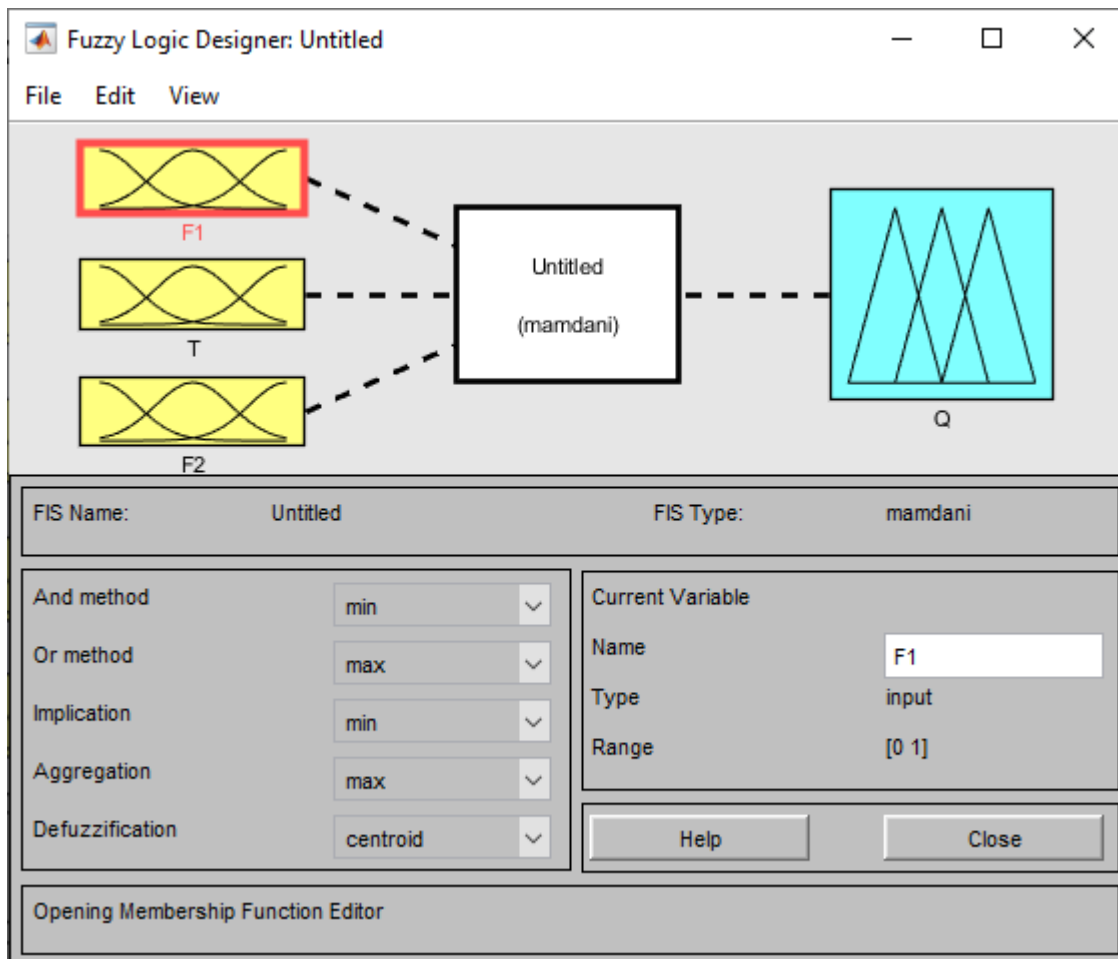
Q: [(0-100)%] – Вміст сухої речовини в жомі;

### 3.3. Лінгвістична апроксимацію вхідних та вихідних параметрів

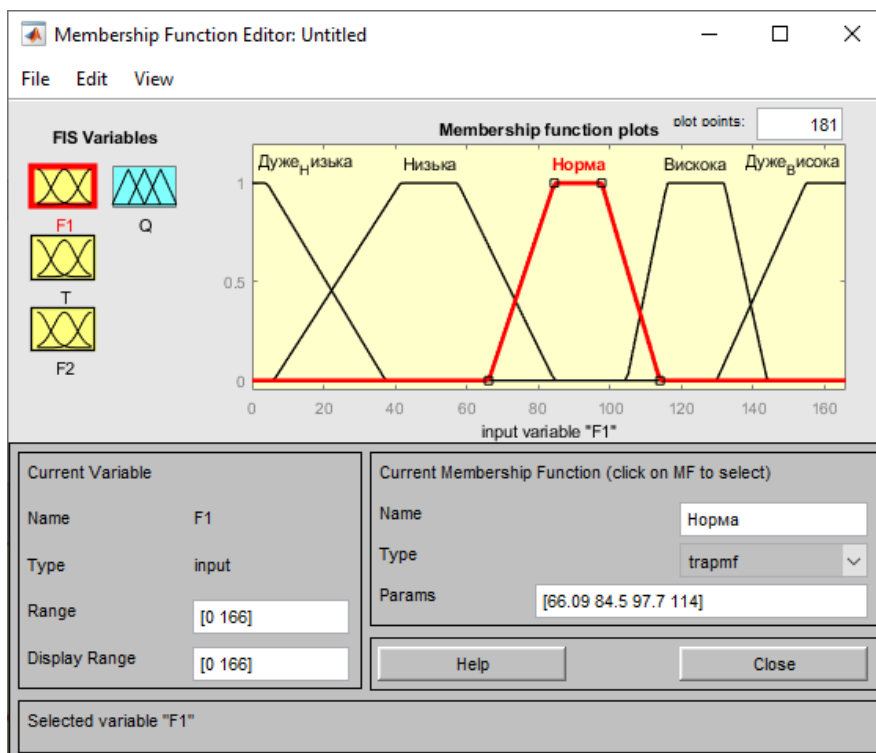
Кваліфікаційна робота виконується у програмному середовищі Matlab.

Викликаємо інструментальну підсистему створення нечітких систем FIS Editor Fuzzy Toolbox шляхом введення команди fuzzy в командному рядку середовища Matlab. Відкривши меню Editor система FIS Editor, додаємо 3 входи: Add Variable... Input. В зоні параметрів Current Variable, перейменовуємо параметр Name на назву

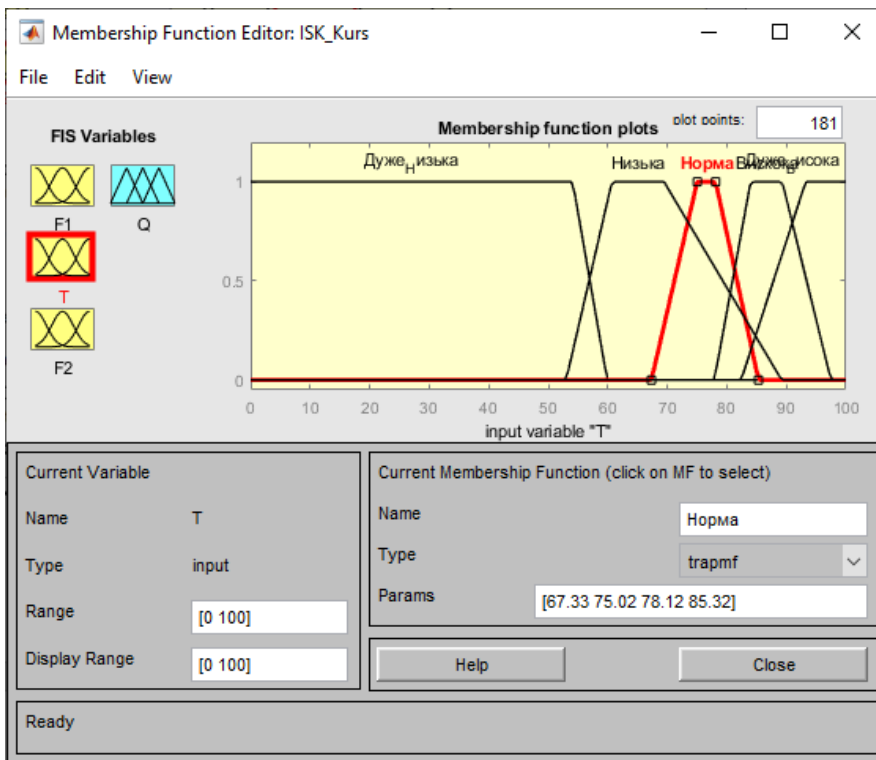
входу, або виходу, що відповідає реальній назві вхідних та вихідної змін.



