

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ**  
**ХАРКІВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**  
**МІСЬКОГО ГОСПОДАРСТВА імені О. М. БЕКЕТОВА**

**І. С. Творошенко**

**КОНСПЕКТ ЛЕКЦІЙ**  
з дисципліни

**«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ГЕОІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ»**

*(для студентів 1 курсу денної форми навчання  
спеціальності 193 – Геодезія та землеустрій  
спеціалізації (освітньої програми) – «Геоінформаційні системи і технології»)*

**Творошенко І. С.** Конспект лекцій з дисципліни «Інтелектуальні геоінформаційні системи» для студентів 1 курсу денної форми навчання спеціальності 193 – Геодезія та землеустрій спеціалізації (освітньої програми) – «Геоінформаційні системи і технології» / І. С. Творошенко ; Харків. нац. ун-т міськ. госп-ва ім. О. М. Бекетова. – Харків : ХНУМГ ім. О. М. Бекетова, 2016. – 95 с.

Автор канд. техн. наук, доц. І. С. Творошенко

Рецензент д-р техн. наук, проф. К. О. Метешкін

Рекомендовано кафедрою геоінформаційних систем, оцінки землі та нерухомого майна, протокол № 1 від 29.08.2016 р.

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	4
1 ОСНОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ.....	5
1.1 Основні поняття, призначення та місце інтелектуальних систем.....	5
1.2 Основи інтелектуального аналізу даних.....	25
2 МОДЕЛІ ПОДАННЯ ЗНАНЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ.....	40
2.1 Основні моделі подання знань.....	40
2.2 Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж.....	59
3 ОСОБЛИВОСТІ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ.....	72
3.1 Інтелектуальні інформаційно-пошукові системи та інтелектуальні системи з нечіткою логікою.....	72
3.2 Основи створення інтелектуальних геоінформаційних систем.....	85
СПИСОК РЕКОМЕНДОВАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	94

## ВСТУП

Розвиток інформаційних технологій дозволив створити геоінформаційні системи – складні програмні продукти, які реалізують геоінформаційні технології, призначені для комп’ютерного моделювання різноманітних процесів з метою вирішення задач щодо об’єктів управління з просторовою прив’язкою.

Конспект лекцій з дисципліни «Інтелектуальні геоінформаційні системи» присвячений інтелектуальним геоінформаційним системам та технологіям, а саме питанням організації, проектування, розробки і застосування систем, що призначені для обробки просторової інформації та які базуються на методах штучного інтелекту.

Дисципліна «Інтелектуальні геоінформаційні системи» передбачена навчальним планом підготовки магістрів спеціальності 193 – Геодезія та землеустрій спеціалізації (освітньої програми) – «Геоінформаційні системи і технології».

Метою викладання навчальної дисципліни «Інтелектуальні геоінформаційні системи» є формування у студентів комплексу теоретичних знань та методологічних основ в області розробки і дослідження інтелектуальних систем обробки інформації, у складі геоінформаційних систем, а також практичних навичок, необхідних для впровадження і практичного використання таких систем.

Завданням дисципліни «Інтелектуальні геоінформаційні системи» є вивчення технології побудови інтелектуальних геоінформаційних систем на основі технологій прикладного штучного інтелекту та формування навичок використання сучасних інформаційних технологій і програмних засобів, що реалізують алгоритми інтелектуального аналізу даних.

У результаті вивчення навчальної дисципліни студент повинен мати компетентності пов’язані із:

- здатністю готувати науково-технічні звіти, презентації, наукові публікації за результатами виконаних досліджень;

- знанням моделей та форматів даних, введення просторових даних та організації запитів у інтелектуальних геоінформаційних системах;

- здатністю працювати з інформацією: знаходити, аналізувати і використовувати інформацію з різних джерел, необхідну для вирішення наукових і практичних завдань у професійній сфері;

- застосуванням на практиці базових знань в галузі інформатики, геоінформатики та сучасних інтелектуальних геоінформаційних технологій.

# 1 ОСНОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ

## 1.1 Основні поняття, призначення та місце інтелектуальних систем

*Мета вивчення теми* – засвоєння основних понять та визначень, проведення класифікації інтелектуальних систем, ознайомлення з основними типами задач: фільтрації, апроксимації, інтерполяції, екстраполяції, класифікації, кластеризації та принципами побудови дерев класифікації.

### План

1. Коротка історична довідка.
2. Основні поняття та визначення.
3. Класифікація задач, що вирішуються людиною і штучним інтелектом.
4. Класифікація інтелектуальних систем.
5. Види інтелектуальних інформаційних систем.
6. Моделі подання знань та предметної області.
7. Основні типи задач: фільтрація, апроксимація, інтерполяція, екстраполяція, класифікація, кластеризація.
8. Древа класифікації.

### *Коротка історична довідка*

Результати досліджень в області штучного інтелекту протягом досить тривалого часу представлялися багатьом як примхи відірваних від реальності інформантів-інтелектуалів, які навчають комп'ютер розпізнаванню сцен або намагаються створити мобільні роботи, що автономно орієнтуються у просторі.

Поява таких експертних систем як MYCIN, DENDRAL, PROSPECTOR та обнадійливі результати їх успішного застосування в області медицини, технічної діагностики, геофізики, управління безперервними технологічними процесами рішуче змінили ситуацію. Стало очевидним, що методи правдоподібних і дедуктивних виведень можуть бути доповненням або частковою заміною фахівця, що ставить медичний, технічний діагноз чи приймає рішення в формі вибору однієї з альтернативних гіпотез на підставі спостережуваних даних.

Перші експертні системи були відірвані від корпоративних інформаційних систем і будувалися як самостійні програми та мали власну організацію збереження даних і знань.

Виникли проблеми, пов'язані з високою трудомісткістю створення та реорганізації бази знань традиційними методами інтерв'ювання експертів, а також із завантаженням, збереженням та актуалізацією великих обсягів даних, на які не були розраховані ці експертні системи [1].

Значний ефект від застосування технологій штучного інтелекту отримано в результаті розробки і застосування інтелектуальних інформаційних систем, що є синтезом експертних та інформаційних систем.

Створення інтелектуальних інформаційних систем стало природним продовженням широкого застосування інформаційних систем класичного типу. Системи реінжинірингу бізнес-процесів показали можливість упорядкування інформаційних потоків та вдосконалення структури просторового об'єкту під час впровадження інформаційних технологій.

Наприклад, інтегровані інформаційні системи підприємства забезпечують інформаційну підтримку всіх виробничих процесів та служб підприємства, включаючи проектування, виготовлення та збут продукції, фінансово-економічний аналіз, планування, управління персоналом, маркетинг, супровід експлуатації виробів, перспективне планування. Впровадження інформаційних систем типу ERP (Enterprise Resource Planing) збільшує ефективність роботи підприємства на 20–30 %. У результаті успішного застосування інформаційних систем з'явилися повністю комп'ютеризовані інформаційно-технологічні зв'язки між корпораціями та зв'язки корпорації з клієнтами.

Ранні дослідження проведено з 1950 року по 1960 рік Норбертом Вінером, Аланом Тьюрингом, Уорреном Мак-Каллоком, Френком Розенблатом, Гербертом Саймоном, Джоном Маккарті, Артуром Семюелом, Миколою Амосовим, з'явилася перша розвинена мова програмування LISP для побудови систем штучного інтелекту.

У кінці 60-х років розроблено інтегральні (інтелектуальні) роботи та перші експертні системи. На початку 80-х років новий бум нейрокібернетики – поява моделі Хопфілда, логічного програмування та мови PROLOG, програми створення електронно-обчислювальних машин п'ятого покоління.

З самого початку досліджень (кінець 40-х років) в області моделювання процесу мислення виділилися два практично незалежні напрямки [2]:

- логічний;
- нейрокібернетичний.

Перший був заснований на виявленні та застосуванні в інтелектуальних системах різних логічних та емпіричних прийомів, які застосовує людина для вирішення будь-яких задач.

На початку 80-х років з появою концепцій «експертних систем» логічний напрям перетворився у науково-технологічний напрям інформатики «інженерія знань», що займається створенням «систем, заснованих на знаннях» (Knowledge Based Systems), саме з цим напрямом асоціюється термін «штучний інтелект».

Другий напрям, нейрокібернетичний, було засновано на побудові систем, що самоорганізуються та складаються з множини елементів, які функціонально подібні до нейронів головного мозку. Цей напрямок зародився з концепції формального нейрону Мак-Каллока-Піттса та досліджень Френка Розенблата з різними моделями перцептронів – системи, яка навчається розпізнаванню образів. У зв'язку з відносними успіхами в логічному напрямі штучного інтелекту та низьким технологічним рівнем у мікроелектроніці нейрокібернетичний напрямок було майже забуто з кінця 60-х років до початку 80-х, коли з'явилися нові вдалі теоретичні моделі (наприклад, модель Хопфілда) та надвеликі інтегральні схеми.

Логічний напрям можна розглядати як моделювання мислення на рівні свідомості або вербального (чи логічного) мислення, його перевагами є [3]:

- можливість відносно легкого розуміння роботи системи;
- легкість відображення процесу міркувань системи на її інтерфейс з користувачем на природній мові або будь-якій формальній мові;
- досяжність однозначності поведінки системи в однакових ситуаціях.

Недоліками логічного підходу є [3]:

- труднощі і неприродність реалізації нечітких знаків (образів);
- труднощі (або навіть неможливість) реалізації адекватної поведінки в умовах невизначеності (недостатності знань, зашумленості даних, неточно поставленої мети);
- труднощі, неефективність розпаралелювання процесу розв'язання задач.

Нейрокібернетичний напрямок (нейроінформатику) можна розглядати як моделювання образного мислення та мислення на підсвідомому рівні (творчої уяви, моделювання інтуїції, інсайту). Його переваги – це відсутність недоліків, властивих логічного напрямку, а недоліки – відсутність його переваг.

Крім того, нейрокібернетичний напрямок дає можливість, задаючи базові алгоритми адаптації та особливості структури штучної нейронної мережі, отримати систему та налаштувати на певну поведінку вирішувану задачу, його складність залежить тільки від кількісних факторів моделі нейронної мережі.

У разі програмної реалізації структурна надмірність нейронних мереж дозволяє їм успішно працювати в умовах неповної інформації.

Знання – це сприйнята живою істотою (суб'єктом) інформація із зовнішнього світу, на відміну від поняття «інформація» – «знання» суб'єктивне, воно залежить від особливостей життєвого досвіду суб'єкта, тобто від особливостей процесу його навчання або самонавчання. На цьому рівні абстракції «знання» унікальне та обмін знанням між індивідуумами НЕ може відбуватися без втрат на відміну від «даних», в яких закодована інформація, та які можуть передаватися від передавача до приймача без втрат (не враховуючи можливість спотворення внаслідок перешкод).

Знання передається між суб'єктами за допомогою будь-якої мови подання знань, найбільш типовим представником якої є природна мова. Створюючи і використовуючи природний мову, людина, з одного боку, прагне в ній формалізувати та уніфікувати знання для того, щоб передавати їх однаковим чином великій кількості людей з різним життєвим досвідом, а, з іншого боку, намагається передати особисті знання.

Перша тенденція призвела до появи різних формалізованих спеціальних діалектів мови в різних областях знань (математики, фізики, медицини).

Друга тенденція призвела до появи художньої літератури, в основі якої лежить прагнення засобами мови викликати асоціації (переживання) у мозку людини, тобто змусити її думати та переживати на основі знань з прочитаного та своїх власних знань.

Якщо перейти від високого рівня абстракції (філософського) до більш приземленого, то можна порівнювати знання і дані в їх формалізованому вигляді, що, зазвичай, і робиться в штучному інтелекті.

Можна сформулювати такі відмінності знань від даних [4]:

- знання більш структуровані;
- у знаннях велике значення мають не атомарні елементи знань (як у даних), а взаємозв'язки між ними;
- знання більш самоінтерпретуються, ніж дані, тобто в знаннях міститься інформація про те, як їх використовувати;
- знання активні на відміну від пасивних даних, тобто знання можуть породжувати дії системи, що використовує їх.

Слід зауважити, що різкого розмежування між даними і знаннями немає, тому що в останні двадцять років розробники систем управління базами даних роблять їх схожими на знання. Прикладом може бути застосування семантичних мереж для проектування баз даних, поява об'єктно-орієнтованих баз даних. Таким чином, відмінності знань від даних з розвитком засобів інформатики згладжуються.



В інженерії знань розрізняють такі основні поняття про знання, що запозичені з семіотики – науки про знакові системи:

- екстенціональні знання – поверхневі або конкретні знання;
- інтенціональні знання – глибинні або абстрактні знання (знання про закономірності);
- синтаксис – структура знакової системи (даних або знань);
- семантика – сенс знакової системи (знань);
- прагматика – цілі, пов'язані зі знаковою системою.

#### *Основні поняття та визначення*

Зміна поколінь обчислювальної техніки прирівнюється до чергової науково-технічної революції і це не перебільшення. З появою нового покоління ЕОМ не тільки став вирішуватися принципово новий клас задач у всіх галузях науки і техніки, а й істотно розширюються можливості під час вирішення традиційних задач на новому, більш якісному, рівні.

Більш високий якісний рівень у вирішенні задач передбачає, перш за все, забезпечення необхідною та достатньою інтелектуальною підтримкою. Інтелектуалізація інформаційно-обчислювальних систем має на увазі використання не тільки нового покоління інструментальних засобів, а й нового покоління математичного, алгоритмічного та програмного забезпечення.

Інформаційно-обчислювальні системи з інтелектуальною підтримкою, як правило, застосовуються для вирішення складних задач, де логічна (сміслова) обробка інформації превалює над обчислювальною.

Прикладами подібних задач є:

- розуміння і синтез текстів на природній мові;
- розуміння і синтез мови;
- аналіз візуальної інформації;
- управління роботами;
- аналіз ситуацій і прийняття рішень.

В останні десятиліття подібні системи набули значного поширення.

*Інтелектуальна система* – це інформаційно-обчислювальна система з інтелектуальною підтримкою під час вирішення задач без участі оператора – особи, що приймає рішення – ОПР.

*Інтелектуалізована система* – це інформаційно-обчислювальна система з інтелектуальною підтримкою під час вирішення задач з участю оператора – особи, що приймає рішення – ОПР.

*Система з інтелектуальною підтримкою* – система, що здатна самостійно приймати рішення.

Під здатністю системи самостійно приймати рішення необхідно розуміти здатність системи одержувати та аналізувати інформацію, розуміти її і робити нові висновки (поповнюючи її), формулювати висновки, тобто «мислити», допомагаючи природному інтелекту – людині, яка, у свою чергу, коригуючи, «покращує» прийняте інтегроване рішення.

У зв'язку з цим під інтелектуалізованою системою будемо розуміти систему, здатну приймати рішення в умовах:

- необхідності обробляти та аналізувати великий масив інформаційної бази даних;

- обмеженої інформації;

- невизначеності;

- багатовимірного простору;

- необхідності розпізнавати ситуацію (образи, сцени.);

- різних стадій життєвого циклу об'єктів (процесів) – проектування, виробництва, експлуатації;

- динамічних, що еволюціонують, нестаціонарних фактів, що впливають на вирішення задачі;

- формалізації та подання знань;

- адаптації, самонавчання, самоорганізації.

Таким чином, якщо інформаційно-обчислювальна система має необхідну математичну, алгоритмічну, програмну та інструментальну підтримку в ухваленні рішення у перерахованих умовах, то вона має інтелектуальну підтримку під час вирішення широкого класу різноманітних задач.

*Предметна область* – це об'єктно-орієнтованим чином виділена і формально описана область людської діяльності (множина сутностей, що описують область дослідження або експертизи).

*Проблемна область* – це предметна область та сукупність розв'язуваних у ній задач.

*Неформалізовані завдання* – це завдання, які володіють однією або декількома характеристиками:

- вони не можуть бути задані в числовій формі, тобто задаються в якісному вигляді або в термінах теорії нечітких множин;

- цілі не можуть бути виражені в термінах точно визначеної цільової функції;

- не існує алгоритмічного вирішення задач;

- алгоритмічне вирішення існує, але його не можна використовувати через обмеженість ресурсів (час, пам'ять).

*Експертна система* (система, заснована на знаннях) – це складний програмний комплекс, який акумулює в формальному вигляді знання фахівців у конкретних предметних областях.

*Користувач* (кінцевий користувач) – це особа, для якої призначена система.

*Інженер по знаннях* – це фахівець зі штучного інтелекту, який виступає в ролі проміжного буфера між експертом і базою знань.

*Експерт* – це висококваліфікований фахівець, який погодився поділитися досвідом в аналізованій предметній області.

*Інтерфейс користувача* – це комплекс програм, що реалізують діалог користувачам з інтелектуальною системою на всіх її стадіях функціонування.

*База знань* (БЗ) – це ядро інтелектуальної системи, сукупність знань предметної області, що записана на машинному носії на мові подання знань, зазвичай, наближеному до природного).

*Вирішувач* (машина логічного виведення, дедуктивна машина, інтерпретатор) – це програма, що моделює хід міркувань експерта на підставі знань, наявних в базі знань.

*Підсистема пояснень* – це програма, що дозволяє користувачеві отримувати відповіді на питання, якою була отримана та чи інша рекомендація і чому система прийняла таке рішення.

*Технологія синтезу експертних систем* – це технологія створення на основі знань експертів систем, що вирішують неформалізовані задачі в слабкоструктурованих предметних областях.

У загальному випадку всі інтелектуальні системи можна поділити на вирішальні задачі аналізу і на вирішальні задачі синтезу.

Прикладами задач аналізу є задачі інтерпретації даних і діагностики.

Прикладами задач синтезу є задачі проектування і планування.

*Комбіновані задачі* – задачі навчання, моніторингу, управління.

Існують такі класифікації інтелектуальних систем:

- за предметною областю (геодезія, геологія);
- за моделями подання даних (продукційні, фреймові);
- за типом виведення (прямого або зворотного);
- за типом ЕОМ (малі, середні, великі).

Слід зазначити, що переважна кількість інтелектуальних систем, що використовуються для вирішення практично значимих задач, є інтегрованими, тобто складаються із традиційної інтелектуальної системи та інших програмних систем, з якими інтелектуальні системи взаємодіють у процесі роботи.

Базовою проблемою у таких інтелектуальних системах є проблема інтеграції, яку можна розглядати з точки зору таких аспектів [5]:

– інтеграція в інтелектуальних системах різних компонентів, що визначають специфіку функціонування системи в цілому (інтелектуальні системи з поверхневою та глибинною інтеграцією компонентів);

– інтеграція (функціональна, структурна, концептуальна), що пов'язана з основними проектними рішеннями і концепціями;

– інтеграція (інформаційна, програмна, технічна), що пов'язана з використаними технологіями програмування, інструментальними засобами і платформами.

#### *Класифікація задач, що вирішуються людиною і штучним інтелектом*

Системи штучного інтелекту орієнтовані, наприклад, на розв'язування задач, вирішення яких вимагає проведення експертизи людиною-спеціалістом. На відміну від програм, що використовують процедурний аналіз, експертні системи розв'язують проблеми у вузькій предметній площині (конкретній ділянці експертизи) на основі логічних міркувань. Такі системи часто можуть знайти розв'язок задач, які неструктуровані та неточно визначені.