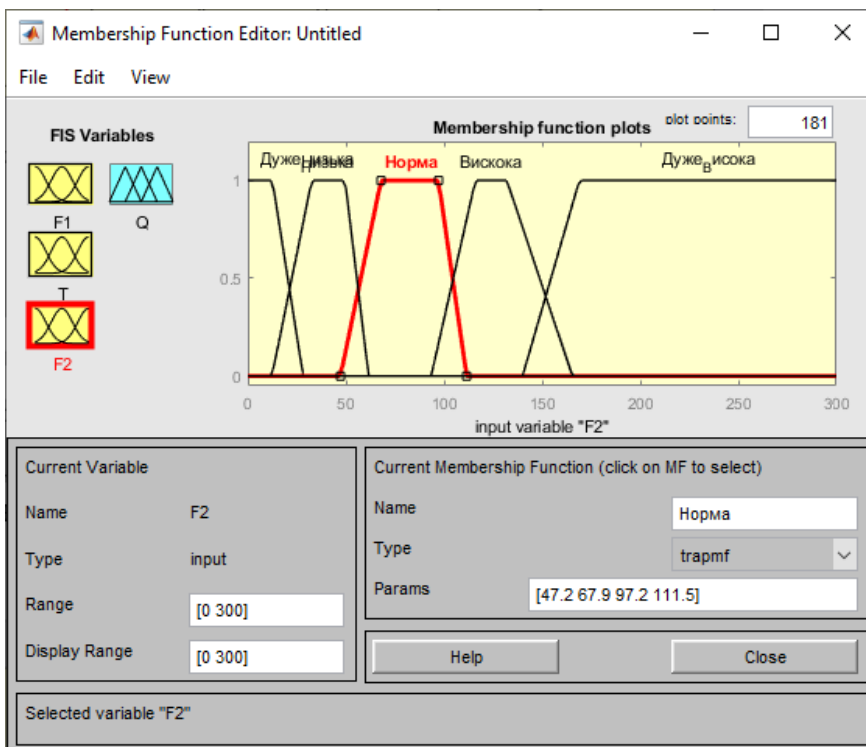
Мал.3.2 Параметрична структура підсистеми.



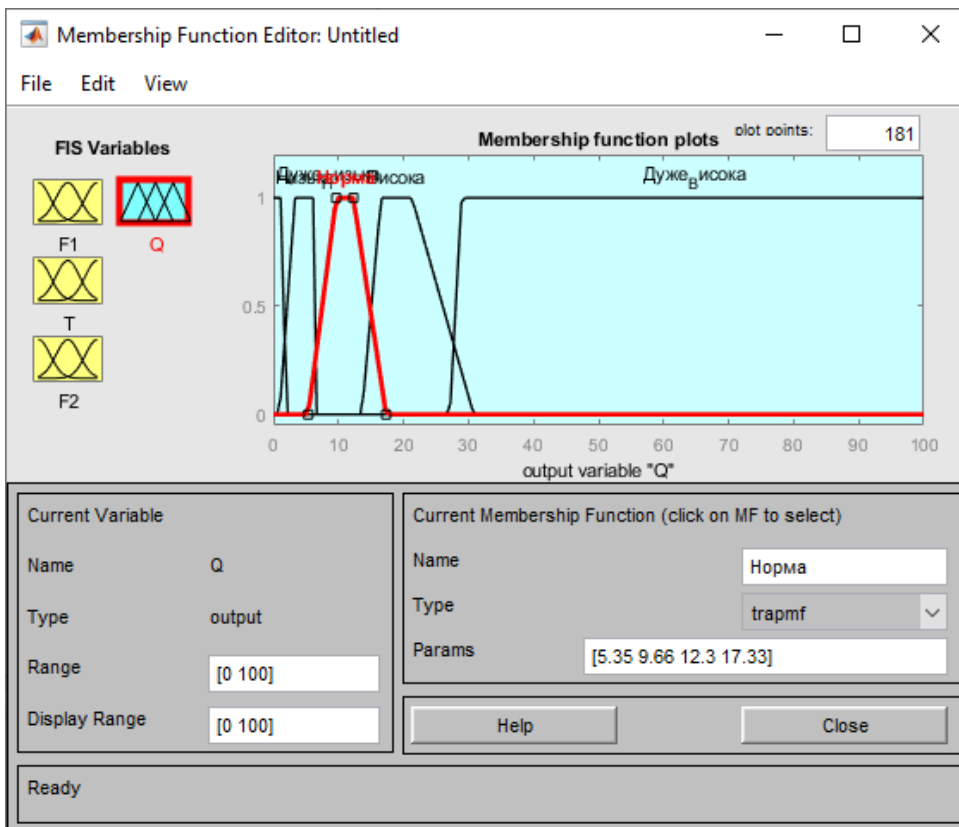
Мал 3.3. Вікно редагування функцій належності для витрати бурякової стружки



мал.3.4. Вікно редагування функцій належності для температури в установці



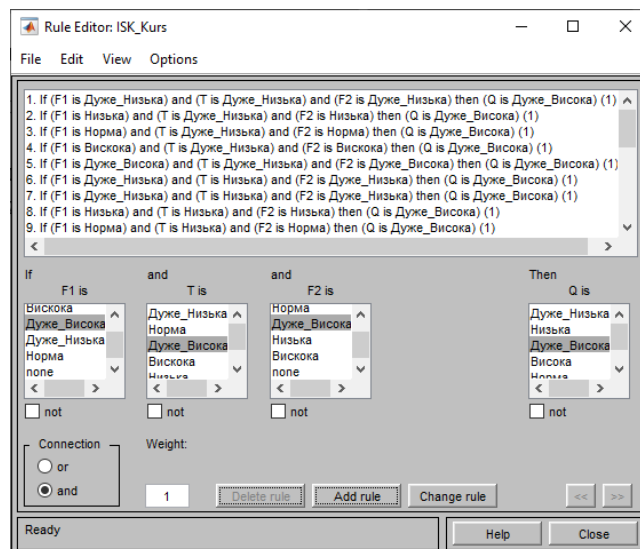
мал.3.5. Вікно редагування функцій належності для витрати води в установку



мал. 3.6. Вікно редагування функцій належності для вмісту сухих речовин у жомі

### 3. 4. Розробка бази правил для нечіткої системи.

Аналіз результатів роботи системи В головному вікні FIS Editor в меню Edit Rules. Відкриється вікно Rule Editor. Це вікно також відкриється подвійним натисканням лівої клавіші миші на центральному білому прямокутнику. В даному вікні визначаються нечіткі правила поведінки системи, що створюється (мал. 7).



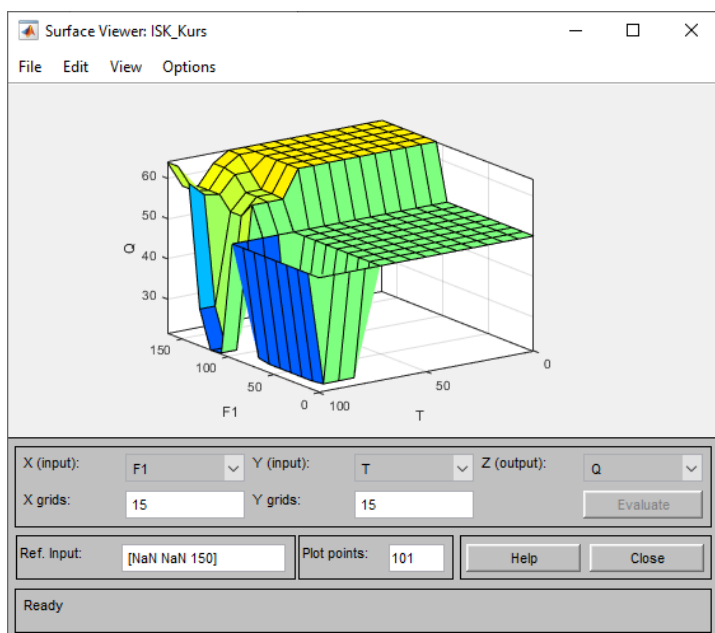
мал. 3.7. Вікно редагування правил нечіткого висновку

Для перегляду результату роботи системи (підсистеми) нечіткої логіки в головному вікні FIS Editor обирають в меню View команду Rules – графічне відображення роботи алгоритму нечіткого висновку (мал.8) або команду Surface – відображення поверхні відгуку (мал. 9, 10).

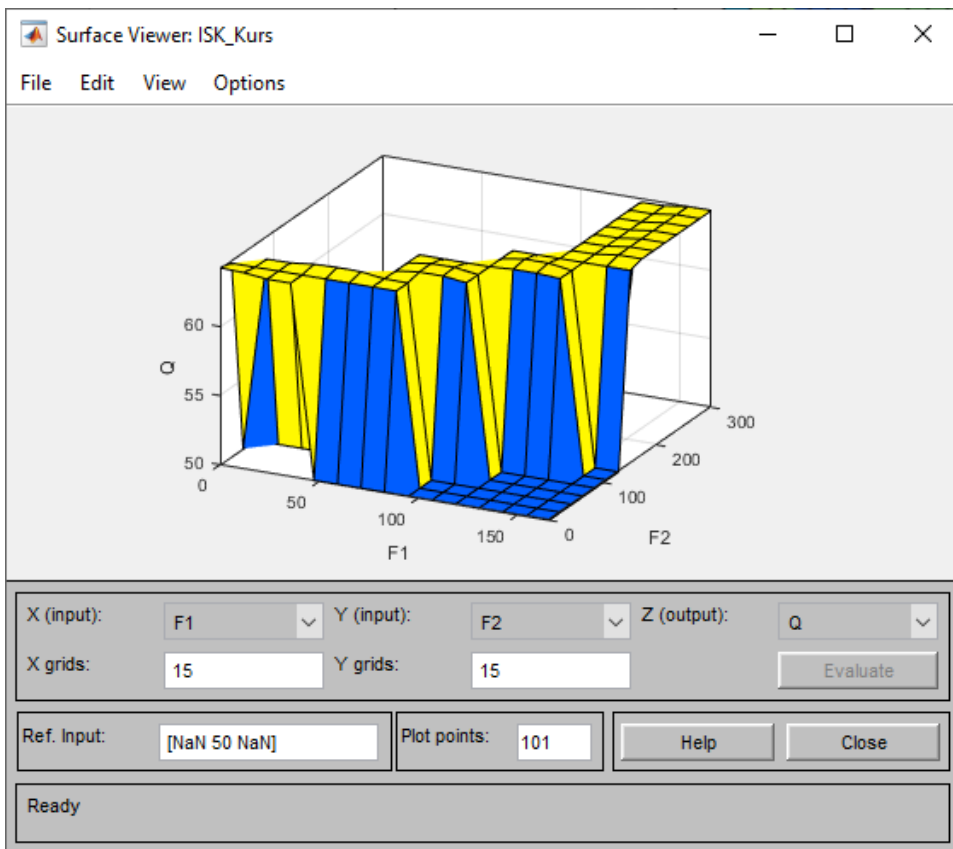


мал.3.8. Вікно графічного відображення роботи алгоритму нечіткого висновку

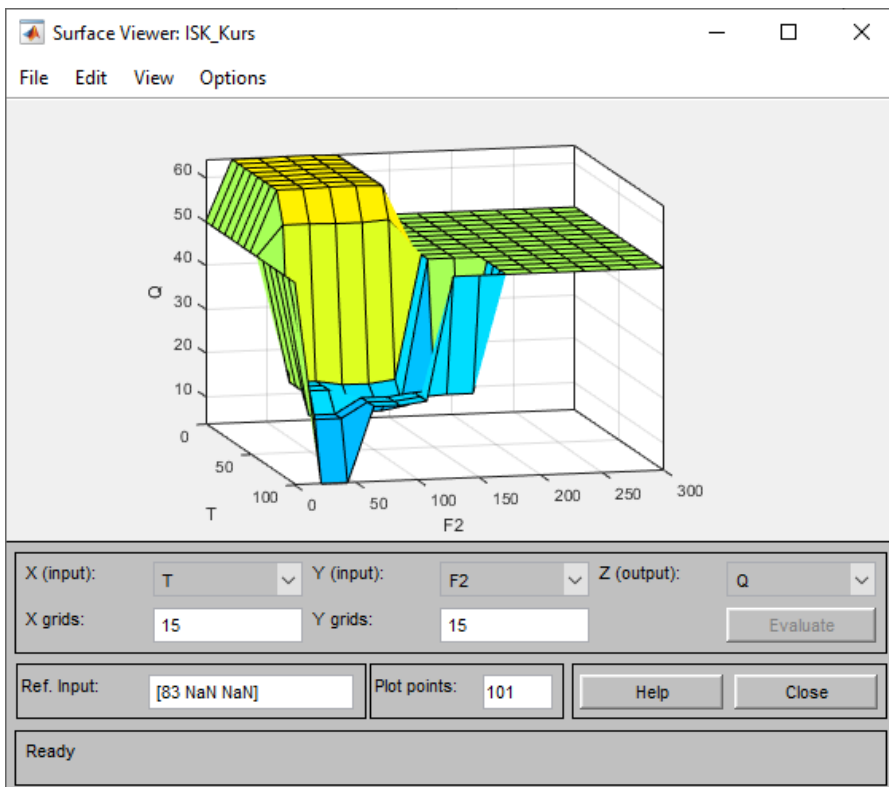
З графіку видно рекомендовані оптимальні значення параметрів:  $F1=86$  Т/год,  $T=76$  °С,  $F2=80$  м<sup>3</sup>/год,  $Q2=17$  %.



мал. 3.9. Вікно відображення поверхні відгуку залежності температури та витрати бурякової стружки.



мал. 3.10. Вікно відображення поверхні відгуку залежності витрати стружки та ВОДИ



мал. 3.11. Вікно відображення поверхні відгуку залежності температури в установці та витрати води

### 3. 5. Побудова нечіткого регулятора

До синтезованої системи пред'являються такі вимоги: перерегулювання не більше 5%, час перехідного процесу 20 секунд, число коливань до закінчення часу перехідного процесу не більше двох, щоб встановлена помилка дорівнювала нулю.

Для системи (1) сконструювати і провести порівняльний аналіз наступних типів регуляторів:

Пропорційний регулятор (П).

Пропорційно-диференціальний регулятор (ПД).

Нечіткий регулятор, який використовує такі правила:

If (temperature is low) then (valve is open less)

If (temperature is normal) then (valve is no ze)

If (temperature is high) then (valve is close more)

Нечіткий регулятор, який використовує правила: If (temperature is low) then (valve is open less)

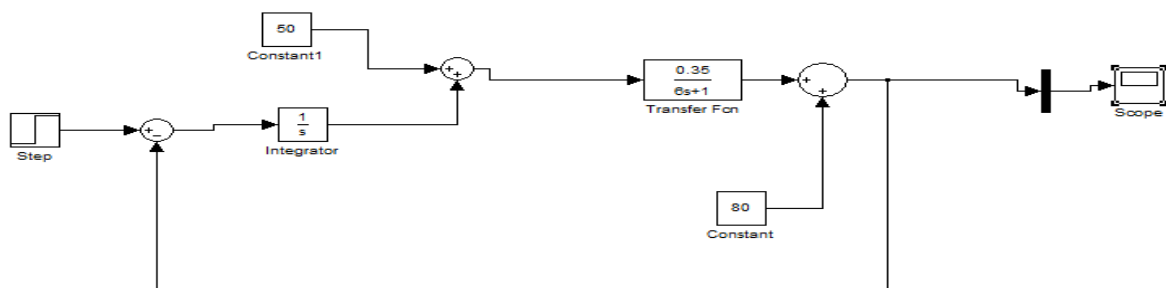
If (temperature is normal) then (valve is no ze)

If (temperature is high) then (valve is close more)

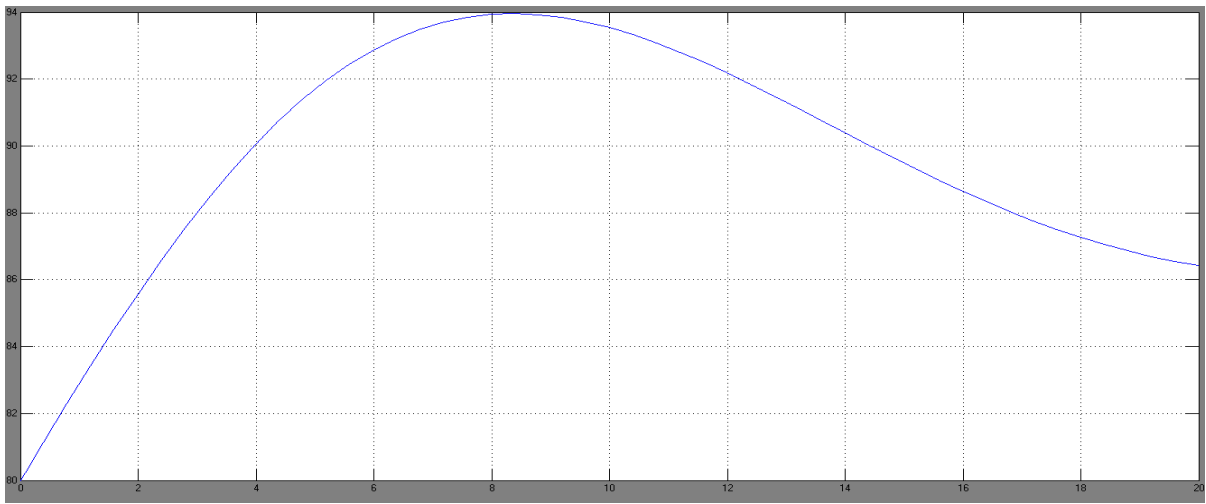
If (temperature is normal) and (rate is pos), then (valve is p)