Експертна система – це програма, що поводить себе подібно експерту в деякій вузькій прикладній області. Типові застосування експертних систем містять у собі такі задачі, як діагностика, локалізація неточностей, інтерпретація результатів вимірів.

Задачі, що вирішуються людиною і штучним інтелектом:

– інтерпретація даних (під інтерпретацією розуміється процес визначення змісту даних, результати мають бути погодженими і коректними);

– діагностика (під діагностикою розуміється процес співвідношення об'єкту з деяким класом об'єктів і виявлення неточностей у деякій системі);

– проектування (проектування полягає у підготовці специфікацій на створення «об'єктів» із заздалегідь визначеними властивостями, під специфікацією розуміється весь набір необхідних документів – креслення, генеральний план, карта);

– прогнозування (прогнозування дозволяє передбачати наслідки деяких подій або явищ на підставі аналізу наявних даних). Прогнозуючі системи логічно виводять ймовірні наслідки із заданих ситуацій;

– планування (під плануванням розуміється знаходження планів дій, що відносяться до об'єктів, здатних виконувати деякі функції). Використовуються моделі поведінки реальних об'єктів, щоб логічно вивести наслідки планованої діяльності;

– навчання (під навчанням розуміється використання комп'ютера, системи діагностують помилки під час навчання за допомогою електронно-обчислювальної машини та підказують правильні рішення);

– управління (під управлінням розуміється функція організованої системи, що підтримує певний режим діяльності, наприклад, системи, які здійснюють управління поведінкою складних систем відповідно до заданих специфікацій);

– підтримка прийняття рішень (підтримка прийняття рішень – це сукупність процедур, що забезпечує особу, що приймає рішення, необхідною інформацією та рекомендаціями, що полегшують процес ухвалення рішення. Такі системи допомагають фахівцям вибрати та сформулювати потрібну альтернативу серед множини альтернатив під час ухвалення рішень).

#### *Класифікація та види інтелектуальних інформаційних систем*

Інтелектуальна інформаційна система заснована на концепції використання бази знань для генерації алгоритмів вирішення прикладних задач різних класів у залежності від конкретних інформаційних потреб користувачів.

Для інтелектуальних інформаційних систем характерні такі ознаки [6]:

- розвинені комунікативні здібності;
- вміння вирішувати складні погано формалізовані задачі;
- здатність до самонавчання;
- адаптивність.

Кожній з перерахованих ознак умовно відповідає свій клас ІС. Різні системи можуть мати одну або декілька ознак інтелектуальності з різним ступенем прояви. Засоби штучного інтелекту можуть використовуватися для реалізації різних функцій, які виконуються інтелектуальними інформаційними системами. Класифікацію інтелектуальних інформаційних систем наведено на рисунку 1.1.

Ознаками представлених систем є такі інтелектуальні функції:

– комунікативні здібності – спосіб взаємодії кінцевого користувача з системою;

– вирішення складних погано формалізованих задач, які вимагають побудови алгоритму вирішення, у залежності від конкретної ситуації, яка характеризується невизначеністю та динамічністю вихідних даних і знань;

– здатність до самонавчання – вміння системи автоматично отримувати знання з накопиченого досвіду і застосовувати їх для вирішення завдань;

– адаптивність – здатність системи до розвитку у відповідності з об'єктивними змінами області знань.

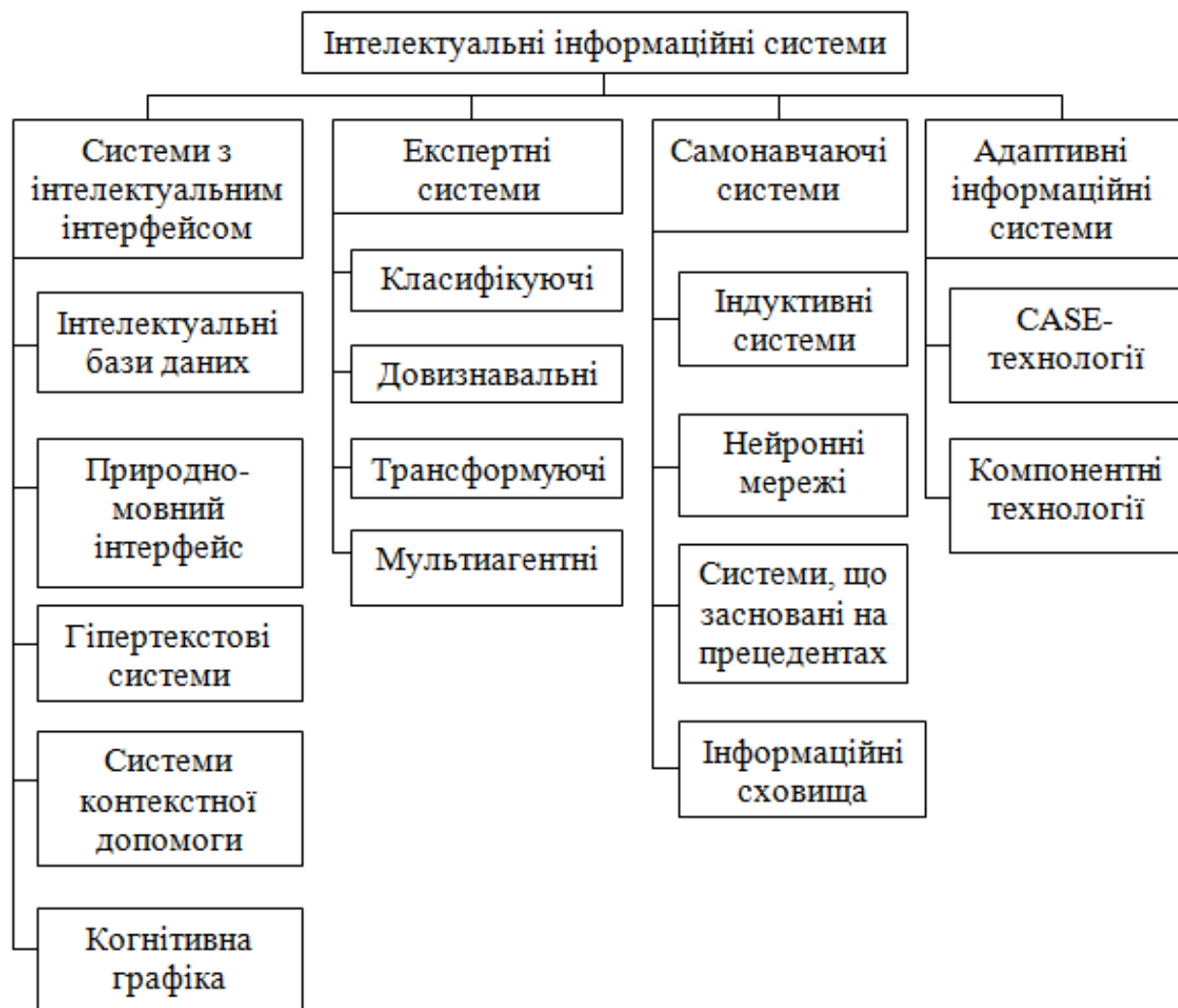


Рисунок 1.1 – Класифікація інтелектуальних інформаційних систем

Інтелектуальні інформаційні системи – природний результат розвитку звичайних інформаційних систем, що зосередили в собі найбільш наукомісткі технології з високим рівнем автоматизації не тільки процесів підготовки інформації для прийняття рішень, але і самих процесів вироблення варіантів рішень, що спираються на отримані інформаційною системою дані.

Технічно інтелектуальні інформаційні системи – технічні і програмні системи, які орієнтовані на рішення великого і дуже важливого класу задач, що називаються неформалізованими.

Система стає інтелектуальною, якщо в ній:

- дані замінюються на знання;
- алгоритми функціонування замінюються на методи штучного інтелекту.

*Інтелектуальні бази даних* – забезпечують вибірку необхідної інформації, що не присутня в явному вигляді, а виводиться з сукупності даних, що зберігаються.

*Природно-мовний інтерфейс.* Застосовується для доступу до інтелектуальних баз даних, контекстного пошуку документальної текстової інформації, голосового введення команд в системах управління, машинного перекладу з іноземних мов.

Для реалізації природно-мовного інтерфейсу необхідно вирішити:

- морфологічний, синтаксичний та семантичний аналіз;
- задачу синтезу висловлювань на природній мові.

*Гіпертекстові системи.* Використовуються для реалізації пошуку за ключовими словами в базах даних з текстовою інформацією. Механізм пошуку спочатку працює з базою знань ключових слів, а потім – з самим текстом.

*Системи контекстної допомоги.* Окремий випадок гіпертекстових та природно-мовних систем. Користувач описує проблему, а система на основі додаткового діалогу конкретизує її та виконує пошук ситуацій відносно до рекомендацій.

*Системи когнітивної графіки.* Орієнтовані на спілкування з користувачем інтелектуальних інформаційних систем за допомогою графічних образів, які генеруються відповідно до змін змодельованих параметрів або процесів, що спостерігаються.

*Експертні системи.* Область дослідження експертних систем називають «інженерією знань».

Характеристики задач:

- задачі не можуть бути подані в числовій формі;
- вихідні дані та знання про предметну область мають неоднозначність, неточність, суперечливість;
- цілі не можна виразити за допомогою чітко визначеної цільової функції;
- не існує однозначного алгоритмічного рішення задачі;
- алгоритмічне рішення існує, але його не можна використовувати через велику розмірності простору рішень і обмежень на ресурси (часу, пам'яті).

Ознаки, що класифікують експертні системи (ЕС):

- за способом формування рішення (аналізуючі та синтезуючі ЕС);
- за способом обліку тимчасової ознаки (статичні та динамічні ЕС);
- за виглядом використовуваних даних та знань (ЕС з детермінованими та невизначеними знаннями);
- за кількістю використовуваних джерел знань (ЕС з використанням одного або декількох джерел знань).

Існує чотири класи експертних систем: класифікуючі, довизнавальні, трансформуючі, мультиагентні (рис. 1.2).

Аналіз	<i>Класифікуючі</i>	<i>Трансформуючі</i>	Синтез
Детермінованість знань			Одне джерело знань
Статика	<i>Довизнавальні</i>	<i>Мультиагентні</i>	Динаміка
Невизначеність знань			Декілька джерел знань

Рисунок 1.2 – Класи експертних систем

*Самонавчаючі інтелектуальні системи* засновані на методах автоматичної класифікації ситуацій (з реальної практики чи на методах навчання на прикладах):

- стратегія «навчання з учителем»;
- стратегія «навчання без учителя».

Недоліки самонавчаючих інтелектуальних систем:

- відносно низька адекватність бази знань реальним проблемам, що виникають, через неповноту навчальної вибірки;
- низький ступінь пояснення отриманих результатів;
- поверхневий опис проблемної області та вузька спрямованість застосування через обмеження в розмірності простору ознак.

*Індуктивні системи.* Дозволяють узагальнювати приклади на основі принципу індукції «від часткового до загального». Процедура узагальнення зводиться до класифікації прикладів по значимим ознакам.

*Нейронні мережі.* Узагальнена назва групи математичних алгоритмів, що володіють здатністю навчатися на прикладах, «впізнаючи» згодом риси «побачених» зразків та ситуацій.

Нейронна мережа – це кібернетична модель нервової системи, яка є сукупністю великого числа порівняно простих елементів – нейронів, топологія з'єднання яких залежить від типу мережі.

*Системи, що засновані на прецедентах.* Пошук рішення здійснюється на основі аналогій та включає такі етапи:

- отримання інформації про поточну проблему;
- зіставлення отриманої інформації зі значеннями з бази знань;
- вибір прецеденту з бази знань, близького до розглянутої проблеми;
- адаптація обраного прецеденту до поточної проблеми;
- перевірка коректності кожного отриманого рішення;
- занесення детальної інформації про отримане рішення в базу знань.



*Інформаційні сховища.* Сховище даних – це предметно-орієнтований, інтегрований, прив’язаний до часу, незмінний збір даних, що застосовується для підтримки процесів прийняття управлінських рішень.

Спеціальні методи для вилучення значущої інформації:

– технологія OLAP (On-line Analytical Processing – оперативний аналіз даних);

– Data Mining або Knowledge Discovery.

*Адаптивні інформаційні системи, вимоги:*

– адекватно відображати знання проблемної області в кожен момент часу;

– бути придатними для легкої та швидкої реконструкції при зміні проблемного середовища.

Ядром таких систем є модель проблемної області, що постійно розвивається та підтримується в спеціальній базі знань – репозиторії.

Типи проектування:

– оригінальне. Реалізація цього підходу заснована на використанні систем автоматизованого проектування або *CASE-технологій* (Designer2000, SilverRun, Natural Light Storm).

– типове. Для реалізації цього підходу застосовуються інструментальні засоби *компонентного проектування інформаційних систем* (R / 3, BAAN IV, Prodis).

*Моделі подання знань та предметної області*

До типових моделей подання знань відносяться:

– логічна модель;

– продукційна модель;

– фреймова модель;

– модель семантичної мережі.

Кожній моделі відповідає своя мова подання знань. Однак, на практиці рідко вдається обійтися рамками однієї моделі під час розробки інтелектуальних інформаційних систем, за винятком найпростіших випадків, тому подання знань виходить складним. Крім комбінованого подання за допомогою різних моделей, зазвичай, використовуються спеціальні засоби, які дають змогу відобразити особливості конкретних знань про предметну область, а також різні способи усунення та обліку нечіткості і неповноти знань.

*Логічна модель* заснована на системі числення предикатів першого порядку. Знайомство з логікою предикатів почнемо з обчислення висловлювань. Висловлюванням називається пропозиція, сенс якої можна висловити значеннями: істина або хибне.

У свою чергу, складні висловлювання можна розділити на часткові, які пов'язані між собою за допомогою слів:

- і;
- або;
- не;
- якщо – то.

Елементарними називаються висловлювання, які не можна розділити на частини. Логіка висловлювань оперує логічними зв'язками між висловлюваннями, тобто вона вирішує питання типу: «Чи можна на основі висловлювання  $A$  отримати висловлювання  $B$ ?». При цьому семантика висловлювань не має значення.

Елементарні висловлювання розглядаються як змінні логічного типу, над якими дозволені такі логічні операції:

- $\neg$  заперечення (унарна операція);
- $\wedge$  кон'юнкція (логічне множення);
- $\vee$  диз'юнкція (логічне додавання);
- $\rightarrow$  імплікація (якщо – то);
- $\leftrightarrow$  еквівалентність.

Складні формули в логіці предикатів виходять шляхом комбінування атомарних формул за допомогою логічних операцій. Такі формули називаються правильно побудованими логічними формулами. Інтерпретація правильно побудованих логічних формул можлива тільки з урахуванням конкретної області інтерпретації, яка є множиною всіх можливих значень термів, що входять в правильно побудовану логічну формулу. Для подання знань конкретної предметної області у вигляді правильно побудованих логічних формул необхідно перш за все встановити область інтерпретації, тобто вибрати константи, які визначають об'єкти в даній області, а також функції та предикати, які визначають залежності та відношення між об'єктами.

Після цього можна побудувати логічні формули, що описують закономірності даної предметної області. Записати знання за допомогою логічної моделі не вдається в тих випадках, коли важкий вибір зазначених трьох груп елементів (констант, функцій і предикатів) або коли для опису цих знань не вистачає можливостей подання за допомогою правильно побудованих логічних формул, наприклад, коли знання є неповними, ненадійними, нечіткими.

Логічна модель застосовується в основному в дослідницьких системах, так як пред'являє високі вимоги до якості і повноті знань предметної області.

*Продукційна модель* в силу своєї простоти отримала найбільше поширення, у цій моделі знання подаються у вигляді сукупності правил типу «ЯКЩО – ТО». Системи обробки знань, що використовують таке подання, отримали назву продукційних систем.

До складу експертної системи продукційного типу належить:

- база правил;
- база фактичних даних (робоча пам'ять);
- інтерпретатор правил, який реалізує певний механізм логічного виведення.

Будь-яке продукційне правило, яке міститься в базі знань, складається з двох частин:

- антецедента;
- консеквента.

Антецедент є умовною частиною правила і складається з елементарних пропозицій, з'єднаних логічними зв'язками І, АБО.

Консеквент включає одну або кілька пропозицій, які висловлюють або деякий факт, або вказівку на певну дію, яка підлягає виконанню.

Продукційні правила прийнято записувати у вигляді антецедент – консеквент. Антецеденти і консеквенти правил формуються з атрибутів та їх значень. Будь-яке правило складається з однієї (або декількох) пар атрибут – значення. У робочій пам'яті системи зберігаються пари атрибут – значення, істинність яких встановлена в процесі вирішення конкретного завдання до деякого поточного моменту часу. Вміст робочої пам'яті змінюється в процесі виконання завдання, це відбувається в міру спрацювання правил. Правило спрацьовує, якщо при зіставленні фактів, що містяться в робочій пам'яті, з антецедентом аналізованого правила має місце збіг, при цьому висновок спрацьованого правила заноситься в робочу пам'ять.

У процесі логічного висновку обсяг фактів в робочій пам'яті, як правило, збільшується (зменшуватися він може в тому випадку, якщо дія якого-небудь правила полягає у видаленні фактів з робочої пам'яті). У процесі логічного висновку кожне правило з бази правил може спрацювати тільки один раз.

Під час опису реальних знань конкретної предметної області може виявитися недостатнім подання фактів за допомогою пар атрибут – значення.

Ширші можливості має спосіб опису за допомогою триплетів об'єкт – атрибут – значення. У цьому випадку окрема сутність предметної області розглядається як об'єкт, а дані, що зберігаються в робочій пам'яті, показують значення, які приймають атрибути цього об'єкта.

Однією із переваг такого подання знань є уточнення контексту, в якому застосовуються правила. З введенням триплетів правила з бази правил можуть спрацьовувати більше, ніж один раз у процесі одного логічного виведення, оскільки одне правило може застосовуватися до різних екземплярів об'єкта, але не більше одного разу до кожного примірника.

Існують два типи продукційних систем:

- з прямим виведенням;
- зі зворотним виведенням.

Пряме виведення реалізує стратегію «від фактів до висновків».

Під час зворотного виведення висуваються гіпотези ймовірних висновків, які можуть бути підтвержені або спростовані на підставі фактів, що надходять у робочу пам'ять. Існують також системи з двонаправленими виведеннями.

Основні переваги продукційних систем пов'язані з простотою подання знань і організації логічного виведення.

До недоліків продукційних систем можна віднести:

- відміну від структур знань, властивих людині;
- неясність взаємних відношень правил;
- складність оцінки цілісного образу знань;
- низька ефективність обробки знань.

Під час розробки невеликих систем (десятки правил) проявляються в основному позитивні сторони продукційних систем, однак, при збільшенні обсягу знань більш помітними стають слабкі сторони.

*Фреймова модель* подання знань заснована на теорії фреймів Марвіна Мінського, яка є систематизованою психологічною моделлю пам'яті людини та її свідомості. Ця теорія має досить абстрактний характер, тому тільки на її основі неможливо створити конкретні мови подання знань.

Фреймом називається структура даних для подання деякого концептуального об'єкта.

Фрейм має ім'я, що служить для ідентифікації описаного ним поняття, і містить ряд описів – слотів, за допомогою яких визначаються основні структурні елементи цього поняття. За слотами йдуть шпациї, в які поміщають дані, що представляють поточні значення слотів. Слот може містити не тільки конкретне значення, але також ім'я процедури, що дозволяє обчислити це значення за заданим алгоритмом.

Процедури, які містяться в слотах, називаються пов'язаними або приєднаними процедурами. Виклик пов'язаної процедури здійснюється під час звернення до слоту, в якому вона розміщена.

Заповнювачами слоту можуть бути також правила продукцій, які використовуються для визначення конкретного значення. У слоті може міститися не одне, а кілька значень, тобто як структурні складові фреймів можуть використовуватися дані складних типів, а саме: масиви, списки, множини, фрейми.

Значення слоту може бути деяким діапазоном або переліком можливих значень, арифметичним виразом, фрагментом тексту.

Сукупність даних предметної області може бути подана множиною взаємопов'язаних фреймів, що утворюють єдину фреймову систему, в якій об'єднуються декларативні і процедурні знання. Така система має, як правило, ієрархічну структуру, в якій фрейми з'єднані один з одним за допомогою родовидових зв'язків. На верхньому рівні ієрархії знаходиться фрейм, що містить найбільш загальну інформацію, дійсну для всіх інших фреймів. Фрейми мають здатність успадковувати значення характеристик своїх батьків.

Над фреймами можна здійснювати деякі теоретико-множинні операції, наприклад, об'єднання та перетин.

При об'єднанні фреймів у результуючому фреймі будуть присутні всі слоти, які зустрічалися у початкових фреймах. У слотах, які не є загальними, будуть збережені вихідні значення. Якщо в об'єднаних фреймах були однойменні слоти, то в результуючому фреймі залишиться один слот з таким ім'ям, значення його визначиться в результаті об'єднання значень однойменних слотів.

При перетині фреймів у результуючому фреймі будуть присутні тільки ті слоти, які були у всіх вихідних фреймах.

Загальноприйнятого визначення *семантичної мережі* не існує. Зазвичай, під нею мають на увазі систему знань деякої предметної області, що має певний сенс у вигляді цілісного образу мережі, вузли якої відповідають поняттям і об'єктам, а дуги – відношенням між об'єктами.

При побудові семантичної мережі відсутні обмеження на число зв'язків і на складність мережі. Щоб формалізація виявилася можливою, семантичну мережу необхідно систематизувати.

Семантичні мережі Росса Куїлліана систематизують функції відношень між поняттями за допомогою таких ознак:

- множина – підмножина (типи відношень «абстрактне – конкретне», «ціле – частина», «рід – вид»);
- індекси (властивості, прикметники);
- кон'юнктивні зв'язки (логічне І);

- диз'юнктивні зв'язки (логічне АБО);
- зв'язки з виключним АБО;
- відношення «близькості»;
- відношення «подібності – відмінності»;
- відношення «причина – наслідок».

Під час побудови семантичної мережі відсутні обмеження на число елементів та зв'язків, тому систематизація відношень між об'єктами в мережі необхідна для подальшої формалізації.

Систематизація відношень конкретної семантичної мережі залежить від специфіки знань предметної області та є складним завданням.

На особливу увагу заслуговують загальновідомі відношення, що присутні у багатьох предметних областях, саме на таких відношеннях заснована концепція семантичної мережі. У семантичних мережах, так само як і під час фреймового подання знань, декларативні і процедурні знання не розділені, отже, база знань не відділена від механізму.

*Основні типи задач: фільтрація, апроксимація, інтерполяція, екстраполяція, класифікація, кластеризація*

*Фільтрація* – це швидкий спосіб виділення зі списку підмножини даних для подальшої роботи з ними. У результаті фільтрації на екран виводяться ті рядки списку, які або містять певні значення, або задовольняють деякому набору умов пошуку, так званого критерію. Решта запису ховається і не бере участі в роботі до скасування фільтру. Виділену підмножину списку можна редагувати, форматувати, друкувати, використовувати для побудови діаграм.

*Апроксимація* – наближене вираження одних математичних об'єктів іншими, простішими, наприклад, кривих ліній – ламаними, ірраціональних чисел – раціональними, неперервних функцій – многочленами.

*Інтерполяція* – в обчислювальній математиці спосіб знаходження проміжних значень величини за наявним дискретним набором відомих значень.

Тим, хто стикається з науковими та інженерними розрахунками часто доводиться оперувати наборами значень, отриманих експериментальним шляхом чи методом випадкової вибірки. Як правило, на підставі цих наборів потрібно побудувати функцію, зі значеннями якої могли б з високою точністю збігатися інші отримувані значення. Така задача називається апроксимацією кривої. Інтерполяцією називають такий різновид апроксимації, при якій крива побудованої функції проходить точно через наявні точки даних.

Існує також близька до інтерполяції задача, що полягає в апроксимації якої-небудь складної функції іншою, простішою функцією.

Якщо деяка функція занадто складна для продуктивних обчислень, можна спробувати обчислити її значення в декількох точках, а за ними побудувати, тобто інтерполювати, простішу функцію. Зрозуміло, використання спрощеної функції не дозволяє одержати такі ж точні результати, які давала б початкова функція. Але, для деяких класів задач, досягнутий вигравш у простоті і швидкості обчислень може переважити отриманий огріх у результатах.

Термін «екстраполяція» має кілька тлумачень.

У широкому значенні екстраполяція – це метод наукового дослідження, що полягає в поширенні висновків, отриманих зі спостережень за однією частиною явища, на іншу його частину. У вузькому значенні – це визначення по ряду даних функції інших її значень поза цим рядом.

Екстраполяція полягає у вивченні сформованих у минулому і сьогоденні стійких тенденцій розвитку і перенесення їх на майбутнє.

*Класифікація* – система розподілення об'єктів (процесів, явищ) за класами (групами) відповідно до визначених ознак. Інколи вживають термін категоризація у значенні «розподілення об'єктів на категорії».

Оскільки в результаті класифікації утворюється хоча б один клас (група), принаймні з одним елементом, то можна визначати класифікацію як групування, утворення класів об'єктів.

Класифікація є в тій чи іншій мірі умовною і суб'єктивною відповідно до суб'єкта, який її здійснює, та його здатності розрізняти ознаки об'єктів класифікації, вона допомагає спростити спілкування людей, дозволяючи оперувати більш вузькими і конкретними поняттями.

*Кластерний аналіз* – задача розбиття заданої вибірки об'єктів (ситуацій) на підмножини, що називаються кластерами, так, щоб кожен кластер складався з схожих об'єктів, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися.

Задачі кластеризації відносяться до статистичної обробки та до задач навчання без учителя.

*Дерева класифікації* – це метод, що дозволяє передбачати належність спостережень або об'єктів до того чи іншого класу категоріальної залежної змінної в залежності від відповідних значень однієї або декількох змінних.

Побудова дерев класифікації – один з найбільш важливих методів, що використовується під час проведення «видобутку даних».

Мета побудови дерев класифікації полягає в передбаченні (або поясненні) значень категоріальної залежної змінної, тому методи, що використовуються, тісно пов'язані з більш традиційними методами дискримінантного аналізу, кластерного аналізу, непараметричної статистики та нелінійного оцінювання.

Вивчення дерев класифікації не поширене в ймовірносно-статистичному розпізнаванні образів, проте вони використовуються в таких прикладних областях, як:

- медицина (діагностика);
- програмування (аналіз структури даних);
- ботаніка (класифікація);
- психологія (теорія прийняття рішень).

Дерева класифікації ідеально пристосовані для графічного подання, тому зроблені на їх основі висновки набагато легше інтерпретувати, ніж якби вони були представлені тільки в числовій формі.

Дерева класифікації можуть бути, а іноді і бувають, дуже складними. Однак, використання спеціальних графічних процедур дозволяє спростити інтерпретацію результатів навіть для дуже складних дерев.

Можливість графічного подання результатів і простота інтерпретації багато в чому пояснюють велику популярність дерев класифікації в прикладних областях, проте найбільш важливими відмінними властивостями дерев класифікації є їх ієрархічність та широке застосування.

Дерево ухвалення рішень (дерево класифікації або регресійне дерево) – використовується в галузі статистики та аналізу даних для прогнозних моделей.

Ієрархічна побудова дерева класифікації – одна з найбільш важливих його властивостей. Структура дерева містить такі елементи: «листя» та «гілки».

На ребрах («гілках») дерева ухвалення рішення записані атрибути, від яких залежить цільова функція, у вузлах («листі») записані значення цільової функції, в інших вузлах – атрибути, за якими розрізняються випадки.

Щоб класифікувати новий випадок, потрібно спуститися по дереву до листа та видати відповідне значення. Подібні дерева рішень використовуються в інтелектуальному аналізі даних. Мета полягає в тому, щоб створити модель прогнозування значень цільової змінної на основі декількох змінних на вході. Кожен лист є значенням цільової змінної, зміненої в ході руху від кореня до листа. Кожен внутрішній вузол відповідає одній з вхідних змінних. Дерево може бути «вивчено» поділом вихідних наборів змінних на підмножини, що засновані на тестуванні значень атрибутів. Процес повторюється на кожній з отриманих підмножин, поки у вузлі будуть ті ж самі значення цільової змінної.

На практиці у результаті роботи алгоритмів часто виходять занадто деталізовані дерева, які під час їх подальшого застосування дають багато помилок, це пов'язано з явищем перенавчання. Для скорочення таких дерев використовується відсікання гілок.



## 1.2 Основи інтелектуального аналізу даних

*Мета вивчення теми* – засвоєння особливостей аналітичних технологій та аналітичних інформаційних систем, а також задач, методів та стадій інтелектуальної обробки інформації, висвітлення основних технологій реалізації інтелектуальних методів в прикладних інформаційних системах штучного інтелекту, визначення характеристик програмних засобів, що реалізують інтелектуальні методи обробки.

### План

1. Аналітичні технології та аналітичні інформаційні системи.
2. Задачі, методи та стадії інтелектуальної обробки інформації.
3. Основні технології реалізації інтелектуальних методів в прикладних інформаційних системах штучного інтелекту.
4. Програмні засоби, що реалізують інтелектуальні методи обробки.

### *Аналітичні технології та аналітичні інформаційні системи*

До аналітичних технологій, або технологій аналітичного аналізу даних, відносять підклас інформаційних технологій, орієнтованих на задачі прогнозування стану складних динамічних систем у нестационарних та неоднорідних середовищах, розробку сценаріїв розвитку ситуацій в умовах комплексної динамічної невизначеності, ситуаційний аналіз поточної обстановки. Постійно зростаюча зацікавленість до аналітичних технологій, що розглядаються в контексті систем управління, перш за все, обумовлена тим, що найважливішою складовою частиною будь-якого процесу управління є дії по збору та аналізу інформації, зміст яких складають оцінка поточної ситуації та прогноз її розвитку. Під ситуацією у даному випадку розуміється сукупність характеристик об'єкта управління і середовища його функціонування в певний момент часу. Оцінка ситуації має на увазі обчислення значень цих кількісних та якісних характеристик (як правило, їх об'єднанням та узагальненням) та їх критеріальне співвідношення з вимогами. Популярність аналітичних технологій обумовлена впливом трьох основних груп факторів.

По-перше, під час реалізації сучасних систем управління та їх компонентів необхідно враховувати таке:

– прогрес розвитку будь-якого об'єкта управління в абсолютній більшості випадків пов'язаний з його ускладненням, тобто зі збільшенням досліджуваних характеристик та в цілому початкового інформаційного базису;

– динамічний характер як об'єктів управління, так і середовища їх функціонування, обумовлений множиною існуючих та прихованих зв'язків у загальному випадку матеріального, інформаційного та енергетичного характеру, що знаходить відображення в необхідності зберігання часових рядів, що характеризують ситуації та сприяють різкому зростанню інформаційних потреб в оцінюванні та прогнозуванні динаміки цих ситуацій;

– зростання вимог до ефективності управління (оперативності, обґрунтованості та достовірності процесів прийняття рішень) – як наслідок зростаючої конкурентної боротьби неантагоністичного або антагоністичного характеру та ступеня впливу ефективності управління на ефективність та якість функціонування будь-якої системи (вдосконалення управління по ряду причин завжди більш переважніше вдосконалення об'єкта управління).

Таким чином, спостерігається об'єктивне зростання складності об'єктів та задач управління, що вимагає адекватних змін засобів підтримки прийняття оперативних та стратегічних рішень в нестаціонарних середовищах.

По-друге, у даний час створено і використовується велика кількість інформаційних систем різного рівня, які відносяться до класу інформаційних систем операційної обробки даних – OLTP. Реалізуючи основні інформаційні процеси, пов'язані з функціями обліку і контролю, OLTP-системи створюють можливість накопичення первинних даних для їх подальшого аналізу під час підготовки та прийняття рішень на основі прогнозу розвитку ситуацій.

По-третє, за останнє десятиліття істотно змінилися можливості засобів обчислювальної техніки, а саме:

– якісно зросли їх обчислювальна потужність та можливості реалізації ефективного діалогу з користувачами, на кілька порядків збільшилися можливості зберігання великих обсягів інформації, різко знизилася питома вартість обчислювальних ресурсів;

– на базі досягнень в області інформаційних технологій та телекомунікацій стало можливим формування єдиних інформаційних просторів підприємств, організацій, корпорацій, спільнот, що різко збільшує обсяги оперативно доступної інформації різного характеру.

Сукупність зазначених факторів призвела до усвідомлення можливості принципово нового підходу до здійснення процесів збору та аналізу інформації у системах стратегічного і оперативного планування, оперативного та технологічного управління, який знаходить своє вираження в створенні та застосуванні аналітичних технологій, орієнтованих на вирішення задач підтримки прийняття рішень.

До таких задач відносяться:

- оцінка поточного і прогнозованого стану об'єкта управління та (або) середовища його функціонування;
- виявлення та дослідження прихованих закономірностей, факторів, тенденцій і взаємозв'язків;
- узагальнення інформації як агрегація та інтеграція відомостей різного характеру;
- формування альтернативних рішень і вибір «оптимального» відповідно до заданого критерію, а також за результатами аналізу сценаріїв розвитку ситуацій;
- моделювання процесу еволюції стану об'єкта в нестационарному неоднорідному середовищі.

Підвищення якості процесів узагальнення та аналізу інформації на основі аналітичних технологій та сучасних інструментальних засобів досягається автоматизацією процесів:

- виявлення прихованих закономірностей та факторів;
- кількісної оцінки факторів впливу та загроз у ситуації, що склалася;
- використання досвіду на основі автоматизованого формування та пошуку прецедентів аналізованих ситуацій в масивах ретроспективних даних;
- достовірне прогнозування еволюції стану об'єкта дослідження, у тому числі виявлення передумов.

Перераховані ключові можливості аналітичних технологій дозволяють розглядати їх як аналітичну та інформаційну основу не тільки процесів узагальнення та аналізу інформації про поточний і прогнозований стани об'єкта управління та середовища його функціонування, а й процесів підготовки варіантів рішень.

Даний аспект застосування аналітичних технологій здійснюється за допомогою використання:

- результатів прогнозування розвитку процесів і явищ для оцінки ефективності можливих (в тому числі альтернативних) варіантів рішень, планів і програм дій;
- способів ретроспективного аналізу вмісту сховищ даних для пошуку типових ситуацій, що вимагають управління, та вироблення варіантів рішень на основі аналогій і накопиченого досвіду управління;
- спеціально розробленого комплексу аналізу ефективності управлінських рішень, заснованих на формуванні віртуальних сценаріїв розвитку частково керованих ситуацій.

*Аналітичні технології* – узагальнюючий термін, який застосовується для позначення підходів до комплексного використання ряду формальних та евристичних методів, а також інформаційних технологій.

Таким чином, аналітична технологія – це засіб вирішення задач аналізу та прогнозування стану об'єктів у нестационарних середовищах на основі накопичення «історії», ретроспективного аналізу накопичуваних даних і динамічного формування формальних моделей явищ і процесів, що стало можливим тільки при певному рівні еволюції обчислювальної техніки.

*Автоматизована інформаційна система* орієнтована на задачі підтримки прийняття рішення. У загальному випадку автоматизована інформаційна система може розглядатися як організаційно-технічний комплекс автоматизованої підтримки прийняття рішень, створений в інтересах вирішення задач стратегічного аналізу ситуацій та прогнозування їх розвитку в різних областях управлінської та дослідницько-аналітичної діяльності.

Основними умовами, необхідними для реалізації змістовних можливостей автоматизованої інформаційної системи зі збору та аналітичного аналізу інформації, є :

– наявність сукупності математичних методів, адекватних задачам аналізу інформації та специфіці оброблених даних (функціональне наповнення автоматизованої інформаційної системи, що становить її аналітичну оболонку);

– організація зберігання великих масивів фактографічних та документальних відомостей, а також оперативного доступу до них з використанням гнучкої системи запитів (інформаційна підсистема автоматизованої інформаційної системи);

– організація збору та зберігання відомостей, що характеризують об'єкт управління і середовище його функціонування, з необхідною достовірністю та повнотою (засоби збору інформації);

– наявність сукупності програмних та технічних засобів, що забезпечують функціонування автоматизованої інформаційної системи (обчислювальне середовище автоматизованої інформаційної системи).

Передбачається таке розмежування функцій користувачів автоматизованої інформаційної системи:

– особа, яка приймає рішення (ОПР) – керівник, що здійснює постановку проблем та задач, є для автоматизованої інформаційної системи кінцевим споживачем отриманих результатів;

– предметний експерт – фахівець предметної області, що несе основне навантаження по визначенню складу та змістовного аналізу предметних відомостей, а також результатів їх обробки;

– експерт-аналітик – фахівець, який здійснює вибір методик вирішення задач і виконує їх вирішення на основі формальних методів обробки;

– адміністратор даних – особа, яка виконує дії зі збору необхідних предметних відомостей та розміщення їх у інформаційне сховище;

– адміністратор системи – особа, яка здійснює управління службами автоматизованої інформаційної системи, її конфігурацією та змістовним наповненням.

Детальна архітектура будь-якої автоматизованої інформаційної системи і методологія її створення визначаються конкретними технічними рішеннями, які специфічні для кожного конкретного розробника.

Таким чином, аналітичні технології та різного роду автоматизовані інформаційні системи, побудовані як засіб реалізації цих технологій, на сьогодні є найбільш сучасним інструментарієм вирішення задач аналізу, прогнозування та підтримки прийняття рішень в цілому.

Привабливість застосування автоматизованої інформаційної системи, крім усього іншого, підтверджується тим, що в складних, нестаціонарних ситуаціях, обумовлених великим числом різноманітних гетерогенних взаємопов'язаних факторів, експерти, як правило, не знаходять раціональних рішень, їх думки виявляються суб'єктивними та суперечливими.

У більшості випадків мозок експерта перестає екстраполювати розвиток ситуацій, які перебувають під впливом більше, ніж 3 – 5 незалежних факторів. Для взаємопов'язаних впливів навіть досвідчений експерт здатний коректно врахувати не більше трьох факторів впливу, у той же час більшість реальних стратегічних ситуацій вимагають обліку, як мінімум, від 6 до 20 значущих факторів впливу.

Можна очікувати, що впровадження аналітичних інформаційних систем дозволить суттєво підвищити вкрай низький технологічний рівень існуючих і новостворюваних аналітичних служб і центрів за рахунок впровадження сучасних аналітичних технологій, що підтримують відповідні інструментальні засоби аналізу даних.