If (temperature is normal) and (rate is neg), then (valve is n)

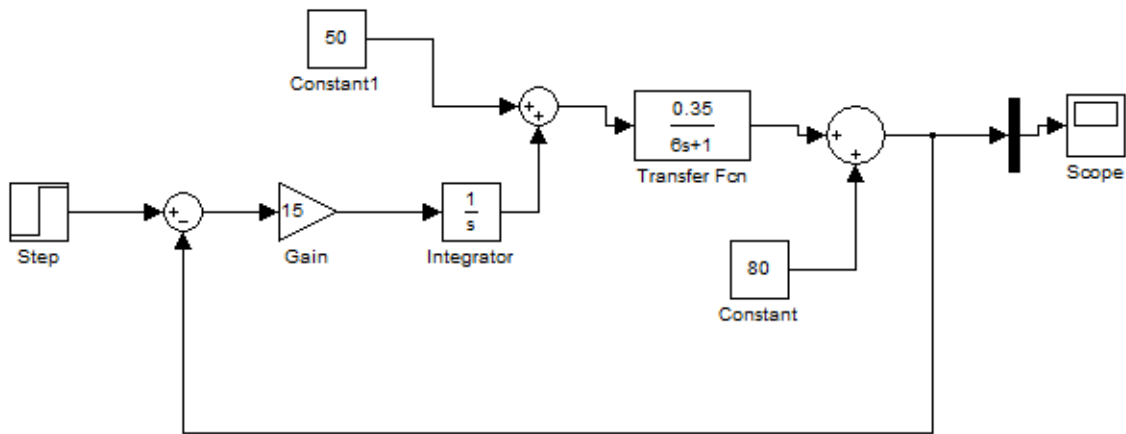
Нижче наводиться схема роботи апарату засобами Simulink на основі співвідношення (1). Система замкнута від'ємним зворотнім зв'язком. Приймаємо для спрощення, що на вхід подаємо величину, чисельно рівну значенню бажаної температури в ємності. Внаслідок цього коефіцієнт вимірювача (тахогенератора), приймаємо рівним 1.



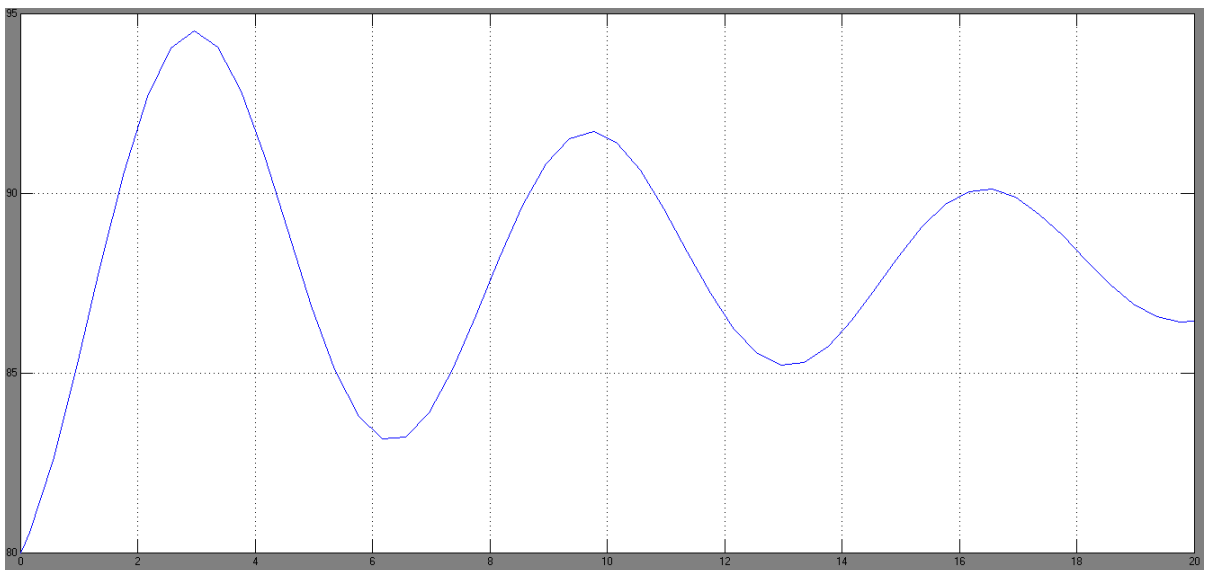
мал.3.12. Схема ОУ



Тепер в систему додамо найпростіший регулятор, який реалізує пропорційний закон управління.

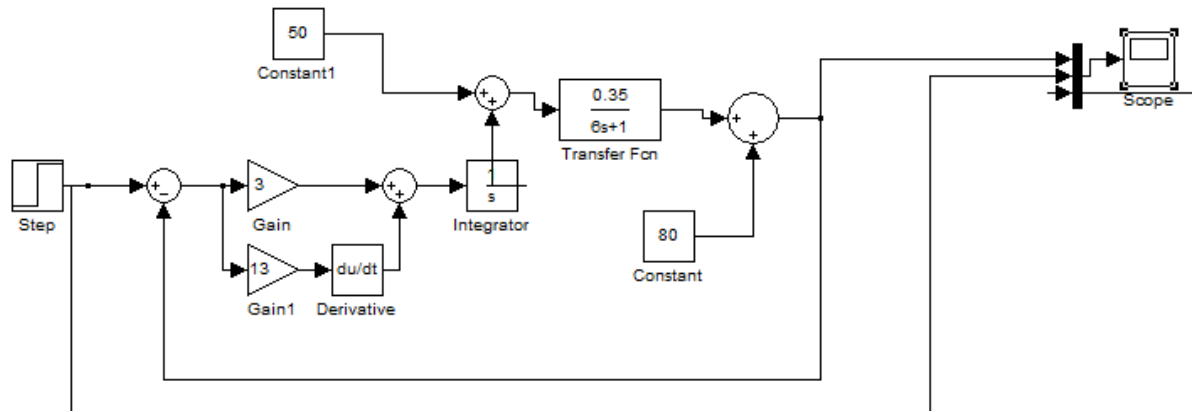


мал.3.13. Схема ОУ з П-регулятором.

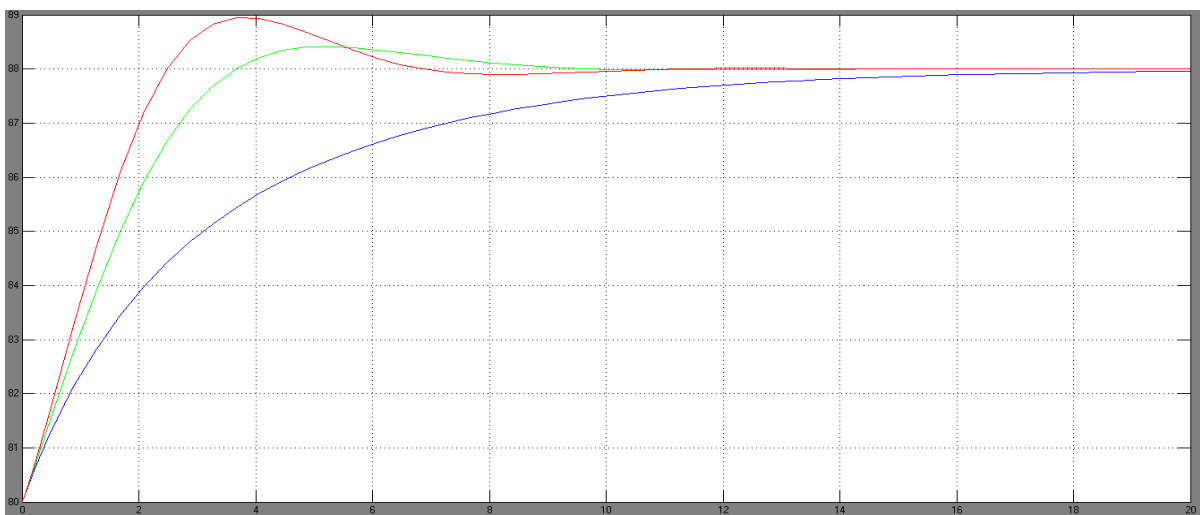


Зрозуміло, що ми маємо дуже простий механізм регулювання шляхом зміни коефіцієнта підсилення. На рис. 20 ми можемо спостерігати динаміку процесу, зміна ж