Слід зазначити, що змістовне наповнення аналітичних інформаційних систем у великій мірі залежить від специфіки предметної області та об'єкту управління.

Однак, формальних методів визначення об'єкту управління не існує, вибір конкретних математичних методів та оброблених даних здійснюється виключно евристично з подальшим їх уточненням під час застосування системи.

## *Задачі, методи та стадії інтелектуальної обробки інформації*

*Інтелектуальна обробка інформації (Data Mining), інтелектуальний аналіз даних* – мультидисциплінарна область, що виникла та розвивається на базі таких наук як прикладна статистика, розпізнавання образів, штучний інтелект, теорія баз даних та інших.

Інтелектуальна обробка інформації – це процес виявлення в сирих даних раніше невідомих, нетривіальних, практично корисних і доступних інтерпретацій знань, необхідних для прийняття рішень в різних сферах людської діяльності.

Специфіка сучасних вимог до такого виявлення така:

- дані мають необмежений обсяг;
- дані є різнорідними (кількісними, якісними, текстовими);
- результати повинні бути конкретні та зрозумілі;
- інструменти для обробки сирих даних повинні бути прості у використанні.

Суть та мету технології інтелектуальної обробки інформації можна охарактеризувати так: це технологія, яка призначена для пошуку у великих обсягах даних неочевидних, об'єктивних та корисних на практиці закономірностей.

Неочевидних – знайдені закономірності не виявляються стандартними методами обробки інформації або експертним шляхом.

Об'єктивних – виявлені закономірності будуть повністю відповідати дійсності, на відміну від експертної думки, яка завжди є суб'єктивною.

Практично корисних – висновки мають конкретне значення, якому можна знайти практичне застосування.

Виникнення та розвиток Data Mining зумовлені різними факторами, серед них такі основні:

- вдосконалення програмно-апаратного забезпечення;
- вдосконалення технологій зберігання і запису даних;
- накопичення великої кількості ретроспективних даних;
- вдосконалення алгоритмів обробки інформації.

При Data Mining багаторазово виконуються *операції та перетворення* над «сирими» даними:

- відбір ознак;
- стратифікація;
- кластеризація;
- візуалізація;
- регресія.

Інтелектуальний аналіз даних – процес автоматичного пошуку прихованих закономірностей або взаємозв'язків між змінними у великих масивах необроблених даних, що поділяється на задачі: класифікації, моделювання та прогнозування.

Різні інструменти інтелектуальної обробки інформації мають різну ступінь «доброзичливості» інтерфейсу та вимагають певну кваліфікації користувача, тому програмне забезпечення повинне відповідати рівню підготовки користувача. Успішний аналіз інформації вимагає якісної попередньої обробки даних. За твердженням аналітиків та користувачів баз даних, процес попередньої обробки може зайняти до 80% відсотків усього процесу. Таким чином, щоб технологія працювала на себе, потрібно багато зусиль і часу, які будуть витрачені на попередній аналіз даних, вибір моделі та її коригування.

Багато фахівців стверджують, що інтелектуальна обробка інформації може видавати великий відсоток помилкових, недостовірних або безглузвих результатів, щоб цього уникнути, необхідна перевірка адекватності отриманих моделей на тестових даних.

Засоби інтелектуальної обробки інформації теоретично не вимагають наявності певної кількості ретроспективних даних. Ця особливість може стати причиною виявлення недостовірних, хибних моделей і, як результат, прийняття на їх основі невірних рішень. Необхідно здійснювати контроль статистичної значущості виявлених знань.

#### *Задачі інтелектуальної обробки інформації*

*Класифікація (Classification).* У результаті вирішення задачі класифікації виявляються ознаки, які характеризують групи об'єктів досліджуваного набору даних – класи, за цими ознаками новий об'єкт можна віднести до того чи іншого класу. Часто потрібно визначити, до якого із відомих класів відносяться досліджувані об'єкти, тобто класифікувати їх. Класифікація виконується у відповідності з визначеною ознакою. За допомогою класифікації виявляються ознаки, що характеризують групу, до якої належить той або інший об'єкт, це виконується за допомогою аналізу вже класифікованих об'єктів і формулювання деякого набору правил.

Для вирішення задач класифікації можуть використовуватися **методи**:

- найближчого сусіда (Nearest Neighbor);
- $k$ -найближчого сусіда ( $k$ -Nearest Neighbor);
- баєсівські мережі (Bayesian Networks);
- індукція дерев рішень;
- нейронні мережі (neural networks).

*Кластеризація (Clustering)* є логічним продовженням ідеї класифікації, її особливість полягає у тому, що класи об'єктів спочатку не визначені. Результатом кластеризації є розбиття об'єктів на групи. Cluster перекладається як гроно, пучок, скупчення, група елементів близьких за деякою метрикою.

Кластеризація відрізняється від класифікації тим, що самі групи заздалегідь не задані. За допомогою кластеризації засоби Data Mining самостійно виділяють різні однорідні групи даних, відбувається розбиття множини об'єктів на задане або невідоме число груп, схожих за деяким математичним критерієм (метрикою).

Вузловим моментом у кластерному аналізі вважається вибір метрики (або міри близькості об'єктів), від якого залежить остаточний варіант розбиття об'єктів на групи при заданому алгоритмі. Алгоритми кластерного аналізу відрізняються великою різноманітністю. Різні процедури кластерного аналізу входять до складу практично всіх сучасних пакетів прикладних програм для статистичної обробки багатомірних даних.

У результаті виконання задачі пошуку *асоціативних (Associations)* правил відшукуються закономірності між пов'язаними подіями в наборі даних.

Найбільш відомий алгоритм вирішення задачі пошуку асоціативних правил – алгоритм Аргіогі.

Відмінність асоціації від двох попередніх задач: пошук закономірностей здійснюється не на основі властивостей аналізованого об'єкта, а між кількома подіями, які відбуваються одночасно.

*Послідовність (Sequence)* або послідовна асоціація (sequential association) дозволяє знайти тимчасові закономірності між транзакціями. Задача подібна асоціації, але її метою є встановлення закономірностей не між одночасно наступаючими подіями, а між подіями, пов'язаними у часу, тобто визначається високою ймовірністю ланцюжка пов'язаних у часі подій. Асоціація є окремим випадком послідовності з тимчасовим лагом, рівним нулю.

У результаті вирішення задачі *прогнозування (Forecasting)* на основі особливостей історичних даних оцінюються пропущені або майбутні значення цільових чисельних показників. Застосовуються методи математичної статистики, нейронні мережі.

Основою для систем прогнозування служить історична інформація, що зберігається в базі даних у вигляді часових рядів. Якщо вдається побудувати чи знайти шаблони, що адекватно відбивають динаміку поведінки цільових показників, то є ймовірність того, що з їх допомогою можна передбачити поведінку системи в майбутньому.



*Визначення відхилень або викидів (Deviation Detection)*, аналіз відхилень або викидів – виявлення та аналіз даних, що найбільш відрізняються від загальної множини даних, виявлення так званих нехарактерних шаблонів.

Задача *оцінювання (Estimation)* зводиться до передбачення безперервних значень ознаки. *Аналіз зв'язків (Link Analysis)* – задача знаходження залежностей у наборі даних.

У результаті *візуалізації (Visualization, Graph Mining)* створюється графічний образ аналізованих даних. Для вирішення завдання візуалізації використовуються графічні методи, що показують наявність закономірностей в даних. *Підведення підсумків (Summarization)* – задача, мета якої – опис конкретних груп об'єктів з аналізованого набору даних.

Зазначені задачі поділяються за призначенням на:

- описові;
- предиктивні.

Описові або дескриптивні (*descriptive*) – задачі пов'язані з поліпшенням розуміння аналізованих даних. Ключовий момент у таких моделях – простота і прозорість результатів для сприйняття людиною. До такого типу задач належать кластеризація та пошук асоціативних правил.

Вирішення предиктивних (*predictive*) або прогнозуючих задач поділяється на два етапи:

- на першому етапі на підставі набору даних з відомими результатами будується модель;
- на другому етапі модель використовується для прогнозу результатів на підставі нових наборів даних.

Вимагається, щоб побудовані моделі працювали максимально точно. До цього типу задач відносять задачі класифікації та регресії, сюди можна віднести і задачу пошуку асоціативних правил, якщо результати її вирішення можуть бути використані для прогнозу появи деяких подій.

Задачі інтелектуальної обробки інформації за способами вирішення задачі поділяють на такі:

- що вирішують за допомогою учителя;
- що вирішують без вчителя.

Категорія навчання з учителем подана такими задачами *Data Mining*:

- класифікація;
- оцінювання;
- прогнозування;
- категорія навчання.

Категорія навчання без учителя подана задачею Data Mining – кластеризації.

У випадку вирішення за допомогою учителя задача аналізу даних розв'язується у кілька етапів:

- за допомогою конкретного алгоритму Data Mining будується модель аналізованих даних – класифікатор;

- класифікатор піддається навчанню. Перевіряється якість його роботи і, якщо вона незадовільна, відбувається додаткове навчання класифікатора. Так продовжується доти, доки не буде досягнуто необхідного рівня якості або не стане зрозуміло, що обраний алгоритм не працює коректно з даними, або дані не мають структури, здатної проявитися.

До цього типу задач відносять задачі класифікації і регресії.

Вирішення без допомоги учителя об'єднує задачі, що виявляють описові моделі. Перевагою цих задач є можливість їх вирішення без будь-яких попередніх знань про дані аналізу. До них належать задачі кластеризації та пошуку асоціативних правил.

До *методів і алгоритмів* інтелектуальної обробки інформації належать:

- штучні нейронні мережі;
- дерева рішень;
- символні правила;
- методи найближчого сусіда і  $k$ -найближчого сусіда;
- метод опорних векторів;
- байєсівські мережі;
- лінійна регресія;
- кореляційно-регресійний аналіз;
- ієрархічні методи кластерного аналізу;
- неієрархічні методи кластерного аналізу, у тому числі алгоритми  $k$ -середніх і  $k$ -медіани;
- методи пошуку асоціативних правил, у тому числі алгоритм Apriori;
- метод обмеженого перебору;
- еволюційне програмування;
- генетичні алгоритми;
- різноманітні методи візуалізації даних.

Більшість аналітичних методів, що використовуються в технології інтелектуальної обробки інформації – це відомі математичні алгоритми і методи, є можливість їх застосування під час вирішення тих чи інших конкретних проблем, причому, на основі технічних і програмних засобів.

Слід зазначити, що більшість методів інтелектуальної обробки інформації були розроблені в рамках теорії штучного інтелекту.

Інтелектуальна обробка інформації складається з двох або трьох стадій:

*Стадія 1.* Виявлення закономірностей (вільний пошук). Здійснюється дослідження набору даних з метою пошуку прихованих закономірностей. Попередні гіпотези щодо виду закономірностей тут не визначаються.

Закономірність – істотний та постійно повторюваний взаємозв'язок, що визначає етапи та форми процесу становлення і розвитку різних явищ або процесів.

Вільний пошук представлений такими діями:

- виявлення закономірностей умовної логіки;
- виявлення закономірностей асоціативної логіки;
- виявлення трендів і коливань.

*Стадія 2.* Використання виявлених закономірностей для передбачення невідомих значень (прогностичне моделювання). Виявлені закономірності використовуються безпосередньо для прогнозування.

Прогностичне моделювання включає:

- передбачення невідомих значень;
- прогнозування розвитку процесів.

У процесі прогностичного моделювання вирішуються завдання класифікації та прогнозування.

Під час вирішення задачі класифікації результати роботи першої стадії використовуються для віднесення нового об'єкта, з певною впевненістю, до одного із відомих та визначених класів на підставі відомих значень.

Під час вирішення задачі прогнозування результати першої стадії використовуються для передбачення невідомих (пропущених або майбутніх) значень цільової змінної (змінних).

Як додаток до цих стадій іноді вводять стадію валідації, що слідує після стадії вільного пошуку. Мета валідації – перевірка достовірності виявлених закономірностей.

*Стадія 3.* Аналіз винятків – стадія призначена для виявлення та пояснення аномалій, знайдених у закономірностях. Дія, що виконується на цій стадії, – виявлення відхилень. Для виявлення відхилень необхідно визначити норму, яка розраховується на стадії вільного пошуку.

Класифікація технологічних методів інтелектуальної обробки інформації:

а) безпосереднє використання або збереження даних – вихідні дані зберігаються в явному детальному вигляді і безпосередньо використовуються на стадіях прогностичного моделювання;

б) виявлення та використання формалізованих закономірностей або дистиляція шаблонів – один зразок (шаблон) інформації витягується із вихідних даних і перетворюється у певні формальні конструкції;

в) логічні методи включають:

- 1) нечіткі запити та аналізи;
- 2) символні правила;
- 3) дерева рішень;
- 4) генетичні алгоритми;

г) методи крос-табуляції:

- 1) агенти;
- 2) баєсівські (довірчі) мережі;
- 3) крос-таблична візуалізація;

д) методи на основі рівнянь:

- 1) статистичні методи;
- 2) нейронні мережі;

е) кібернетичні методи:

- 1) штучні нейронні мережі;
- 2) еволюційне програмування;
- 3) генетичні алгоритми;
- 4) асоціативна пам'ять (пошук аналогів, прототипів);
- 5) нечітка логіка;
- 6) дерева рішень;
- 7) системи обробки експертних знань.

*Основні технології реалізації інтелектуальних методів в прикладних інформаційних системах штучного інтелекту*

Усі методи інтелектуального аналізу даних поділяються на дві великі групи за принципами роботи з вихідними даними:

– методи міркувань на основі аналізу прецедентів – вихідні дані можуть зберігатися в явному детальному вигляді та можуть безпосередньо використовуватися для прогностичного моделювання та / або аналізу винятків.

Головною проблемою цієї групи методів є важкість їх використання на великих обсягах даних, хоча саме при аналізі інформації з великих сховищ даних методи інтелектуального аналізу даних приносять найбільшу користь;

– методи, в яких інформація спочатку витягується з первинних даних і перетворюється в деякі формальні конструкції (їх вид залежить від конкретного методу). Цей етап виконується на стадії вільного пошуку, яка у методів першої групи взагалі відсутня.

Таким чином, для прогностичного моделювання та аналізу винятків використовуються результати цієї стадії, які набагато більш компактні, ніж самі масиви вихідних даних. При цьому отримані конструкції можуть бути або «прозорими» (інтерпретуються), або «чорними ящиками» (не трактуються).

Розрізняють такі підходи до відбору параметрів для пошуку функціональних залежностей та виду (або вибору) класу самих залежностей:

а) користувач сам висуває гіпотези щодо залежностей між даними, традиційні технології аналізу розвивали саме цей підхід. Дійсно, гіпотеза призводила до побудови звіту, аналізу звіту та висуненню нової гіпотези і т. д.

Такий підхід підходить в тому випадку, коли процес пошуку повністю контролюється людиною. У багатьох системах інтелектуального аналізу даних відбувається автоматизована перевірка достовірності гіпотез, що дозволяє оцінити ймовірність тих чи інших залежностей у базі даних.

б) залежності між даними шукаються автоматично. Процес пошуку залежностей розпадається на три етапи:

1) виявлення залежностей (discovery) складається в перегляді бази даних з метою автоматичного виявлення залежностей. Проблема полягає у відборі дійсно важливих залежностей з величезного числа існуючих в БД;

2) прогнозування (predictive modeling) передбачає, що користувач може пред'явити системі записи з незаповненими полями та запросити відсутні значення. Система сама аналізує вміст бази та здійснює правдоподібне передбачення щодо цих значень;

3) аналіз аномалій (forensic analysis) – це процес пошуку підозрілих даних, що сильно відхиляються від стійких залежностей.

Під час вибору системи інтелектуального аналізу даних слід приділити увагу таким моментам:

– система інтелектуального аналізу даних повинна передбачати значення цільової змінної та вирішувати завдання класифікації станів об'єкта з тим, щоб підбирати найкращі моделі для кожного класу станів;

– система повинна автоматично виконувати тести. Довільний комплекс навіть випадково згенерованих даних може бути пояснений, якщо включити досить велике число вільних параметрів у модель, однак, така модель не має передбачуваності. Ця проблема називається «підгонкою» і часто є недоліком систем, заснованих на нейронних мережах;

– отримана модель повинна бути легко сприйнятливою. Якщо не можна зрозуміти, які знання модель містить, як точно цільова змінна залежить від незалежних змінних, то практично не можливо контролювати результати.

Не має змоги, спираючись на особистий досвід, побачити в знайденій моделі можливі протиріччя. Нейронні мережі особливо небезпечні у цьому сенсі, так як побудована модель є «чорним ящиком».

Більшу привабливість подання знань забезпечує технологія еволюційного програмування та придбання знань в символічному вигляді. У даному випадку виявлені залежності представляються у вигляді формули, що зв'язує цільову і незалежні змінні. Така формула може містити як математичні залежності, так і логічні конструкції;

– система повинна знаходити правила найрізноманітніших видів. Перед початком дослідження не можна точно сказати, який саме тип відношень між змінними прихований в даних, тому потрібно бути готовим до перебору різноманітних видів залежностей, щоб не пропустити оптимальний варіант;

– контроль за процесом обробки даних посилиться, якщо скористатися мультистратегічною системою інтелектуального аналізу даних. Така система має цілий набір взаємно доповнених інструментів, які дозволяють користувачеві аналізувати дані, виходячи з різних умов.

Використання поєднання різних методів дозволяє значно підвищити значимість одержаних результатів та загальні характеристики системи;

– важливе значення має час обробки даних, однак, цей параметр дуже складно визначити точно, оскільки він сильно залежить від характеристик досліджуваних даних.

#### *Програмні засоби, що реалізують інтелектуальні методи обробки*

Технології вилучення знань зі сховищ даних засновані на методах статистичного аналізу та моделювання, орієнтованих на пошук моделей та відношень, прихованих у сукупності даних. Ці моделі можуть в подальшому використовуватися для оптимізації діяльності підприємства або фірми.

Для вилучення значимої інформації зі сховищ даних є спеціальні методи OLAP-аналізу, Data Mining або Knowledge Discovery, що засновані на застосуванні методів математичної статистики, нейронних мереж, індуктивних методів побудови дерев рішень.

Технологія OLAP (On-Line Analytical Processing – оперативний аналіз даних) надає користувачеві засоби для формування та перевірки гіпотез про властивості даних або відношення між ними на основі різноманітних запитів до бази даних.

Вони застосовуються на ранніх стадіях процесу вилучення знань, допомагаючи аналітику сфокусувати увагу на важливих змінних.

Засоби Data Mining відрізняються від OLAP тим, що крім перевірки передбачуваних залежностей вони здатні самостійно (без участі користувача) генерувати гіпотези про закономірності, що існують в даних, будувати моделі, що дозволяють кількісно оцінити ступінь взаємовпливу досліджуваних факторів на основі наявної інформації.

Потреба в адаптивних інформаційних системах виникає в тих випадках, коли підтримувані ними проблемні області постійно розвиваються.

У зв'язку з цим адаптивні системи повинні задовольняти ряд специфічних вимог, а саме:

- адекватно відображати знання проблемної області в кожен момент часу;
- бути придатними для легкої та швидкої реконструкції під час зміни проблемного середовища.