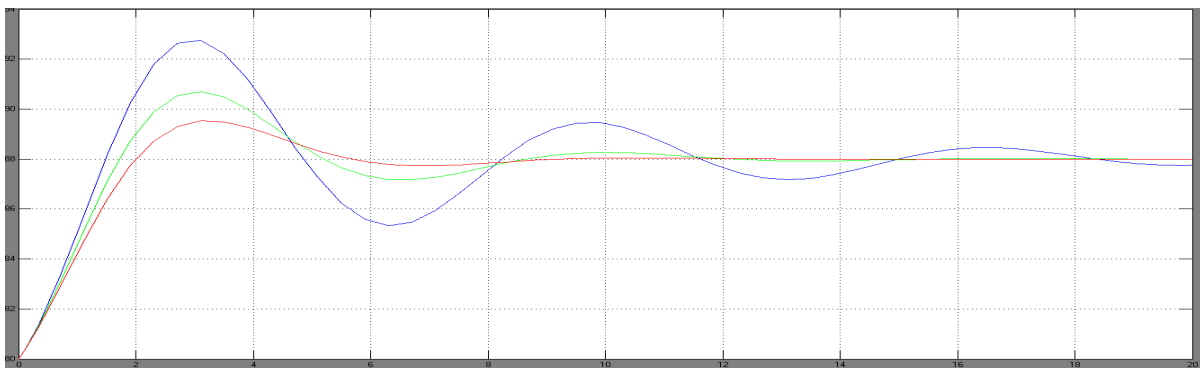
коефіцієнта підсилення може лише змінити швидкодію, але не якість. У даній постановці задачі ми можемо змінити тільки швидкодію процесу, але не його динаміку. З допомогою П-регулятора ми не можемо отримати процес необхідної якості. Розглянемо роботу системи при додаванні ПД-регулятора, тобто введення крім пропорційної ще й диференціальну ланки.



мал.3.14. Схема ОУ з ПД-регулятором.



пропорційності ПД-регулятора:  $K_p = 12$  (ч),  $K_p = 8$  (з),  $K_p = 3$  (с) при  $K_d = 12$ .



ПД-регулятора:  $K_d = 3$  (с),  $K_d = 8$  (з),  $K_d = 12$  (ч) при  $K_p = 15$ .

Ми можемо бачити, що, природно, коефіцієнт диференціювання призводить до зміни перерегулювання прямо пропорційним чином. Очевидно, підбором обох коефіцієнтів можна досягнути і прийняттого часу регулювання, і плавності переходу.

Перейдемо до побудови нечітких регуляторів. Розглянемо побудову нечіткого регулятора, закон управління якого формується на основі трьох правил:

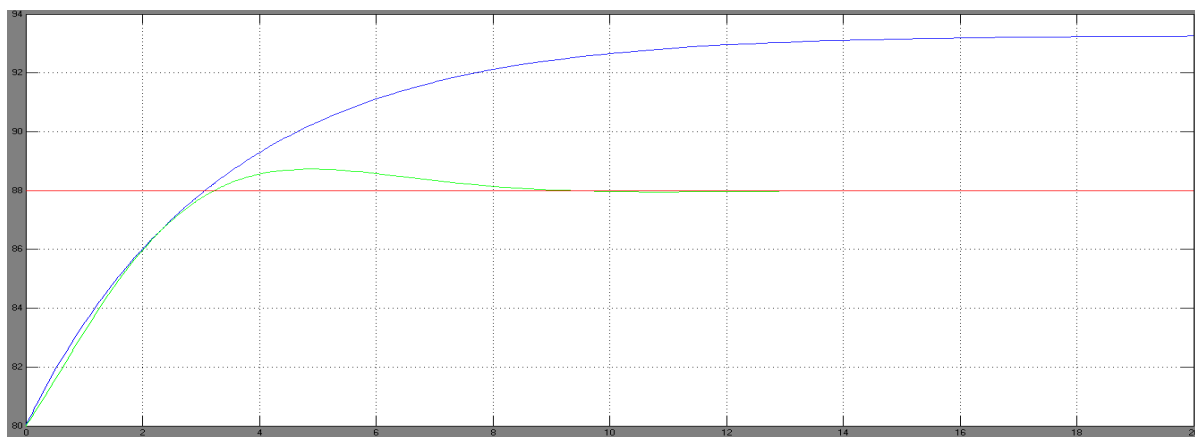
If (temperature is low) then (valve is open less)

If (temperature is normal) then (valve is no ze)

If (temperature is high) then (valve is close more)

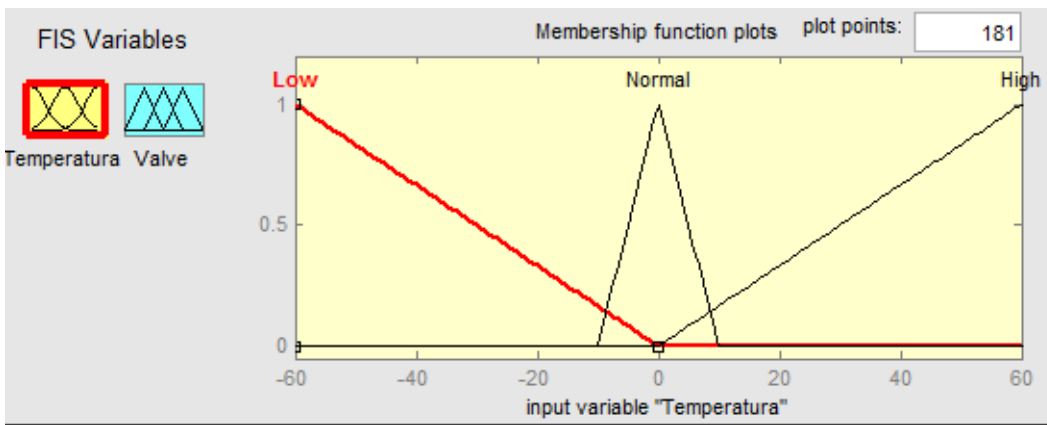
Отримуємо наступне: якщо рівень рідини «нормальний», то залишаємо клапан «без змін», якщо рівень «низький», то клапан «швидко відкривається», якщо рівень «високий», то клапан «швидко закривається».

Модель нечіткого регулятора складена засобами Fuzzy Logic Toolbox. Нечіткі поняття, взяті вище в лапки, представлені в моделі термами лінгвістичних змінних, з якими зіставлені функції належності.

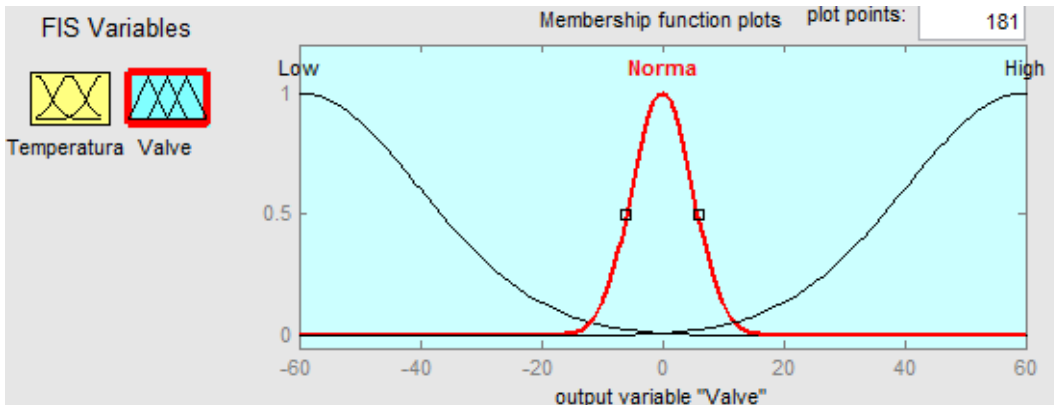


зелений- завдання, червоний- ПД-регулятор, синій - нечіткий регулятор

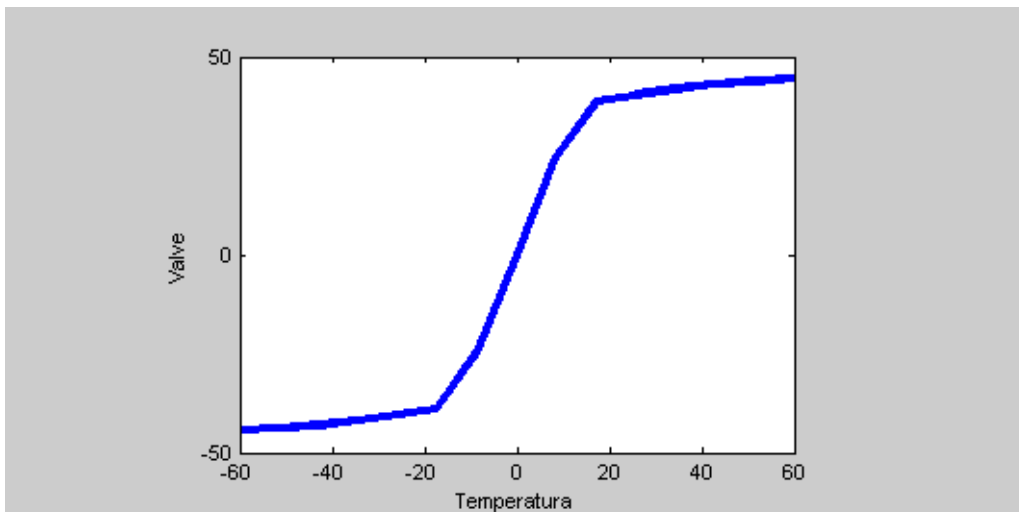
У даному випадку ми отримали перехідний процес, за якістю неприйнятний. Підбором функцій приналежності не вдається підібрати прийнятний процес, оскільки не врахована інформація про поведінку температури в апараті. Приходимо до висновку про необхідність подачі на вхід регулятора інформації про знак похідної. Це буде враховано в регуляторі з п'ятьма нечіткими правилами. Знак похідної. Це буде враховано в регуляторі з п'ятьма нечіткими правилами.



мал.3.15. Функції належності для термів вхідної змінної кислотність



мал.3.16. Функції належності для термів вихідної змінної Valve.



Мал .3.17. Поверхня відгуку для нечіткого регулятора (3 правила).

Ми отримуємо подібну з вищевикладеними залежність, оскільки закон керування регулятора подібний з пропорційним.

Тепер побудуємо вдосконалений нечіткий регулятор уже на основі п'яти правил такого вигляду:

If (temperature is low) then (valve is open less)

If (temperature is normal) then (valve is no ze)

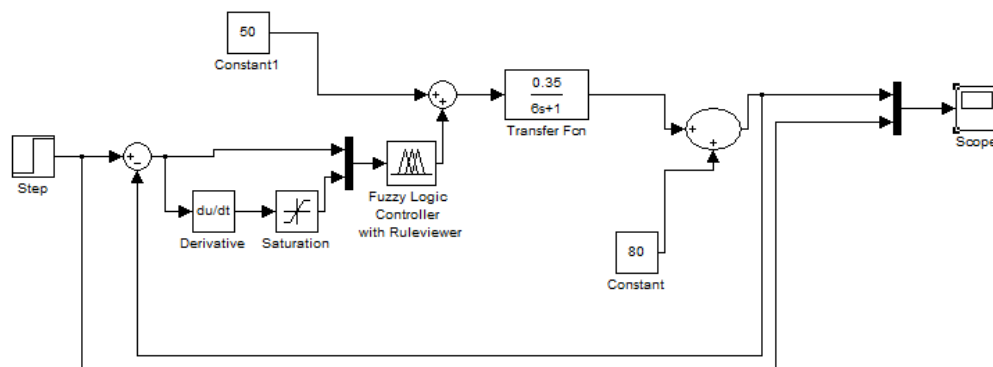
If (temperature is high) then (valve is close more)

If (temperature is normal) and (rate is pos), then (valve is p)

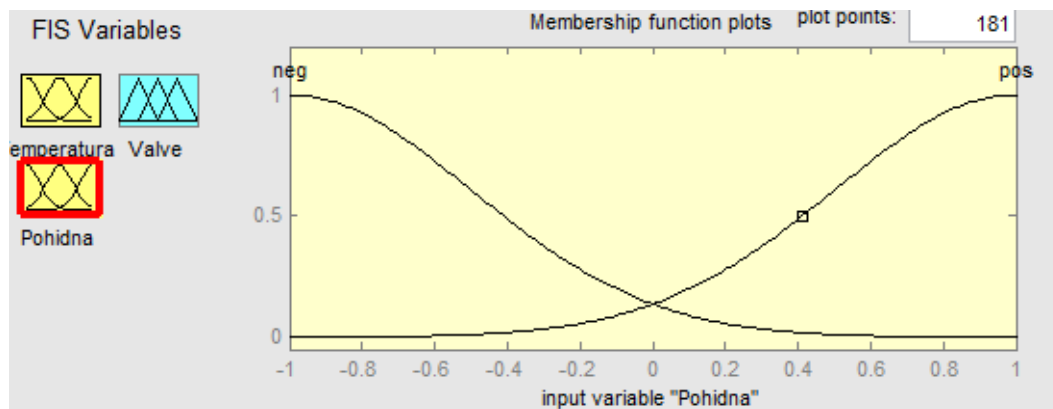
If (temperature is normal) and (rate is neg), then (valve is n)

Тут ми до минулих трьох додаємо ще два правила, які враховують знак похідної, щоб на «нормальному» рівні плавно відслідковувати тенденції зміни рівня рідини.

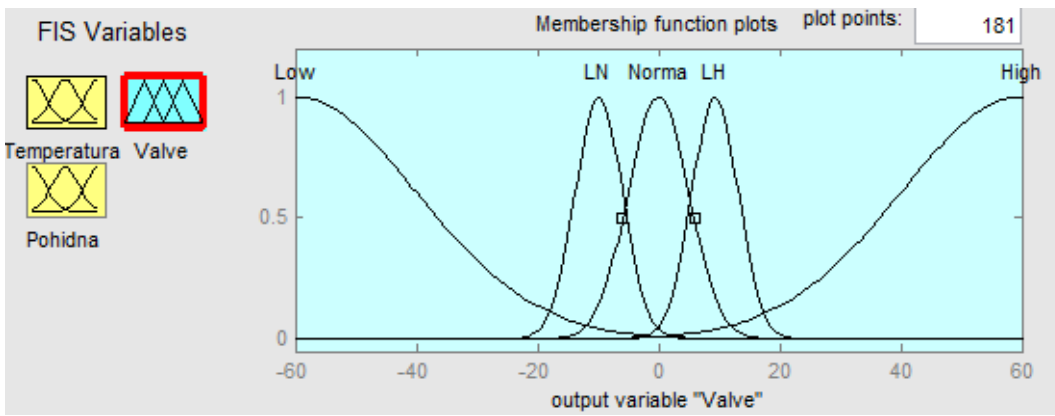
Така заміна дає невеликий вигреш у часі моделювання, що можна бачити на нижче наведених графіках. Тепер нечіткий регулятор має дві вхідні змінні, одна залишається для рівня рідини, інша для знака похідної.



Мал .3.18. Схема ОУ з нечітким регулятором (5 правил).



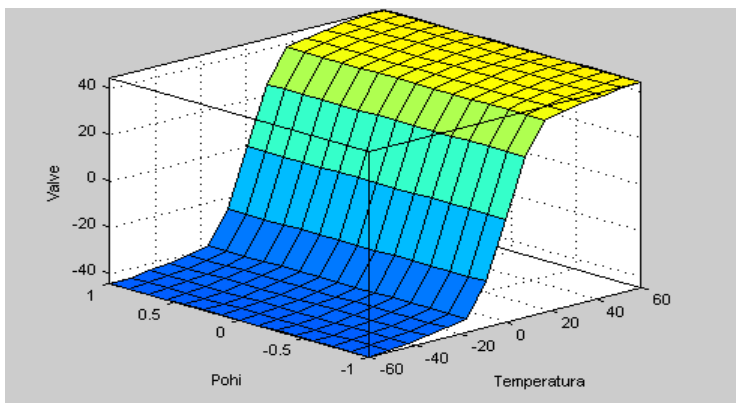
Мал .3.19. Функції належності для термів вхідної змінної Похідна



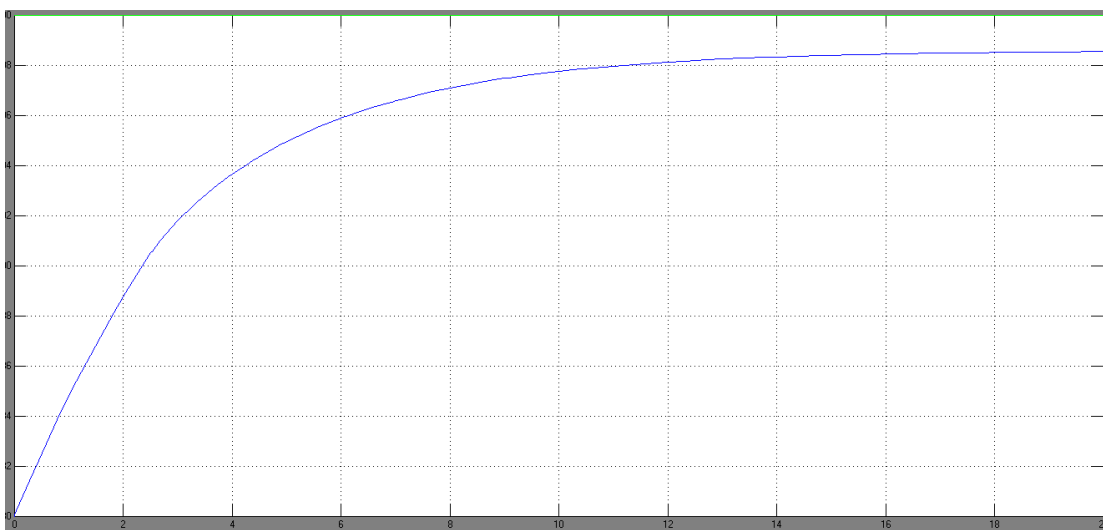
Мал .3.20. Функції приналежності для термів вихідної змінної Valve

Як ми можемо бачити, ми додаємо ще два функції для вихідної змінної, відповідні меншій швидкості відкривання (закривання) клапана. Функції належності для вхідної змінної кислотності в апараті були істотно змінені порівняно з аналогічними в регуляторі для 3 правил.