Адаптивні властивості інформаційних систем забезпечуються за рахунок інтелектуалізації їх архітектури.

Ядром таких систем є модель проблемної області, що постійно розвивається та підтримується в спеціальній базі знань – «репозиторії». Ядро системи керує процесами генерації або конфігуруванням програмного забезпечення.

У процесі розробки адаптивних інформаційних систем застосовується оригінальне або типове проектування. Оригінальне проектування передбачає розробку інформаційної системи з «чистого аркуша» на основі сформульованих вимог.

Реалізація цього підходу заснована на використанні систем автоматизованого проектування або CASE-технологій (Designer 2000, Silver Run, Natural Light Storm).

Під час типового проектування здійснюється адаптація типових розробок до особливостей проблемної області. Для реалізації цього підходу застосовуються інструментальні засоби компонентного (складального) проектування інформаційних систем (R/3, BAANIV, Prodis).

Головна відмінність підходів полягає в тому, що під час використання CASE-технологій на основі сховища при зміні проблемної області кожен раз виконується генерація програмного забезпечення, а при використанні складальної технології – конфігурація програм і тільки в рідкісних випадках – їх переробка.

## 2 МОДЕЛІ ПОДАННЯ ЗНАНЬ В ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМАХ

### 2.1 Основні моделі подання знань

*Мета вивчення теми* – засвоєння видів логічних моделей подання знань та математичної реалізації формальної логіки, а також особливостей побудови продукційної, фреймової, семантичної моделей подання знань.

#### План

1. Види логічних моделей подання знань, математична реалізація формальної логіки.
2. Продукційна модель подання знань.
3. Методи повного перебору в ширину та глибину.
4. Евристичні методи пошуку в просторі станів.
5. Подання задачі у вигляді графу.
6. Фреймова модель подання знань.
7. Аналіз просторових сцен.
8. Об'єктно-орієнтований аналіз предметної області.
9. Семантична модель подання знань.
10. Типи вузлів та типи відношень. Приклади.

*Види логічних моделей подання знань, математична реалізація формальної логіки*

Будь-яка предметна область характеризується набором понять та зв'язками між ними, законами, що зв'язують між собою об'єкти даної предметної області, процесами, подіями.

Кожна предметна область має специфічні методи вирішення задач. Знання про предметну область та способи вирішення в ній задач різноманітні. Можливі різні класифікації цих знань.

У загальному випадку знання поділяються на:

– процедурні знання описують послідовності дій, які можуть використовуватися під час вирішення задач. Це, наприклад, програми для ЕОМ, словесні записи алгоритмів, інструкція по збору;

– декларативні знання – це всі знання, які не є процедурними, наприклад, статті в тлумачних словниках та енциклопедіях, формулювання законів.



На відміну від процедурних знань, що відповідають на таке запитання: «Як зробити  $X$ ?», декларативні знання відповідають, швидше, на запитання: «Що є  $X$ ?» або «Які зв'язки є між  $X$  та  $Y$ ?», «Чому  $X$ ?».

Мови подання знань можна розділити на типи за формальним моделям подання знань, які лежать в їх основі:

- логічна;
- мережева;
- фреймова;
- продукційна.

*Логічна модель* є формальною системою, в якій всі знання про предметну область описуються у вигляді формул або правил виведення.

Опис у вигляді формул дає можливість представити декларативні знання, а правила виведення – процедурні знання.

Логічна модель знань будується на базі предикатів. Логіка предикатів є розвитком алгебри логіки (або логіки висловлювань).

У логіці висловлювань для позначення фактів використовуються літери (імена, ідентифікатори або фрази), що не мають структури (використовуються як атомарні об'єкти) та приймають значення «1» або «0» («так» або «ні»).

Так як фрази мають атомарний характер, це не дозволяє виявити схожість їхнього змісту, наприклад, висловлювання мають схожий зміст, але абсолютно різні в логіці висловлювань.

У логіці предикатів факти позначаються  $n$ -арними логічними функціями – предикатами [4]:

$$F(x_1, x_2, \dots, x_m), \quad (2.1)$$

де  $F$  – ім'я предиката;

$x_i$  – аргументи предиката.

*Предикатом* називається функція, що приймає два значення: ІСТИНА чи ХИБНЕ та призначена для вираження властивостей об'єкта або зв'язків між ними.

Вирішення задач у логіці предикатів зводиться до виведення цільового твердження у вигляді формули або предиката (теореми), використовуючи відомі твердження (формули) або аксіоми.

У кінці 60-х років Джоном Робінсоном для доведення теорем у логіці предикатів запропоновано метод резолюції, заснований на доведенні «від противного».

Цільове твердження інвертується, додається до множини аксіом та доводиться, що отримана множина тверджень є несумісною (суперечливою). Щоб отримати обґрунтовані докази за допомогою методу резолюції, необхідно провести певні перетворення над множиною тверджень – привести їх до досконалої кон'юнктивної нормальної форми (ДКНФ).

Мови подання знань логічного типу широко використовувалися на ранніх стадіях розвитку інтелектуальних систем, але незабаром були витіснені мовами інших типів. Пояснюється це громіздкістю записів, що спираються на класичні логічні обчислення. Під час формування таких записів легко допустити помилки, а пошук їх дуже складний. Відсутність наочності, зручності читання ускладнило поширення мов такого типу.

*Продукційна модель подання знань*

Основна частина продукції – її ядро, яке має вигляд:

$$\langle \text{Якщо } A, \text{ то } B \rangle, \quad (2.2)$$

де  $A$  – посилка правила;

$B$  – висновок правила.

Інші елементи, що утворюють продукцію, носять допоміжний характер.

У простому вигляді продукція може складатися тільки з імені, наприклад, її порядкового номера в системі продукцій, та ядра. Часто використовується форма інтерпретації продукції – логічна, при якій  $A$  є множиною елементарних умов, пов'язаних логічними зв'язками «І», «АБО» та «НІ»,  $B$  – множиною елементарних висновків. Правило спрацьовує (виконується  $B$ ), якщо посилка  $A$  істинна [5].

Іншою формою інтерпретації ядра є імовірнісна інтерпретація, при якій правило спрацьовує з деякою ймовірністю, що залежить від істинності посилки.

Як виведення, зазвичай, застосовується операція додавання факту в базу даних інтелектуальної системи із зазначенням достовірності одержуваного факту, як постумови можуть використовуватися будь-які додаткові дії або коментарі, що супроводжують правило [6].

Ім'я сфери вказує ту предметну область, до якої відносяться знання, зафіксовані в даній продукції. В інтелектуальній системі може зберігатися сукупність знань (її називають базою знань), що відносяться до різних галузей.

*Методи повного перебору в ширину та глибину*

*Пошук в ширину* (breadth-first search) – один із базових методів, який складає основу багатьох інших.

Нехай дано граф  $G = (V, E)$  та фіксовану початкову вершину  $v$ .

Під час обходу графа в ширину, після відвідування першого вузла, відвідуємо всі сусідні з ним вершини. Під час другого проходу відвідуються всі вершини «на відстані двох ребер» від початкової. При кожному новому проході обходяться вершини, відстань від яких (число ребер) до початкової на одиницю більша від попередньої.

У графі можуть бути цикли, тому не виключено, що одну і ту ж вершину можна з'єднати з початковою двома різними шляхами. Ми обійдемо цю вершину вперше, дійшовши до неї найкоротшим шляхом, відвідувати її другий раз немає сенсу. Тому, щоб попередити повторне відвідування, необхідно або вести список відвіданих вершин, або завести для кожної вершини мітку, яка б вказувала чи відвідана ця вершина, чи ні.

Узагальнення алгоритму реалізації методу в ширину (рис. 2.1):

- пошук починаємо з фіксованої вершини  $v$ ;
- переглядаємо всі вершини, зв'язані з поточною;
- принцип вибору наступної вершини – вибирається та, яка раніше розглядалася;
- для реалізації необхідна структура даних «черга».

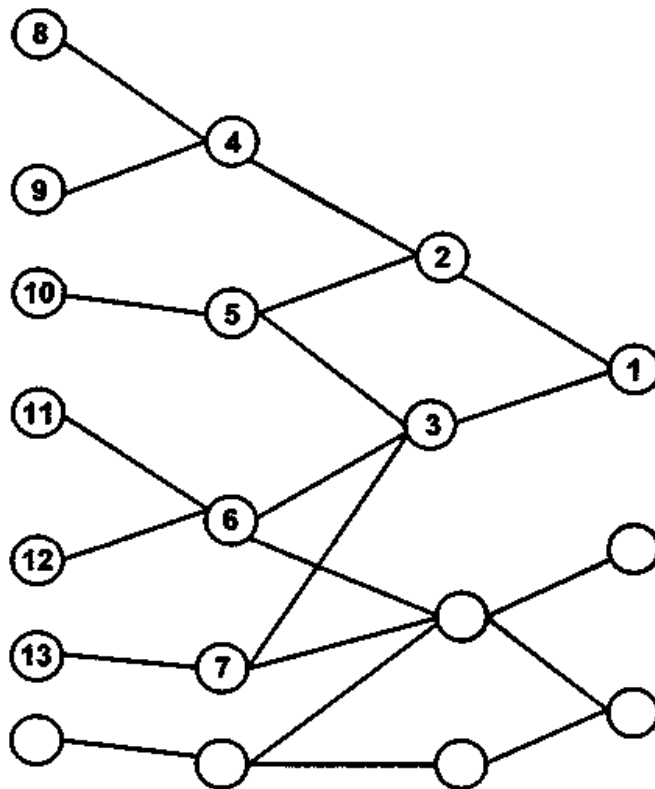


Рисунок 2.1 – Методи повного перебору в ширину

При пошуку в глибину (depth-first search) відвідуємо першу вершину, а потім йдемо вздовж ребер графа, поки не знайдемо в тупик (стратегія: пошук «в глибину», доки це можливо). Вершина неорієнтованого графа є тупиком, якщо вже відвідано всі суміжні вершини. У орієнтованому графі тупиком може бути вершина, з якої не виходить жодне ребро (вихідна степінь 0).

Після попадання в тупик, повертаємося назад вздовж пройденого шляху поки не зустрінемо вершину, у якої є ще сусід, якого не відвідали, а потім рухаємося в новому напрямку. Процес завершиться, коли повернемося у стартову вершину і всі суміжні з нею вершини виявляться відвіданими.

Узагальнення алгоритму реалізації методу в глибину (рис. 2.2):

- пошук починаємо з фіксованої вершини  $v$ ;
- розглядається вершина  $u$ , що суміжна з  $v$  (вона вибирається);
- процес повторюємо з вершиною  $u$ ;
- якщо на черговому кроці працюємо з вершиною  $q$  і немає вершин, суміжних з  $q$  та не розглянутих раніше (нових), то повертаємося з вершини  $q$  до вершини, яка була до неї;
- якщо повернулися до вершини  $v$ , то пошук завершено.

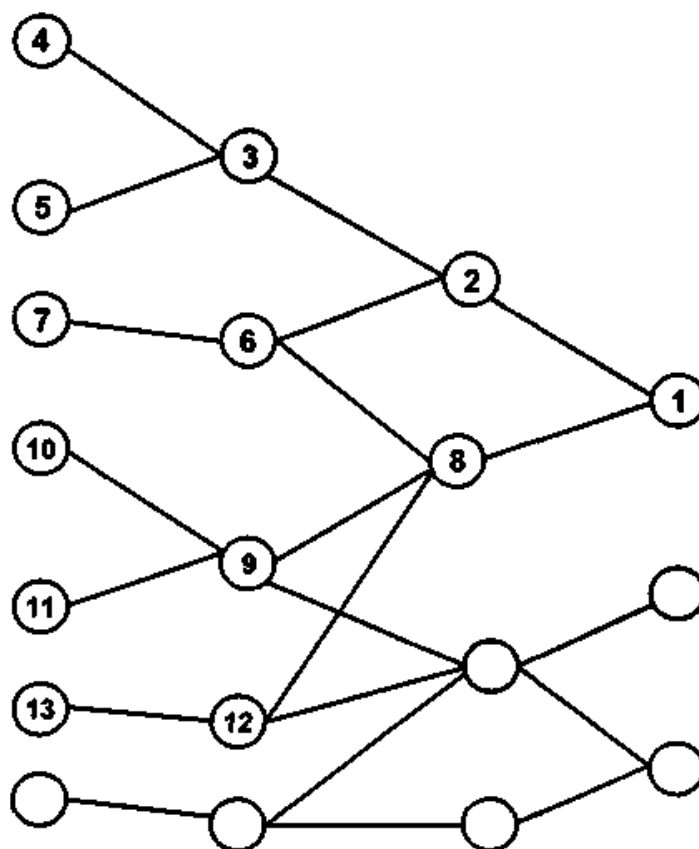


Рисунок 2.2 – Методи повного перебору в глибину

На відміну від методу перебору в ширину цей метод пропонує розкривати, ті вершини, які були побудовані останніми. Першою розкривається вершина, що є кореневою, слід зазначити, що процес завжди буде йти по самій лівій гілці вершин. Щоб якимось обмежити перебір, вводиться поняття глибини вершини в дереві перебору. Вважається, що глибина кореня дерева дорівнює нулю, а глибина будь-якої подальшої вершини дорівнює одиниці плюс глибина вершини, що безпосередньо їй передуює.

Алгоритм перебору в глибину полягає в такому:

– розкривається початкова вершина, що відповідає початковому стану  $S_n$ ;

– розкривається перша вершина, що отримується в результаті розкриття  $S_n$ ,

ставиться покажчик;

– якщо перша вершина розкривається, то наступною буде розкриватися знову породжена вершина. Якщо вершина не розкривається, то процес повертається в попередню вершину;

– після отримання цільової вершини, процес розкриття закінчується, за вказівниками будується шлях, що веде до кореня. Оператори, що відповідають дугам, утворюють рішення задачі;

– якщо для заданої глибини розкриття цільова вершина не знаходиться, то весь процес повторюється знову, як нова вершина розглядається найлівіша з отриманих на попередньому етапі.

#### *Евристичні методи пошуку в просторі станів*

Якщо вирішення задачі невідомо чи неоднозначно, наприклад, відсутні аналоги або його важко визначити в явному вигляді, то застосовуються методи пошуку (виведення) рішення. Більшість цих методів засновано на стратегіях повного перебору, імпліцитного (неявного, неповного) перебору або скороченого (спрямованого) перебору на основі евристик (евристичний пошук).

Стратегія *повного перебору* використовується при відсутності достатньої апріорної інформації про задачу і порівняно невеликої множини альтернатив.

*Імпліцитний перебір* включає групу градієнтних методів, наприклад, симплекс-метод, метод мінімальної вартості, динамічне програмування, метод гілок і меж. Усі вони засновані на розгляді на кожному кроці пошуку не тільки простору задачі, а деякого його фрагмента, що визначається симетрією задачі.

*Евристичні методи* засновані на моделюванні евристик – якісно-ситуаційних способів вирішення задачі.

Евристики – це покрокові процедури, які за кінцеве число кроків забезпечують рішення задачі шляхом скорочення можливих варіантів під час пошуку вирішення та використання спрямованого перебору.

Евристичні методи застосовуються для вирішення слабкоструктурованих, погано формалізованих задач, які не можуть бути описані числовою моделлю та характеризуються неточністю, неповнотою, неоднозначністю, неясністю інформації. Їх застосування також доцільно під час жорстких ресурсних обмежень (дії в екстремальних або невідомих ситуаціях).

Евристичний пошук включає:

- системний аналіз задачі;
- виявлення обмежень, що впливають на результат (зовнішні та внутрішні);
- аналіз можливості отримання результату простими засобами;
- визначення особливостей, обмежень і «вузьких місць», що вимагають використання додаткових коштів та шляхів їх зменшення;
- моделювання задачі і можливих ситуацій для отримання найкращого рішення.

Евристичний пошук базується на використанні ряду загальних підходів, що застосовуються людиною у процесі вирішення задач під час генерування варіантів рішень, їх порівняння та вибору оптимального рішення.

*Метод аналогії* (прецеденту) є загальним та може передбачати аналогію в цілях та критеріях, структурах та функціях, умовах функціонування, у результатах та їх оцінці, способах опису та моделях.

*Метод спрощення* застосовується, коли пряма аналогія неможлива через складність проблеми та полягає в знятті низки умов і обмежень, підвищенні «симетрії» завдання.

*Метод агрегування* (асоціації) доповнює попередній та передбачає застосування концептуального апарату вищого рівня, що дозволяє розглядати вирішувану задачу як частину більш загальної (такий підхід характерний для вирішення, так званих, некоректних задач).

Основні методи пошуку вирішення можна розділити на три групи.

Першу групу складають *стратегії пошуку по станам*.

Вихідна інформація може надаватися у вигляді простору ситуацій, що описується як стан системи та навколишнього середовища.

Алгоритм пошуку полягає в пошуку шляху, що веде з початкового стану в один із кінцевих (цільових станів).

До цієї групи належать:

- метод пошуку «в ширину»;
- метод пошуку «в глибину»;
- метод гілок та меж;
- метод найкоротшого шляху;

- методи прямого та зворотного пошуку;
- градієнтні методи, наприклад, метод мінімальної вартості, метод динамічного програмування, метод векторної оптимізації, інтерактивні методи.

Другу групу складають *стратегії пошуку за завданнями*.

Вихідна інформація може надаватися як завдання  $s$  та множина елементів рішення (підзадач).

Алгоритм пошуку полягає в зведенні вихідної задачі до більш простих задач, поки не будуть отримані елементарні задачі.

До цієї групи належать:

- метод ключових операторів;
- метод загального вирішення задач.

Третю групу складають методи, які використовують *логічне виведення*.

Вихідна інформація може надаватися у вигляді опису станів у рамках деякої формальної системи, що включає алфавіт, аксіоми та правила виведення. Шляхом логічного виведення перевіряється чи можна отримати кінцевий стан з початкового стану.

До цієї групи належать:

- дедуктивний метод;
- метод продукцій.

Розроблено різні модифікації методів пошуку з метою підвищення їх ефективності, а також комплексні цільові стратегії пошуку загального характеру, що моделюють процес міркування людини.

Розглянуті схеми допускають узагальнення на нечіткий випадок шляхом об'єднання стратегій пошуку по станам і за завданнями, що підвищує гнучкість стратегії пошуку в різному інформаційному середовищі [5, 6].

Розглянемо застосування деяких з перерахованих методів пошуку рішення.

Методи перебору не вимагають особливого коментаря. З множини допустимих альтернатив вибирається довільна альтернатива. Якщо вона задовольняє критеріям, то рішення отримано, якщо ж ні, то береться наступна альтернатива. Рішенням вважається альтернатива, яка задовольняє критеріям задачі. Якщо ж таких альтернатив кілька, то вибирається та з них, яка має найкращі значення критеріїв.

Серед градієнтних методів значного поширення набув, так званий, «жадібний» алгоритм, в якому рішення вибираються у відповідності зі значенням оціночної функції.

Він призводить до вирішення в тих випадках, коли задачу можна звести до визначення перетину двох сімейств підмножин, що належать до незалежних одна від одної частин однієї і тієї ж множини.

З евристичних методів розглянемо генетичний алгоритм, який моделюють закони розвитку живих систем: відбір найбільш пристосованого, успадкування корисних ознак та мінливість. Цей алгоритм був запропонований Джоном Холландом в його теорії адаптації і складається з таких кроків:

Крок 1. Випадковим чином створити початкову популяцію з  $N$  об'єктів (структур, варіантів вирішення).