Відповідним підбором типів і форм функцій належності вдалося домогтися як нормальної якості процесів без значного перерегулювання, так і прийнятної точності.



Мал .3.1. Поверхня відгуку для нечіткого регулятора (5 правил).



### 3.6.Висновок

В даній роботі було створено нечітку систему логічного висновку для управління кількістю сухих речовин у жомі на дифузійному відділенні цукрового заводу. Основні етапи побудови систем інтелектуального управління на основі нечіткої логіки. З аналізу процесу було визначено 3 входи та 1 вихід процесу.

Функція належності являє собою імовірнісну оцінку, що показує наближене відтворення числового діапазону до лінгвістичного поняття. Для вхідних параметрів використовувалися такі функції належності: «низька», «нижче норми», «норма», «вище норми», «»висока», а для вихідного: «низька», «нижче норми», «норма», «вище норми», «»висока». В роботі використано трапецевидну функцію належності і алгоритм Мамдані, приведення до чіткості приводиться центроїдним методом.

Визначено лінгвістичну апроксимацію параметрів, сформовані правила нечіткого висновку.

Результат роботи відображено за допомогою графічного відображення роботи алгоритму нечіткого висновку та поверхонь відгуку.

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі проведений огляд, на основі представленої класифікації методів та підходів до завдання прийняття рішень, а також з урахуванням статистичної інформації про динаміку якісних та кількісних змін на ринку інтелектуальних систем. Очевидним стає висновок про необхідність та своєчасність розробки такого апарату, який дозволив би реалізувати комплексне використання теорії нечітких множин та нейронних мереж, компенсуючи недоліки одного методу перевагами іншого, з одного боку і розробка простого у використанні та досить універсального засобу на вирішення класу прикладних завдань аналізу зі схожою структурою у різних предметних областях.

Все це і визначило напрямок досліджень у роботі, основною метою якої є розробка та програмна реалізація математичної моделі для вирішення завдань аналізу з різних предметних областей на основі комплексного підходу до використання теорії нечітких множин і штучних нейронних мереж.

Також було запропоновано інтерпретацію завдання аналізу предметної області з погляду нечіткої класифікації та показано переваги такого підходу; наводиться опис математичної моделі предметної області для класу завдань аналізу зі схожою структурою різних предметних областей; показано, що найбільш оптимальним інструментом для вирішення сформульованої проблеми є комплексний підхід до використання лінгвістичних змінних, теорії нечітких множин та теорії РНС; а також запропоновано: алгоритм дефазифікації лінгвістичних змінних шляхом побудови функцій приналежності як функцій за щільністю ймовірності, модель каскадної штучної нейронної мережі як варіант моделі предметної області.

Основним було створено нечітку систему логічного висновку для управління кількістю сухих речовин у жомі на дифузійному відділенні цукрового заводу. Основні етапи побудови систем інтелектуального управління на основі нечіткої логіки. З аналізу процесу було визначено 3 входи та 1 вихід процесу.

Функція належності являє собою імовірнісну оцінку, що показує наближене відтворення числового діапазону до лінгвістичного поняття. В роботі використано трапецевидну функцію належності і алгоритм Мамдані, приведення до чіткості приводиться центроїдним методом.

## Список використаних джерел

1. Глибовець М.М. Штучний інтелект [Текст]: Підручник/ М.М. Глибовець, О.В. Олецкий. – К.: КМ Академія, 2002. – 366 с.
2. Дубровін В.І. Методи оптимізації та їх застосування в задачах навчання нейронних мереж [Текст]: Навчальний посібник/ В.І. Дубровін, С.О. Субботін. —Запоріжжя: ЗНТУ, 2003. —136 с.
3. Зайченко Ю.П. Основи проектування інтелектуальних систем [Текст]: навчальний посібник/ Ю.П. Зайченко. — К.: Слово, 2004. — 352 с.
4. Кишенько В.Д. Інтелектуальні системи [Текст]: конспект лекцій для студ. напряму 0925 "Автоматизація та комп'ютерно-інтегровані технології" ден. та заоч. форм навч./ В.Д. Кишенько – К.:НУХТ, 2008. –133 с.
5. Куссуль Н.М. Інтелектуальні обчислення [Текст]: навч. посібник/ Н.М. Куссуль., А.Ю. Шелестов., А.М. Лавренюк. –К.: “Наукова думка”, 2006. — 186 с.
6. Литвин В. В. Бази знань інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень [Текст]/ В. В. Литвин . — Львів: Видавництво Львівської політехніки,2011.—240 с.
7. Ободан Н.І. Створення інтелектуальної системи [Текст]: навч. посібник / Н.І. Ободан, Н.А. Гук ; Дніпропетр. нац. ун-т. — Д., 2001. — 84 с.
8. Ладанюк А.П. Основи системного аналізу: Навчальний посіб. / Ладанюк А.П. – Вінниця.: Нова книга, 2004. – 176 с.
9. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості/ Ладанюк А.П., Трегуб В.Г., Ельперін І.В., Цюцюра В.Д. - К.: Аграрна освіта,2001. – 224 с.
10. Ситник В. Ф. Системи підтримки прийняття рішень: Навч. посіб. Ситник В. Ф.— К.: КНЕУ, 2004. — 614 с.
11. IEC 1131 - PROGRAMMABLE CONTROLLERS. Part 7 - Fuzzy Control Programming: [Електронний ресурс]. – Режим доступу [http:// www.fuzzytech.com/binaries/ieccd1.pdf](http://www.fuzzytech.com/binaries/ieccd1.pdf)
12. ANDERSON, R.C. Rule-driven optimization boosts plant performance / R.C. ANDERSON, M. BARNETT, R. JAISINGHANI: [Електронний ресурс]. – Режим доступу: [http:// www.gensym.com/ documents/HP\\_1005.pdf](http://www.gensym.com/documents/HP_1005.pdf)
13. Bretzke W.-R. Der Problembezug von Entscheidungsmodellen. – Tbingen. – 1980.

14. Зігунов О.М. Фільтрація оперативної інформації в підсистемі технологічного моніторингу дифузійним відділенням цукрового заводу/ Зігунов О.М. Кишенько В.Д. // Східно-Європейський журнал передових технологій. - Харків, 2010. - 1/7 (43). - С. 10-13
15. S. Mallat A wavelet tour of signal processing // Academic Press, 1999/ – 637 p.
16. Зігунов О.М. Патерн-аналіз вхідної інформації в підсистемі технологічного моніторингу дифузійного відділення цукрового заводу / Зігунов О.М., Кишенько В.Д.// Питання прикладної математики і математичного моделювання. – Дніпропетровськ: ДНУ ім. Олесь Гончара. – 2011. - С. 109-117.
17. Interactive Wavelet Plot: [Електронний ресурс]. – Режим доступу <http://ion.researchsystems.com/IONScript/wavelet>
18. Зігунов О.М. Дослідження процесів екстрагування цукру нейромережевими методами для задач технологічного моніторингу/ О.М.Зігунов, В.Д. Кишенько // Харчова промисловість. – К.: НУХТ. – 2010.- №9. - С. 155-159.
19. T. Kohonen. Self-Organization and Associative Memory. – Springer–Verlag, Berlin, Heidelberg, 1984. – 255 p.
20. Deductor Studio Academic 5.1: [Електронний ресурс]. – Режим доступу <http://www.basegroup.ru/download/deductor/>
21. Зігунов О.М. Фрактальний аналіз задачі прогнозування тенденції розвитку процесу екстрагування цукру / Зігунов О.М., Кишенько В.Д.// Наукові нотатки. – Луцьк: ЛНТУ, 2010 - С.116-122
22. Bak P. How Nature works. The Science of Self-Organized Criticality. - Oxford: Oxford University Press, 1997. - 212 p.
23. C. Chui, An Introduction to Wavelets, Academic Press, New York (1992)
24. Hiley B.J., Fernandes M. Process and Time. In: Time, Temporality, Now. Experiencing Time and Concept of Time in an Interdisciplinary Perspective. Harald Atmanspacher, Eva Ruhbau, Eds. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 1997.- P.365-383.
25. Зігунов О.М. Інтелектуальний аналіз і обробка вимірювальної інформації в підсистемі технологічного моніторингу процесу екстрагування цукру / О.М.Зігунов, В.Д. Кишенько // 18 Міжнародна конференція з автоматичного управління

- "АВТОМАТИКА / AUTOMATICS – 2011", 28 – 30 вересня 2011 р.: тези доп. – Львів. – 2011. - С. 323-324.
26. Lure H. Time and Information. In: Time, Temporality, Now. Experiencing Time and Concept of Time in an Interdisciplinary Perspective. Harald Atmanspacher, Eva Ruhnau, Eds. Berlin, Heidelberg. - New York: Springer-Verlag, 1997. - P.81-89.
27. Зігунов О.М. Аналітичні задачі підсистеми технологічного моніторингу дифузійного відділення цукрового заводу / О.М.Зігунов, В.Д. Кишенько // Цукор України. – 2012. - № 6 - 7 (78-79). – С. 32-37.
28. Школа І.М. Операційний менеджмент.Практикум / Школа І.М., Михайловська О.В. - Чернівці: Книги - XXI, 2004. - 374 с.
29. Короткий психологічний словник. / За ред. А. В. Петровського, М. Г. Ярошевського. - Ростов н/Д: "Фенікс", 1999. - 412 с.
30. Сідлецький В. М. Автоматизоване управління дифузійною станцією з підсистемою підтримки прийняття рішень: дис. канд. техн. наук: 05.13.07/ Сідлецький Віктор Михайлович. – К., 2009. – 178 с.
31. Загальні технології харчових виробництв: підручник [Текст] / В. А. Домарецький, П. Л. Шиян, М. М. Калакура, Л. Ф. Романенко, Л. М. Хомічак, О. О. Василенко, І. В. Мельник, Л. М. Мельник. –К.:Університет «Україна», 2010. – 814 с.
32. Ліпець А. А. Технологія цукру: підручник у 3-х т. Т. 1: Вирощування та зберігання цукрових буряків. Видобування сахарози [Текст] / А. А. Ліпець, В. М. Логвін, А. І. Українець, М. П. Купчик. – К.: ДП «Експрес-об'ява», - 2015. 288 с.
33. Ліпець А. А. Технологія цукру: підручник у 3-х т. Т. 2: Очищення дифузійного соку [Текст] / А. А. Ліпець, В. М. Логвін, А. І. Українець, М. П. Купчик. – К.: ДП «Експрес-об'ява», 2015. – 272 с.
34. Рева Л. П. Фізико-хімічні основи технологічних процесів очищення дифузійного соку у виробництві цукру: Монографія [Текст] / Л. П. Рева. – К.: НУХТ, 2012. – 371 с.
35. Ліпець А. А. Технологія цукру: підручник у 3-х т. Т. 3: Кристалізація [Текст] / А. А. Ліпець, В. М. Логвін, А. І. Українець, М. П. Купчик. – К.: ДП «Експрес-об'ява», 2015. – 208 с.

36. Пархоменко, І. І. Автоматизована система управління ділянкою очищення дифузійного соку на базі нечіткої логіки : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / І. І. Пархоменко. - К., 2002. - 16 с.
37. Наталич, О. М. Автоматизація технологічних процесів сокоочистки в цукровому виробництві : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / Наталич О. М. ; Нац. ун-т харч. технологій. - К., 2004. - 24 с.
38. Заєць, Н. А. Автоматизоване управління колонною дифузійною установкою з використанням принципів координації та адаптації : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / НУХТ. - К., 2008. - 18 с.
39. Луцька, Н. М. Дослідження та синтез оптимальних регуляторів для систем автоматизації технологічних комплексів неперервного типу: автореф. дис. канд. техн. наук: 05.13.07 / Н. М. Луцька ; НУХТ. - К., 2006. - 19 с. (ВУ, ДУ)
40. Власенко, Л. О. Автоматизоване управління підсистемами технологічного комплексу цукрового заводу з використанням методів діагностики і прогнозування : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / НУХТ. - К., 2010. - 19 с.
41. Іващук, В. В. Автоматизоване управління складними технологічними об'єктами та комплексами харчової промисловості з використанням методів оперативної ідентифікації : автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.07 / НУХТ. - К., 2006. - 20 с.(Сокооч)
42. Заїка, В. І. Автоматизоване управління відділенням дефекосатурації цукрового заводу на основі принципів нелінійної динаміки заводу : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / Заїка Володимир Іванович ; НУХТ. – К., 2013. – 20 с.
43. Шумигай, Д. А. Автоматизація процесів координації підсистем технологічного комплексу цукрового заводу : автореф. дис. канд. техн. наук : 05.13.07 / Шумигай Дмитро Анатолійович ; НУХТ. – К., 2014. – 22 с.
44. Однорівневі системи автоматизації цукрового виробництва [Електронний ресурс] // Цукор. - 2008. - №11 - 3 52 - 53. - Режим доступу до журналу: <http://www.nt-prom.ru/upload/iblock/7ee/7eeff48d524a64584437c9875c4d1c30.pdf> (13.10.14).
45. Teplocom. Energy saving solutions [Електронний ресурс] / ТОВ "Теплоком", 2010. - Режим доступу: <http://www.teplocom.kiev.ua/rus/> / - Загл. з екрану.

46. Teplocom. Energy saving solutions [Електронний ресурс] / ТОВ "Теплоком", 2010. - Режим доступу: <http://www.teplocom.kiev.ua>
47. АСУ ТП станції дефекосатурації [Електронний ресурс] // CTSystems: [Сайт] - Режим доступу: <http://www.cts.com.ua/ru/references/?pid=469> (13.10.16).
48. Сучасні технології в АСУ ТП [Електронний ресурс] / ТОВ «ТО-Міус-ПРОЕКТ», 2010 - Режим доступу: <http://tomics.tomsk.ru/site/pages.php> - Загл. з екрану.
49. Пупена О.М. Промислові мережі та інтеграційні технології в автоматизованих системах [Текст] / О. М. Пупена, І. В. Ельперін, Н. М. Луцька, А. П. Ладанюк: Навчальний посібник. – К.: Вид.-во "Ліра-К", 2011. - 552 с.
50. Eckmann, J. Recurrence Plots of Dynamical Systems [Text] / S. Kamphorst, D. Ruelle // *Europhysics Letters*. 2009. –N. 5. –P. 973 –977.
51. Abdallah, S. Using duration models to reduce fragmentation in audio segmentation [Text] / S. Abdallah, M. Sandler, C. Rhodes, M. Casey // *Machine Learning*. 2009. –N. 65 (2–3). –P. 485–515.
52. Kyshenko, V. D. Non-linear recurrent analysis of the behavior of a complex technological object / V. D. Kyshenko, A. P. Ladanyuk, M. A. Sych, O. V. Shkolna // *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. – 2016. – Vol. 4, № 2(82). – P. 59–53.
53. Carrubba, S. The Effects of Low–Frequency Environmental–Strength Electromagnetic Fields on Brain Electrical Activity [Text] / S. Carrubba, A. Marino // *Critical Review of the Literature, Electromagnetic Biology and Medicine*. 2008. –N. 27 (2). –P. 83–101.
54. Rabarimanantsoa, H. Recurrence plots and Shannon entropy for a dynamical analysis of asynchronisms in noninvasive mechanical ventilation [Text] / H. Rabarimanantsoa, L. Achour, C. Letellier, A. Cuvelier, J.–F. Muir // *Chaos*. 2007. –N. 17. –P. 131.
55. Antoniou, A. Recurrence plots and financial time series analysis / A. Antoniou, C. Vorlow // *Neural Network World*. 2000. –N. 10(1/2). –P. 131–145.
56. Lee J.W. Multifractal behavior of the Korean stock-market index KOSPI [Text] / J.W. Lee, K.E. Lee, P.A. Rikvold // *Physica A*. – 2006. – Vol. 364. – 355 – 361 p.p.
57. Сич, М. А. Категорійно-функторний аналіз об'єктів керування цукрового виробництва / М. А. Сич, В. Д. Кишенько // ПРОБЛЕМИ ТА ПЕРСПЕКТИВИ РОЗВИТКУ ЕНЕРГЕТИКИ, ЕЛЕКТРОТЕХНОЛОГІЙ, ТА АВТОМАТИКИ В АПК : IV Міжнародна науково-практична конференція / Національний університет

біоресурсів і природокористування України, Київ, 20-21 листопада 2016 р. – К.: НУБіП України, 2016. – С. 64-66.

58. Сич М. А. Когнітивний підхід до моделювання поведінки технологічного комплексу цукрового заводу як об'єкта керування / М. А. Сич // Сучасні методи, інформаційне, програмне та технічне забезпечення систем управління організаційно-технічними та технологічними комплексами : III Міжнародна науково-технічна Internet-конференція, 23 листопада 2016 р. – К.: НУХТ, 2016. – С. 145.