Крок 2. Обчислити для кожного об'єкта показник його роботи. Якщо їх середнє значення досить високе, то необхідно перервати обчислення і вважати ці об'єкти підсумковим результатом.

Крок 3. Для кожного об'єкта підрахувати ймовірність його вибору.

Крок 4. Застосовуючи генетичні оператори, створити популяцію об'єктів відповідно до обчисленої ймовірності вибору.

Крок 5. Повторити процедуру, починаючи з другого кроку.

Як генетичні оператори використовуються кросинговер (перехрещення, перехід), зміна (мутація) та перестановка (інверсія).

Оператор кросинговеру (перехрещення) є основним для створення нових структур. Він бере дві структури, випадковим чином вибирає точку розриву (місце поділу компонент) на цих структурах та змінює місцями послідовності компонент, що знаходяться праворуч від точки розриву. Оператор кросинговеру працює з наявними в поточний момент структурними популяціями.

Для обліку та внесення нової інформації в наявну популяцію використовується оператор мутації, який довільним чином змінює одну або кілька компонент обраної структури. Вірогідність його застосування дуже мала, він забезпечує досяжність всіх точок у просторі пошуку.

Оператор інверсії змінює характер зв'язку між компонентами структури. Він бере одну структуру, випадковим чином вибирає на ній дві точки розриву і має в своєму розпорядженні в зворотному порядку елементи, що знаходяться між цими точками.

Оператор мутації не впливає на вибір структур і застосовується, коли не вдається побудувати хорошу популяцію. Оператор кросинговеру ефективно впливає на структури, що містять велику кількість елементів, оператор мутації навпаки більш ефективний для малих структур.



Застосуємо для пошуку вирішення генетичний алгоритм. Необхідно визначити конкретний механізм відбору найкращого, а також способи накопичення корисних ознак стосовно до розв'язуваної задачі. Правила гри задає особа, що приймає рішення, встановлюючи пріоритети, що визначають необхідність застосування генетичних операцій кросинговеру, зміни і перестановки.

Операція кросинговеру застосовується при відборі варіантів. Доповнимо традиційне перехрещування операціями перетину і об'єднання множин-популяцій, як граничними випадками операції кросинговеру.

Операція перетину застосовується до двох варіантів неоднакової розмірності, коли у одного з них відсутня частина елементів (неповна розмірність), а заповнені позиції збігаються.

Операція об'єднання застосовується, коли обидва варіанти мають неповну розмірність (частина позицій – нульові позиції), а заповнені позиції доповнюють одна одну.

Операція зміни застосовується для відбору методів отримання рішення, її використання пов'язано з непридатністю розглянутого методу і необхідністю його модифікації.

Операція перестановки (інверсії) застосовується під час зміни переваг ОПР в оцінці варіантів (елементів), наприклад, якщо критерій (елемент), що стоїть на першій позиції, перестав відігравати домінуючу роль і його потрібно замінити.

#### *Подання задачі у вигляді графу*

Серед сучасних методів оптимізації і управління процесами значна роль належить *мережевим методам*, а задачі можна подати в *мережевому вигляді*. Особливо це стосується транспортних задач, які мають цілком природну інтерпретацію як мережеві задачі, бо вони пов'язані з певною мережею транспортних маршрутів (доріг, залізничних, водяних шляхів, маршрутів повітряних трас, трубопроводів).

Назвемо *графом* будь-яку систему відрізків (прямолінійних чи криволінійних), у певний спосіб з'єднаних між собою (рис. 2.3).

Названі відрізки, якщо їм приписано напрям, називаються *дугами графа*, позначимо їх  $u_{ij}(i, j = \overline{1, m})$ , наприклад,  $u_{1,2}$  – відрізок, що з'єднує точку 1 з точкою 2.

Точки, що є кінцями або початками дуг графів, в яких можуть з'єднуватись дві дуги або більше, називаються *вершинами графа*: кожна з вершин позначається певним номером, наприклад, точки 1, 2, 3, – вершини.

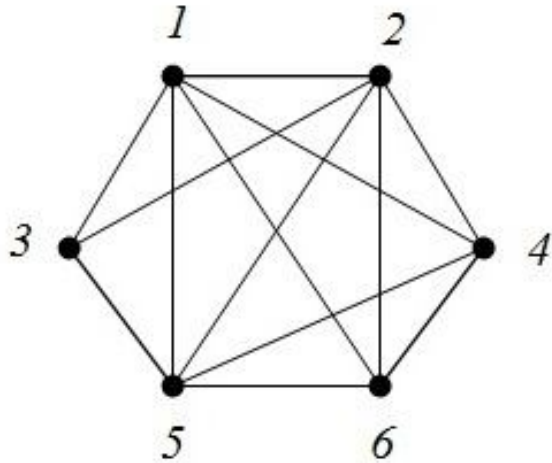


Рисунок 2.3 – Граф

Отже, кожній дузі відповідає впорядкована пара вершин  $(i, j)$ , де перший індекс  $i$  означає початок дуги (вхід), другий індекс  $j$  – кінець дуги (вихід), тим самим задано орієнтацію (напрямок) дуги, що геометрично зображується стрілкою в напрямі від початку до кінця дуги (рис. 2.4).

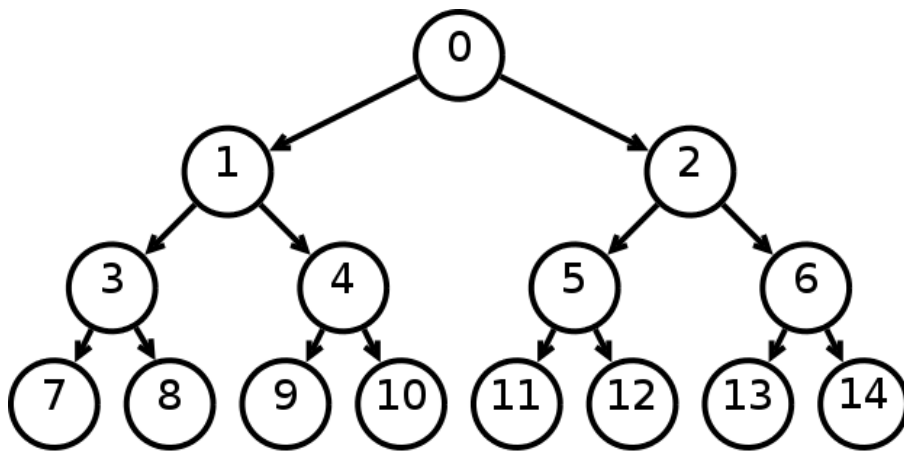


Рисунок 2.4 – Дуги граф

Дуги  $(i = s, j = r)$  та  $(i = r, j = s)$  називаються симетричними чи взаємними.

Ребрам графа називається відрізок, що зображає дугу (рис. 2.3).

Мережею називається граф, елементам якого (дугам, вершинам, деяким їх сукупностям) поставлені у відповідність деякі параметри, що визначають їх властивості (рис. 2.5).

Такими параметрами можуть бути, наприклад, пропускні здатності шляхів, величини запасів чи потреб у певних пунктах.

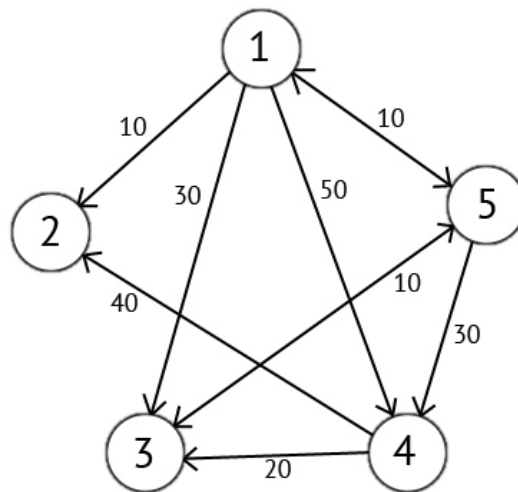


Рисунок 2.5 – Мережа

*Шляхом* у графі називається послідовність дуг  $(u_1, u_2, \dots, u_l)$ , кінець кожної з яких збігається з початком наступної, крім останньої (або початок кожної з яких збігається з кінцем попередньої, крім першої), тобто  $(i_0, j_0), (i_1, j_0), (i_1, j_1), \dots, (i_n, j_n)$ .

Шлях зручно позначати послідовністю вершин, через які він проходить, тобто  $(i_0, i_1, \dots, i_k)$ . Прикладом шляху (рис. 2.5) є послідовність таких дуг (1, 3), (3, 5) або (1, 3, 5).

*Контуром* називається шлях, початкова вершина якого збігається з кінцевою, наприклад  $(1, 3), (3, 5), (5, 1) = (1, 3, 5, 1)$ .

Граф називається *сильнозв'язаним*, якщо будь-які його вершини  $i$  та  $j$  можна з'єднати шляхом, що йде з  $i$  в  $j$ .

Якщо в означеннях шляху, контуру та сильної зв'язаності графа поняття дуги замінити поняттям ребра, то дістанемо означення ланцюга, циклу та зв'язаності графа.

Ребра дуг, які утворюють шлях і контур, завжди утворюють відповідно ланцюг та цикл, проте зворотне твердження не справджується. Це саме стосується і зв'язаності: зв'язаний граф не обов'язково буде сильнозв'язаним.

*Ланцюг і цикл* позначають аналогічно до шляху та контуру, проте замість круглих використовують квадратні дужки, наприклад, ланцюг  $[1, 2], [2, 3], [3, 6]$  або  $[1, 2, 3, 6]$ , цикл  $[1, 2], [2, 3], [3, 6], [6, 1]$  або  $[1, 2, 3, 6, 1]$  відповідні послідовності дуг не завжди є шляхами чи контурами.

*Деревом* називається граф, який не має циклів і в якому кожна вершина зв'язана з будь-якою іншою деяким ланцюгом ребер.

#### *Фреймова модель подання знань*

У 1975 році Марвін Мінський запропонував гіпотезу, згідно якої знання людини групуються у модулі – фрейми. Він розробив модель для позначення структури знань, що призначена для сприйняття просторових сцен.

Фреймом називається структура даних, яка призначена для опису типових ситуацій або понять. Фрейм має певну внутрішню структуру, що складається з множини елементів (слотів), яким також привласнюються імена. За слотами слідує шпациї, в які поміщають дані, що представляють поточні значення слотів. Кожен слот, у свою чергу, представляється визначеною структурою даних. У значення слоту підставляється конкретна інформація, що відноситься до об'єкта, який описується цим фреймом.

Під час автоматизації процесу використання та подання знань неоднозначність і неоднорідність помітно ускладнюють процеси, що протікають в інтелектуальних системах. Тому цілком природно уніфікувати форму подання знань, зробити її максимально однорідною. Одним із способів вирішення цієї задачі є перехід до спеціального поданням вершин у мережі та уніфікація зв'язків між вершинами (фреймами).

Фрейми використовуються в системах штучного інтелекту (наприклад, в експертних системах) як одна з найпоширеніших форм подання знань.

Фрейм – це мінімально можливий опис сутності будь-якого явища, події, ситуації, процесу або об'єкта. Мінімально можливий означає, що при подальшому спрощенні опису втрачається його повнота, перестає визначатися одиниця знань.

Фрейм – це структура, що описує фрагмент бази знань, який в якійсь мірі розглядається та обробляється відокремлено від інших фрагментів.

У вигляді фрейму може описуватися деякий об'єкт, ситуацію, абстрактні поняття, формули, закони, правила, візуальну сцену. Поняття фрейму нерозривно пов'язано з абстрагуванням та побудовою ієрархії понять.

Фрейм має майже однорідну структуру та складається з стандартних одиниць, званих слотами. Кожна така одиниця – слот – містить назву і своє значення. Зображується фрейм у вигляді ланцюжка:

Фрейм = <слот 1>, <слот 2>, ..., <слот N>.

Фрейми поділяються на два типи:

- фрейми-прототипи (або класи);
- фрейми-прикладі (або екземпляри).

Фрейми-прототипи використовуються для породження фреймів-прикладів. Фрейми, в яких позначені всі основні слоти (вони будь-яким чином позначаються в описі фрейму), називаються фреймами-екземплярами, або екзофреймами.

Оскільки до складу фрейму можуть входити слоти з іменами дій, то фрейми застосовуються для подання декларативних та процедурних знань.

Щоб уявити семантичну мережу у вигляді сукупності фреймів, потрібно вміти подавати відношення між вершинами мережі, для цього також використовуються слоти фреймів. Слоти можуть мати імена виду «зв'язок  $Y$ », де  $Y$  – ім'я того відношення (його тип), яке встановлює даний фрейм-вершина з іншим фреймом-вершиною. Як значення слоту може виступати новий фрейм, що дозволяє на множині фреймів здійснювати ієрархічну класифікацію.

Основною перевагою фреймів, як моделі подання знань, є те, що вона відображає концептуальну основу організації пам'яті людини, а також її гнучкість та наочність.

У фреймових системах дані про родовидові зв'язки зберігаються явно, як і знання інших типів. Значення слотів представляються в системі в єдиному екземплярі, оскільки містяться тільки в одному фреймі, така властивість систем фреймів забезпечує економне розміщення бази знань у пам'яті комп'ютера.

Ще одна перевага фреймів полягає в тому, що значення будь-якого слоту може бути обчислено за допомогою відповідних процедур або знайдено евристичними методами, отже, фрейми дозволяють маніпулювати як декларативними, так і процедурними знаннями.

До недоліків фреймових систем відносять їх відносно високу складність, що проявляється у зниженні швидкості роботи механізму виведення та збільшення трудомісткості внесення змін до родової ієрархії. Під час розробки фреймових систем приділяють увагу наочним способам відображення та ефективним засобам редагування фреймових структур.

В останні роки термін «фреймовий» часто замінюють терміном «об'єктно-орієнтований», цей підхід є розвитком фреймового подання. Шаблон фрейму можна розглядати як клас, екземпляр фрейму – як об'єкт.

Мови об'єктно-орієнтованого програмування (ООП) надають засоби створення класів і об'єктів, а також засоби для опису процедур обробки об'єктів (методи). Мови ООП, що не містять засобів реалізації приєднаних процедур, не дозволяють організувати гнучкий механізм логічного виведення, тому програми є об'єктно-орієнтованими базами даних або вимагають інтеграції з іншими засобами обробки знань.

### *Аналіз просторових сцен*

Основним моментом технології аналізу просторових даних є ряд унікальних методів для ефективного індексування та компресії просторових даних, набір спеціалізованих алгоритмів для розпізнавання образів та реконструювання тривимірних сцен.

Розроблені алгоритми дозволяють перетворити «візуальні» дані в інженерні векторні моделі (набір тривимірних об'єктів). З такими моделями можна працювати як з геометричними фігурами, тобто можна вимірювати відстані між ними, підраховувати їх об'єми або кути між їх ребрами і гранями.

У процесі розробки набору методів розпізнавання образів застосовуються різноманітні методики, але у більшості випадків для вирішення задач використовуються принципи логіки нечітких множин, геометричний аналіз і статистичні оцінки.

Вхідна інформація, яка використовується для розпізнавання образів, зазвичай, є точковими даними, що отримані шляхом сканування зображення.

Технологія аналізу просторових даних, це:

- перетворення просторової інформації в ефективні рішення;
- використання просторового аналізу для щоденних потреб;
- відокремлення інформативної частини із зашумлених просторових даних;
- ефективна комбінація даних, отриманих із старих та нових джерел;
- інтеграція просторових даних різних видів та типів і їх комплексна обробка.

### *Об'єктно-орієнтований аналіз предметної області*

Методологія об'єктно-орієнтованого аналізу (ООА) була запропонована Ван Форестом Йорденом для проектування великих систем, він вважав, що дана методологія дозволяє адекватно відобразити предметну область в системі та створити надійний проект за рахунок основних властивостей: інкапсуляції, успадкування, поліморфізму.

ООА складається з п'яти головних кроків:

Крок 1. Визначення предметної області.

Крок 2. Визначення об'єктів предметної області.

Крок 3. Визначення структури об'єктів за рахунок створення відношень «складається з» та «є».

Крок 4. Визначення атрибутів об'єктів.

Крок 5. Визначення сервісу об'єктів (методів поведінки) та взаємодій за рахунок посилання повідомлень між об'єктами.

Відповідно ООА – модель складається з п'яти основних компонентів:

- схеми предметної області;
- схеми об'єктів;
- схеми структури;
- схеми атрибутів;
- схеми методів.

Схема предметної області містить опис її окремих частин та взаємодій між ними. Така схема дозволяє розділити предметну область на такі частини, в яких повинні міститися однотипні об'єкти, що надає можливість поділу задачі на дрібні відносно незалежні частини. Це спрощує роботу та дозволяє проводити одночасне проектування декільком розробникам.

Кожна частина предметної області пронумерована і далі на кожній схемі номерами позначаються частини предметної області, до яких належать ті чи інші об'єкти. Між частинами предметної області встановлюються зв'язки, які позначають можливості взаємодії об'єктів із цих частин один з одним. Кожному об'єкту на схемах відповідає графічний елемент. У верхній частині вказується ім'я, у середній – атрибути, у нижній – методи.

Схема об'єктів містить їх простий перелік, з позначенням того до якої частини предметної області об'єкт відноситься. Перелік об'єктів є другою за порядком дією та є достатньо відповідальною. На цій схемі не передбачається перелік всіх об'єктів, які відносяться до даної частини предметної області, але для кожної частини повинні бути обов'язково перелічені всі базові об'єкти, від яких в подальшому буде проводитися успадкування. Вибір набору базових об'єктів у багато чому визначає структуру та якість. Невдалий вибір може перекреслити всі переваги об'єктно-орієнтованого підходу.

Опис структури передбачає визначення відношень успадкування двох видів. Відношення виду «є» позначаються простими з'єднувальними лініями. Відношення виду «складається з» позначаються лініями зі стрілками.

Графічно схема атрибутів повторює схему структури, але для кожного об'єкта вказуються його атрибути.

Графічно схема методів повторює схему атрибутів, але для кожного об'єкта вказуються його методи поведінки.

#### *Семантична модель подання знань*

Семантичний підхід до побудови систем штучного інтелекту знаходить застосування в системах розуміння природної мови, в системах «питання-відповідь», в різних предметно-орієнтованих системах.

Термін «семантичний» означає змістовний.

Семантика – це наука, що встановлює відношення між символами та об'єктами, які вони позначають, тобто, це наука, що визначає зміст знаків.

В основі моделі лежить семантична мережа, яка в загальному випадку представляє інформаційну модель предметної області та має вигляд графа, вершини якого відповідають об'єктам предметної області, а дуги – відношення між ними. Дуги можуть бути визначені в різний спосіб, що залежить від виду поданих знань. Зазвичай, дуги, які використовують для подання ієрархії, містять дуги типу «множина», «підмножина», «елемент».

Семантичні мережі, які застосовують для опису природних мов, використовують дуги типу «агент», «об'єкт», «реципієнт» (об'єкт, який отримує що-небудь від іншого об'єкта-донора).

Поняттями, зазвичай, виступають абстрактні або конкретні об'єкти, а відношення – це зв'язки типу: «це», «є частиною», «належить», «любить».

Характерною особливістю семантичних мереж є обов'язкова наявність трьох типів відношень:

- клас – елемент класу;
- властивість – значення;
- приклад елемента класу.

В основі мережевої моделі лежить ідея про те, що будь-які знання можна представити у вигляді сукупності об'єктів (понять) і зв'язків (відношень) між ними. Відомо, що будь-яку конкретну ситуацію в реальному світі, завжди можна подати у вигляді сукупності взаємопов'язаних понять. Причому число базових відношень не може бути нескінченним (воно є меншим, ніж 300), всі інші відношення виражаються через базові у вигляді їх комбінацій. Ця гіпотеза є основою твердження про те, що семантичні мережі є універсальним засобом для подання знань в інтелектуальних системах.

Семантичні мережі є досить потужним засобом подання знань. Однак, для них характерні неоднозначність уявлень знань та неоднорідність зв'язків.

У семантичних мережах використовуються три основних типи об'єктів:

- поняттям є відомості про абстрактні або конкретні (фізичні) об'єкти предметної області;
- події – це дії, які можуть внести зміни в предметну область, тобто змінити стан предметної області;
- властивості використовуються для уточнення понять та подій.

Стосовно до понять властивості описують їх особливості або характеристики, наприклад - колір, розмір, якість.

Стосовно подій властивості – тривалість, місце, час.



Поняття і об'єкти, що зустрічаються в тексті, подані у вигляді мережі, а відношення – у вигляді дуг, що пов'язують відповідні вершини. У семантичній мережі можливо ввести різні види відношень між об'єктами.

Атрибутивні відношення – це відношення між об'єктом і властивістю, наприклад, колір, розмір, форма, модифікація.

Теоретико-множинні (ієрархічні) відношення – це відношення між елементом множини (підмножини) та множиною, частина та ціле, відношення між елементом класу та класом. Даний тип відношень використовується для зберігання в базі знань складних (складових або ієрархічних) понять.

Квантифікувати відношення – це логічні квантори спільності та існування. Вони використовуються для подання знань типу: «існує хоча б одна мова програмування, яку повинен знати будь-який випускник ХНУМГ ім. О. М. Бекетова», «будь-який студент повинен відвідувати практичні заняття».

До найбільш поширених лінгвістичним відношень відносяться

– відмінкові;

– атрибутивні.

Відмінковими (або рольовими) відношеннями можуть бути такі:

– агент, відношення між подією і тим, що (або хто) його викликає, наприклад, відношення між «загвинчуванням» (гайки) і рукою;

– об'єкт, відношення між подією і тим, над чим проводиться дія, наприклад, між «загвинчуванням» і «гайкою»;

– умова, відношення, яке вказує логічну залежність між подіями, наприклад, відношення між «загвинчуванням» (гайки) та «складанням» (вузла);

– інструмент, відношення між подією та об'єктом, за допомогою якого воно відбувається, наприклад, між «загвинчуванням» та «верстатом».

До бази знань представленої семантичної мережі можливі типи запитів:

– запит на існування;

– запит на перерахування.

Під час побудови інтелектуальних банків знань, зазвичай, використовують поділ знань на:

– інтенсіональні;

– екстенсіональні.

Екстенсіональна семантична мережа (К-мережа) містить інформацію про факти, про конкретні об'єкти, події, дії.

Інтенсіональна семантична мережа (А-мережа) містить інформацію про закономірності, потенційні взаємозв'язки між об'єктами, незмінну інформацію про об'єкти, тобто модель світу.

Екстенціональні (конкретні) знання створюються та оновлюються в процесі роботи з банком даних, а інтенціональні (абстрактні) змінюються рідко. Перші можна назвати екземплярами, а останні – моделлю (схемою) бази даних.

На семантичних мережах можна використовувати методи доказів, які використовуються в логіці предикатів, тому що семантична мережа легко перетворюється в логіку предикатів 1-го порядку (кожне ребро можна подати у вигляді бінарного предикату).

Перевагою семантичних мереж є їх універсальність, що досягається за рахунок вибору відповідного застосування набору відношень. За допомогою семантичної мережі можна описати складну ситуацію, факт або предметну область.

Недоліком семантичних мереж є їх практична незорість під час опису моделі світу реального рівня складності, з'являється проблема розміщення семантичної мережі в пам'яті ЕОМ. Якщо її розміщувати в оперативній пам'яті, то на її складність накладаються жорсткі обмеження. Якщо розміщувати у зовнішній пам'яті, то з'являється проблема, як довантажувати необхідні для роботи ділянки. Недоліком семантичної моделі можна вважати складність організації процедури пошуку та виведення.

#### *Типи вузлів та типи відношень. Приклади*

Класифікація семантичних сіток за типом відношень:

- однорідні (з одним типом відношень);
- неоднорідні (з різними типами відношень).

Класифікація семантичних сіток за кількістю відношень:

- бінарні (відношення лише між 2-ма об'єктами);
- n-арні (відношення пов'язують більшу кількість об'єктів).

Типи відношень:

- зв'язки типу «ціле – частина» (клас – підклас, множина – елемент);
- функціональні зв'язки («впливає», «діє», «виробляє»);
- кількісні зв'язки («більше», «менше»);
- просторові зв'язки («далеко від», «близько до», «за», «під», «над»);
- часові зв'язки («раніше», «пізніше», «протягом»);
- атрибутивні зв'язки («має властивість», «має значення»);
- логічні зв'язки («І», «АБО», «НІ»);
- лінгвістичні зв'язки.

Пошук рішення зводиться до пошуку фрагмента сітки (підсітки), де знаходиться відповідь на запит із бази знань.

## 2.2 Інтелектуальні системи на основі штучних нейронних мереж

*Мета вивчення теми* – засвоєння принципів побудови штучних нейронних мереж, методики навчання з учителем та самонавчання, особливостей практичного застосування нейронних мереж для вирішення задач апроксимації та класифікації.

### План

1. Штучна нейронна мережа.
2. Модель нейрону.
3. Структурні елементи нейронної мережі.
4. Модель персептрона, багатошарового персептрона.
5. Модель нейронної мережі на основі радіально-базисних функцій.
6. Модель самоорганізованих карт Кохонена.
7. Навчання нейронної мережі.
8. Навчання з учителем і самонавчання.
9. Процедура зворотного поширення помилки.
10. Практичне застосування нейронних мереж для вирішення задач апроксимації та класифікації.

### *Штучна нейронна мережа*

Штучні нейронні мережі (ШНМ) – математичні моделі, а також їхня програмна та апаратна реалізація, побудовані за принципом функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових клітин живого організму. Системи, архітектура і принцип дії базується на аналогії з мозком живих істот.

Ключовим елементом цих систем виступає штучний нейрон як імітаційна модель нервової клітини мозку – біологічного нейрона. Цей термін виник під час вивчення процесів, які відбуваються в мозку, та при спробі змоделювати ці процеси.

Першою такою спробою були нейронні мережі МакКалока-Пітса. Як наслідок, після розробки алгоритмів навчання, отримані моделі стали використовуватися в практичних цілях: у задачах прогнозування, для розпізнавання образів, у задачах управління.

ШНМ є системою з'єднаних між собою простих процесорів (штучних нейронів), які взаємодіють. Такі процесори, зазвичай, достатньо прості, особливо в порівнянні з процесорами, що використовуються в персональних комп'ютерах.

Кожен процесор схожої мережі має справу тільки з сигналами, які він періодично отримує, та сигналами, які він періодично посилає іншим процесорам. Будучи з'єднаними в досить велику мережу з керованою взаємодією, локально прості процесори разом здатні виконувати достатньо складні завдання.

З точки зору машинного навчання, нейронна мережа є окремим випадком методів розпізнавання образів, дискримінантного аналізу, методів кластеризації.

З математичної точки зору, навчання нейронних мереж – це багато параметрична задача нелінійної оптимізації.

З точки зору кібернетики, нейронна мережа використовується в задачах адаптивного управління і як алгоритми для робототехніки.

З точки зору розвитку обчислювальної техніки та програмування, нейронна мережа – спосіб вирішення проблеми ефективного паралелізму.

З точки зору штучного інтелекту, ШНМ є основою філософської течії коннективізму і основним напрямком у структурному підході з вивчення можливості побудови (моделювання) природного інтелекту за допомогою комп'ютерних алгоритмів. Нейронні мережі не програмуються в звичайному розумінні цього слова, вони навчаються.

Можливість навчання – одна з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Технічно навчання полягає в знаходженні коефіцієнтів зв'язків між нейронами. У процесі навчання нейронна мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення. Це означає, що у разі успішного навчання мережа зможе повернути вірний результат на підставі даних, які були відсутні в навчальній вибірці, а також неповних та / або «зашумлених», частково перекручених даних.

#### *Модель нейрону*

Штучний нейрон – вузол штучної нейронної мережі, що є спрощеною моделлю природного нейрона. Математично, штучний нейрон, зазвичай, подають як деяку нелінійну функцію від єдиного аргументу – лінійної комбінації всіх вхідних сигналів. Цю функцію називають функцією *активації* або функцією *спрацьовування, передавальною функцією*.

Отриманий результат посилається на єдиний вихід. Такі штучні нейрони об'єднують в мережі – з'єднують виходи одних нейронів з входами інших.

Штучні нейрони та мережі є основними елементами ідеального нейрокомп'ютеру.

Класичну модель нейрона Дж. МакКалока та У. Пітта в позначеннях системної теорії інформації подано на рисунку 2.6.

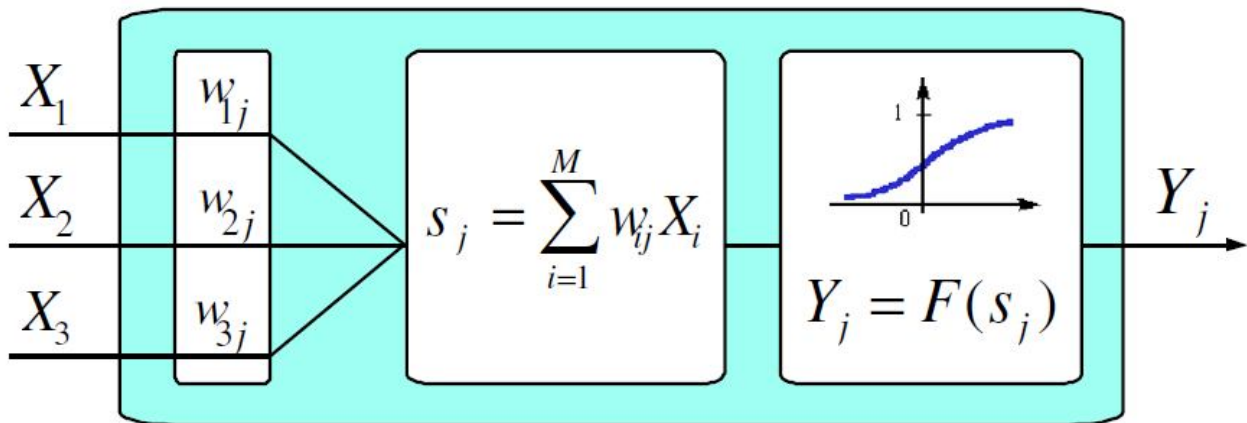


Рисунок 2.6 – Класична модель нейрона Дж. МакКалока та У. Пітта в позначеннях системної теорії інформації

Дендрити отримують інформацію від джерел інформації (рецепторів)  $X_i$ , ними можуть виступати і нейрони. Набір вхідних сигналів  $\{X_i\}$  характеризує об'єкт, його стан або ситуацію, що обробляється нейроном.

Кожному  $i$ -му входу  $j$ -го нейрона ставиться у відповідність деякий ваговий коефіцієнт  $w_{ij}$ , що характеризує ступінь впливу сигналу з цього входу на аргумент передавальної (активаційної) функції, яка визначає сигнал  $Y_j$  на виході нейрону. У нейроні відбувається зважене підсумовування вхідних сигналів, це значення використовується як аргумент активаційної (передавальної) функції нейрону.

Таким чином, поточний стан нейрону визначається, як зважена сума його входів [2, 3]:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i, \quad (2.3)$$

а вихід нейрону – це функція його стану:

$$y = f(s). \quad (2.4)$$

### Структурні елементи нейронної мережі

Біологічний нейрон має вигляд, який подано на рисунку 2.7.

У 1943 році Дж. МакКалок та У. Пітт запропонували формальну модель біологічного нейрону як пристрою, що має кілька входів (вхідні синапси – дендрити) та один вихід (вихідний синапс – аксон) [2, 3].

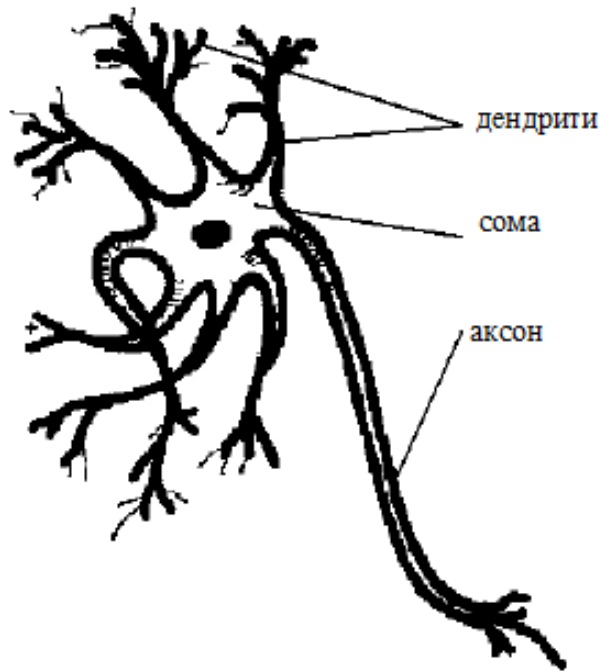


Рисунок 2.7 – Структура біологічного нейрону

Як приклад найпростішої нейронної мережі, розглянемо одношаровий перцептрон (рис. 2.8).

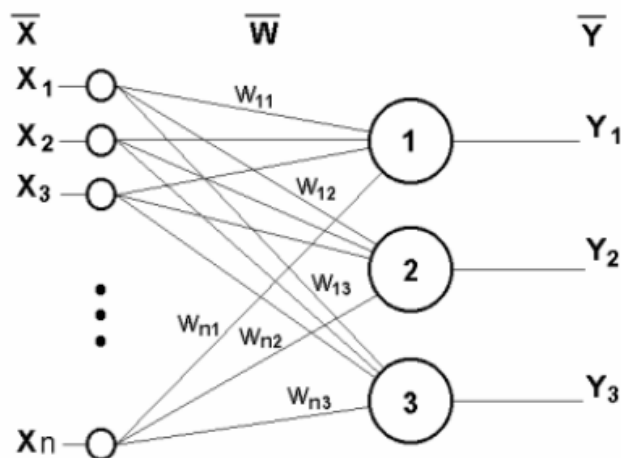


Рисунок 2.8 – Одношаровий перцептрон

На  $n$  входів нейронної мережі надходять сигнали, що проходять по синапсах на три нейрони, що утворюють єдиний шар цієї нейронної мережі та видають три вихідних сигнали [2, 3]:

$$y_j = f \left[ \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_i \right], \quad j = 1, \dots, 3. \quad (2.5)$$

Очевидно, що всі вагові коефіцієнти синапсів одного шару нейронів можна звести в матрицю  $W$ , в якій кожен елемент  $w_{ij}$  задає величину  $i$ -го синаптичного зв'язку  $j$ -го нейрону. Таким чином, процес, що відбувається в нейронній мережі, може бути записаний в матричній формі:

$$Y = F(XW), \quad (2.6)$$

де  $X$  та  $Y$  – відповідно вхідний і вихідний сигнальні вектори;

$F(V)$  – активаційна функція, що застосовується поелементно до компонентів вектору  $V$ .

*Модель нейронної мережі на основі радіально-базисних функцій*

Штучні нейронні мережі, які використовують радіально-базисні функції, називають РБФ-мережами. Вони є окремим випадком двошарових нейронних мереж прямого поширення, в яких прихований шар нейронів використовує радіально-базисні функції типу гаусової як активаційні.

У просторі вхідних векторів вибирають вектор, який називають центром, відповідно до нього задають вагові коефіцієнти прихованого шару. Аргумент активаційної функції  $v_j$  для нейрону  $j$  прихованого шару визначатиметься відстанню між вхідним вектором та вектором прихованого шару:

$$v_j = \|X - W_j\| = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2}. \quad (2.7)$$

Тоді значення вихідного сигналу цього нейрону дорівнюватиме:

$$y_i = \exp \left( - \left( \frac{v_j}{\sigma_j} \right)^2 \right) = \exp \left( - \left( \frac{\|X - W_j\|}{\sigma_j} \right)^2 \right). \quad (2.8)$$

Процес настройки мережі, крім вибору кількості центральних векторів та їх координат, також включає вибір параметра  $\sigma_j$ , який є індивідуальним для кожного нейрону і задає крутизну активаційної функції.

Отже, прихований шар формує сукупність функцій, що утворюють базисну систему, а на вихідному шарі формується лінійна комбінація цих функцій.

При розв'язанні окремих задач [2, 3] РБФ-мережі показали високу ефективність, але необхідність використання великої кількості нейронів прихованого шару заважає використовувати їх як універсальне середовище моделювання процесів.

#### *Модель самоорганізованих карт Кохонена*

Модель нейронної мережі Кохонена характеризується структурою розподіленої пам'яті. Така структура дозволяє уникнути катастрофічної деградації у випадку відмови одного з нейронів. Ефект підвищеної живучості досягається саме завдяки розподіленій пам'яті, дія якої проявляється за рахунок того, що за класифікацію вхідного вектора відповідає не один нейрон, а кластер нейронів.

На рисунку 2.9 показана структура нейронної мережі Кохонена, у цій структурі кожний елемент вхідного вектора сигналів  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  поступає на вхід кожного елемента двовимірної матриці нейронів, тому множина вагових коефіцієнтів структурована у вигляді матриці:

$$W = \begin{pmatrix} W^{11} & W^{12} & \dots & W^{1m} \\ W^{21} & W^{22} & \dots & W^{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W^{k1} & W^{k2} & \dots & W^{km} \end{pmatrix}, \quad (2.9)$$

елементами якої є вектори вагових коефіцієнтів  $W^{ij} = (w_1^{ij}, w_2^{ij}, \dots, w_n^{ij})$ , що масштабують відповідні елементи вхідного вектора.

Всім ваговим коефіцієнтам на початку роботи мережі задають випадкові значення. Наступний етап полягає в обчисленні відстані:

$$d_{ij} = \sum_{p=1}^n (x_p(t) - w_p^{ij}(t))^2 \quad (2.10)$$

між вектором вхідного сигналу та кожним з нейронів мережі.



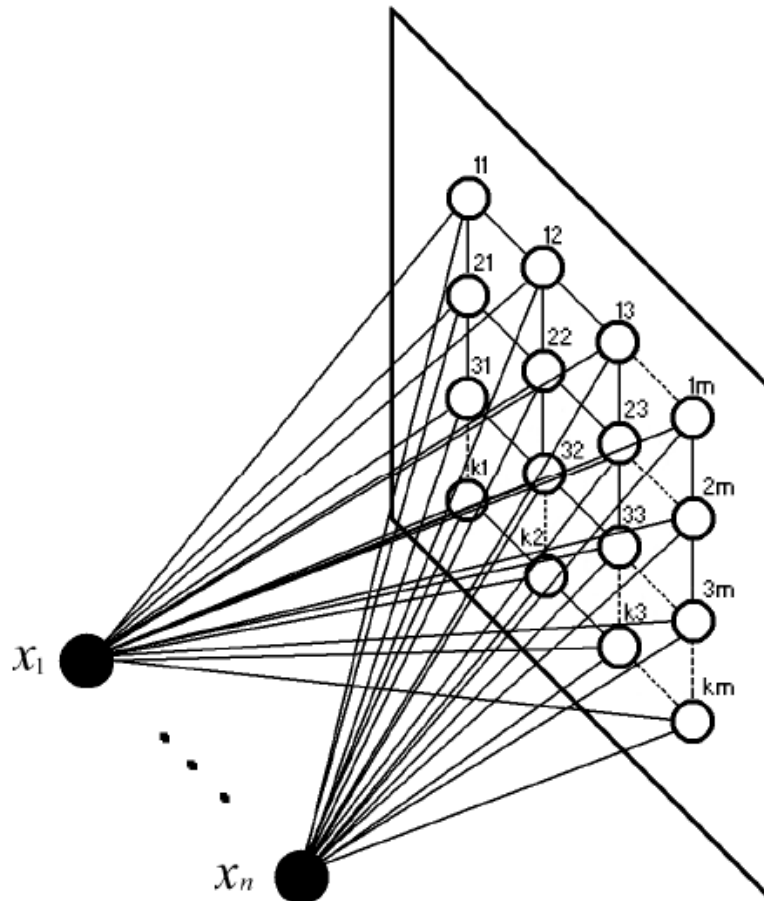


Рисунок 2.9 – Нейронна мережа Кохонена

Нейрон із координатами  $(i^*, j^*)$ , для якого ця відстань є мінімальною, вибирається центром кластера. Відносно нього проводиться підстроювання вагових коефіцієнтів всіх нейронів, які входять до початкового кластера, за формулою:

$$W^{ij}(t+1) = W^{ij}(t) + \eta r(l^{ij}) [X(t) - W^{ij}(t)], \quad (2.11)$$

де  $0 < \eta < 1$  – коефіцієнт навчання, який змінюється обернено пропорційно до часу навчання;

$$r(l^{ij}) = \exp\left(\frac{-\left(l^{ij}\right)^2}{\sigma^2}\right) - \text{одна з можливих функцій сусідства, що задає}$$

зміну вагових коефіцієнтів у залежності від відстані  $l^{ij} = \sqrt{(j^* - j)^2 + (i^* - i)^2}$

нейрона  $(i, j)$  до центру кластера.

Конфігурацію початкового кластера найчастіше формують як просту геометричну фігуру, яка займає від 0,5 до 0,75 розміру нейронної мережі.

### *Навчання нейронної мережі*

Найважливішою властивістю нейронних мереж є їх здатність до навчання, що робить нейромережеві моделі незамінними під час вирішення задач, для яких алгоритмізація є неможливою, проблематичною або занадто трудомісткою. Навчання нейронної мережі полягає в зміні внутрішніх параметрів моделі таким чином, щоб на виході мережі генерувався вектор значень, що співпадає з результатами прикладів навчальної вибірки. Зміна параметрів нейромережевої моделі може виконуватися різними способами відповідно до різних алгоритмів навчання. Парадигма навчання визначається доступністю необхідної інформації.

Виділяють три парадигми:

- навчання з учителем (контрольоване);
- навчання без учителя (неконтрольоване);
- змішане навчання.

Під час навчання з учителем всі приклади навчальної вибірки містять правильні відповіді (виходи), відповідні вихідним даним (входів). У процесі контрольованого навчання синаптичні ваги налаштовуються так, щоб мережа породжувала відповіді, найбільш близькі до правильних.

Навчання без учителя використовується, коли не для всіх прикладів навчальної вибірки відомі правильні відповіді. У цьому випадку робляться спроби визначення внутрішньої структури з метою розподілити зразки за категоріями (моделі Кохонена).

При змішаному навчанні частина ваг визначається за допомогою навчання з учителем, а інша частина виходить за допомогою алгоритмів самонавчання.

Навчання за прикладами характеризується трьома основними властивостями:

- ємністю;
- складністю зразків;
- обчислювальною складністю.

Ємність відповідає кількості зразків, які може запам'ятати мережа. Складність зразків визначає здібності нейронної мережі до навчання. Зокрема, під час навчання мережі можуть виникати стани «перетренування», в яких мережа добре дає собі раду на прикладах навчальної вибірки, але не справляється з новими прикладами, втрачаючи здатність навчатися.

### *Навчання з учителем і самонавчання*

Самонавчаючі інтелектуальні системи засновані на методах автоматичної класифікації ситуацій з реальної практики або на методах навчання на прикладах. Приклади реальних ситуацій становлять навчальну вибірку, яка формується протягом певного історичного періоду. Елементи навчальної вибірки описуються множиною класифікаційних ознак.

Стратегія «навчання з учителем» передбачає завдання спеціалістом для кожного прикладу значень ознак, що показують його належність до певного класу ситуацій.

Під час навчання «без учителя» система повинна самостійно виділяти класи ситуацій за ступенем близькості значень класифікаційних ознак.

У процесі навчання проводиться автоматична побудова узагальнюючих правил або функцій, що описують належність ситуацій до класів, якими система згодом буде користуватися при інтерпретації незнайомих ситуацій.

З узагальнюючих правил, у свою чергу, автоматично формується база знань, яка періодично коригується в міру накопичення інформації про аналізовані ситуації.

Індуктивні системи дозволяють узагальнювати приклади на основі принципу індукції «від часткового до загального». Процедура узагальнення зводиться до класифікації прикладів по значимим ознаками.

Алгоритм класифікації прикладів включає наступні основні кроки.

Крок 1. Вибір класифікаційної ознаки з множини заданих.

Крок 2. Розбиття множини прикладів на підмножини за значенням вибраної ознаки.

Крок 3. Перевірка належності кожної підмножини прикладів одному з класів.

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

Крок 5. Для підмножин прикладів з незбіжними значеннями класифікаційних ознак процес розпізнавання триває, починаючи з першого кроку. Кожна підмножина прикладів стає класифікованою множиною.

Нейронні мережі є класичним прикладом технології, заснованої на прикладах. Нейронні мережі – узагальнена назва групи математичних алгоритмів, що володіють здатністю навчатися на прикладах, «впізнаючи» згодом риси зразків та ситуацій.

Завдяки цій здатності нейронні мережі використовуються під час вирішення задач обробки сигналів та зображень, розпізнавання образів, а також для прогнозування [3].

Нейронна мережа – це кібернетична модель нервової системи, яка є сукупністю великого числа порівняно простих елементів – нейронів, топологія з'єднання яких залежить від типу мережі. Щоб створити нейронну мережу для вирішення якого-небудь конкретного завдання, слід вибрати спосіб з'єднання нейронів один з одним і підібрати значення параметрів міжнейронних з'єднань.

#### *Процедура зворотного поширення помилки*

Алгоритм зворотного поширення помилки є одним із методів навчання багат шарових нейронних мереж прямого поширення, що називаються також багат шаровими перцептронами. Багат шарові перцептрони успішно застосовуються для вирішення багатьох складних задач.

Навчання алгоритмом зворотного поширення помилки передбачає два проходи по мережі:

- прямий;
- зворотний.

Під час прямого проходу вхідний вектор подається на вхідний прошарок нейронної мережі, після чого поширюється по мережі від шару до шару. У результаті генерується набір вихідних сигналів, який і є фактичною реакцією мережі на даний вхідний образ. Під час прямого проходу всі синаптичні ваги мережі фіксовані.

Під час зворотного проходу всі синаптичні ваги налаштовуються відповідно до правила корекції помилок, а саме: фактичний вихід мережі віднімається з бажаного, в результаті чого формується сигнал помилки.

Цей сигнал згодом поширюється по мережі в напрямку протилежному напрямку синаптичних зв'язків. Звідси і назва – алгоритм зворотного поширення помилки. Синаптичні ваги налаштовуються з метою максимального наближення вихідного сигналу мережі до бажаного.

Метою навчання мережі алгоритмом зворотного поширення помилки є таке підстроювання її ваг, щоб деяка множина входів призводила до необхідної множини виходів. Ці множини входів та виходів називаються *векторами*.

Під час навчання передбачається, що для кожного вхідного вектора існує парний йому цільовий вектор, що задає необхідний вихід. Разом вони називаються *навчальною парою*. Мережа навчається на багатьох парах.

Алгоритм зворотного поширення помилки такий:

Крок 1. Ініціалізувати синаптичні ваги невеликими випадковими значеннями.

Крок 2. Вибрати чергову навчальну пару з навчальної множини.

Крок 3. Подати вхідний вектор на вхід мережі.

Крок 4. Обчислити вихід мережі.

Крок 5. Обчислити різницю між виходом мережі та цільовим вектором навчальної пари.

Крок 6. Підкоректувати ваги мережі для мінімізації помилки.

Крок 7. Повторювати кроки з 2 по 5 для кожного вектора навчальної множини доти, поки помилка на всій множині не досягне прийнятного рівня.

*Практичне застосування нейронних мереж для вирішення задач апроксимації та класифікації*

Застосування нейромережових технологій доцільно під час вирішення задач, що мають такі ознаки:

– відсутність алгоритмів розв'язання задач при наявності досить великого числа прикладів;

– наявність великого обсягу вхідної інформації, що характеризує досліджувану проблему;

– зашумленість, часткова суперечливість, неповнота або надмірність вихідних даних.

Нейромережові технології знайшли широке застосування в таких напрямках, як розпізнавання друкованого тексту, контроль якості продукції на виробництві, медичні та військові додатки, управління та оптимізація, фінансовий аналіз, прогнозування та інших.

Слід пам'ятати про те, що застосування нейромережових технологій не завжди можливо і пов'язане з певними проблемами та недоліками:

– необхідно як мінімум 50, а краще 100 спостережень для створення прийнятної моделі. Це досить велике число даних і вони не завжди доступні. При дефіциті інформації моделі мережі будують в умовах неповних даних, а потім проводять їх послідовне уточнення;

– побудова нейронних мереж вимагає значних витрат праці і часу для отримання задовільної моделі. Необхідно враховувати, що надмірно висока точність, отримана на навчальній вибірці, може обернутися нестійкістю результатів на тестовій вибірці – в цьому випадку відбувається «перенавчання» мережі.

Чим краще система адаптована до конкретних умов, тим менше вона здатна до узагальнення та екстраполяції і тим швидше може виявитися непрацездатною при зміні цих умов. Розширення обсягу навчальної вибірки дозволяє домогтися більшої стійкості, але за рахунок збільшення часу навчання;

– під час навчання нейронних мереж можуть виникати «пастки», пов'язані з попаданням у локальні мінімуми. Детермінований алгоритм навчання не в силах виявити глобальний екстремум або покинути локальний мінімум.

Одним із прийомів, який дозволяє обходити пастки, є розширення розмірності простору ваг за рахунок збільшення числа нейронів прихованих шарів. Деякі можливості для вирішення цієї проблеми відкривають стохастичні методи навчання.

Під час модифікації ваг мережі тільки на основі інформації про направлення вектора градієнта цільової функції в просторі ваг можна досягти локального мінімуму, але неможливо вийти з нього, оскільки в точці екстремуму «рушійна сила» (градієнт) перетворюється в нуль і причина руху зникає. Щоб залишити локальний екстремум і перейти до пошуку глобального, потрібно створити додаткову силу, яка буде залежати не від градієнта цільової функції, а від якихось інших факторів. Один з найпростіших методів полягає в тому, щоб просто створити випадкову силу і додати її до детермінованої;

– сигмоїдальний характер передавальної функції нейрона є причиною того, що якщо в процесі навчання кілька вагових коефіцієнтів стали занадто великими, то нейрон потрапляє на горизонтальну ділянку функції в область насичення. При цьому зміни інших ваг, навіть досить великі, практично не позначаються на величині вихідного сигналу такого нейрона, а значить, і на величині цільової функції;

– невдалий вибір діапазону вхідних змінних – елементарна помилка. Якщо  $x_i$  – змінна зі значеннями 0 та 1, то приблизно в половині випадків вона матиме нульове значення:  $x_i = 0$ .

Оскільки  $x_i$  входить у вираз для модифікації ваги у вигляді співмножника, то ефект буде той же, що і при насиченні: модифікація відповідних ваг буде блокована. Правильний діапазон для вхідних змінних повинен бути симетричним, наприклад, від +1 до -1 [3];

– процес вирішення завдань нейронною мережею є «непрозорим» для користувача, що може викликати з його боку недовіру до прогнозуючих здібностей мережі;

– здатність мережі істотно знижується, якщо надходять на вхід факти (дані), що мають значні відмінності від прикладів, на яких навчалася мережа. Цей недолік яскраво проявляється під час вирішення задач економічного прогнозування;

– відсутні теоретично-обґрунтовані правила конструювання та ефективного навчання нейронних мереж. Цей недолік призводить, зокрема, до втрати нейронними мережами здатності узагальнювати дані предметної області в станах перенавчання (перетренування).

Представимо деякі проблеми, що розв'язуються в контексті нейромодельовання, які представляють інтерес для вчених і інженерів.

*Класифікація образів.* Завдання полягає у визначенні належності вхідного образу (мовного сигналу чи рукописного символу), представленого вектором ознак, одному чи декільком попередньо визначеним класам. До відомих застосувань відносяться розпізнавання букв, розпізнавання мови, класифікація сигналу електрокардіограми, класифікація кліток крові.

*Кластеризація/категоризація.* Під час вирішення задачі кластеризації, що відома також як класифікація образів «без учителя», навчальна множина з визначеними класами відсутня. Відомі випадки застосування кластеризації для видобутку знань, стиснення даних та дослідження властивостей даних.

*Апроксимація функцій.* Припустимо, що є навчальна вибірка, яка генерується невідомою функцією  $F$ , спотвореною шумом. Задача апроксимації полягає в знаходженні невідомої функції  $F$ . Апроксимація функцій необхідна під час вирішення численних інженерних та наукових задач моделювання.

*Передбачення / прогноз.* Передбачення та прогноз мають значний вплив на прийняття рішень у бізнесі, науці й техніці (передбачення цін на фондовій біржі, прогноз погоди).

*Оптимізація.* Численні проблеми в математиці, статистиці, техніці, науці, медицині та економіці можуть розглядатися як проблеми оптимізації. Задачею алгоритму оптимізації є знаходження такого рішення, що задовольняє системі обмежень та максимізує чи мінімізує цільову функцію.

Але, незважаючи на переваги нейронних мереж в окремих галузях над традиційними обчисленнями, існуючі нейромережі є не досконалими рішеннями. Вони навчаються та можуть робити «помилки». Окрім того, не можна гарантувати, що розроблена мережа є оптимальною мережею, застосування нейромереж вимагає від розробника виконання ряду певних умов.

## **3 ОСОБЛИВОСТІ СТВОРЕННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ ГЕОІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ**

### **3.1 Інтелектуальні інформаційно-пошукові системи та інтелектуальні системи з нечіткою логікою**

*Мета вивчення теми* – засвоєння принципів та особливостей інтелектуальних інформаційно-пошукових систем та інтелектуальних систем з нечіткою логікою.

#### **План**

1. Архітектура сучасних інформаційно-пошукових систем.
2. Інформаційні ресурси та їх подання.
3. Інформаційно-пошукові мови системи.
4. Поняття чітких і нечітких об'єктів: множин, чисел і відношень.
5. Нечіткі множини.
6. Функції належності.
7. Операції над нечіткими множинами.
8. Операції фаззифікації і дефаззифікації.
9. Нечіткі числа, операції над нечіткими числами.
10. Нечіткі відношення.
11. Нечітке виведення.
12. Системи нечіткого виведення на основі алгоритму Мамдані.
13. Системи нечіткого виведення на основі алгоритму Сугено.

#### *Архітектура сучасних інформаційно-пошукових систем*

Пошук інформації – завдання, яке людство вирішує вже багато століть, у міру зростання обсягу інформаційних ресурсів, потенційно доступних одній людині, було розроблено більш досконалі пошукові засоби і прийоми, що дозволяють знайти необхідний документ.

Автоматизована пошукова система – система, що складається з персоналу та комплексу засобів автоматизації його діяльності, що реалізує інформаційну технологію виконання встановлених функцій [2].

Інформаційно-пошукова система – це система, що забезпечує пошук і відбір необхідних даних у спеціальній базі з описами джерел інформації на основі інформаційно-пошукової мови і відповідних правил пошуку [2].



Регіональні інформаційно-пошукові системи описують інформаційні ресурси певного регіону, наприклад, українськомовні сторінки в Інтернеті.

Глобальні пошукові системи на відміну від локальних прагнуть досягнути неосяжне – по можливості найбільш повно описати ресурси всього інформаційного простору мережі Інтернет.

В інформаційно-пошукових системах існує клієнтська обчислювальна машина під керівництвом операційної системи Windows і є веб-сервер під керівництвом операційної системи UNIX. Презентаційний шар передає запити до пошуковому механізму у разі виклику послуги пошуку чи відображає наповнення сайту. Працюючи адміністратором, презентаційний шар може передавати запити на ініціалізацію механізму індексації нового контенту, який не індексовано, поки текст не індексований, пошук за допомогою пошукової машини неможливий.

#### *Інформаційні ресурси та їх подання*

Сучасні інформаційно-пошукові системи характерні для так званої інформаційної індустрії – новітньої галузі економіки та соціальної сфери, зайнятою обробкою, систематизацією, накопиченням та розповсюдженням інформації. Бурхливий розвиток інформаційно-пошукових систем пов'язаний з успіхами інформатики.

Предметами запиту в інформаційно-пошукових системах можуть бути бібліографічні дані, управлінська та фактографічна інформація, експертні оцінки, ретроспективний досвід, результати дослідження моделей, що обумовлює велику різноманітність типів інформаційно-пошукових систем.

Інформаційно-пошукові системи розрізняються своїми цілями, обсягом відомостей, видами інформації, способами доведення її до споживача [3]. Поряд з локальними інформаційно-пошуковими системами, що діють у рамках однієї установи, існують національні та інтернаціональні центри інформаційного обслуговування.

Масове виробництво персональних електронно-обчислювальних машин, розвиток засобів комунікацій, можливість об'єднання електронно-обчислювальних машин в інформаційні мережі та звернення зі свого робочого місця до відомостей, які у пам'яті інших електронно-обчислювальних машин, істотно розширили діапазон застосування інформації, широту та глибину її пошуку. Якісно новий етап розвитку інформаційно-пошукових систем пов'язаний з формуванням баз даних на машинних носіях. Такі бази даних дозволяють звертатися до них дистанційно, одночасно по багатьом запитам, отримуючи результати пошуку оперативно та в зручному вигляді [6].

### *Інформаційно-пошукові мови системи*

Метою будь-якої інформаційно-пошукової системи є надання користувачеві можливості пошуку інформації за відомими даними, або необхідною йому тематикою, вираженою спеціальними запитами. Процес складання запиту допускає багатоваріантність. Крім того, процедура пошуку має чітко визначену етапність: від визначення інформаційної потреби та засобів пошуку до аналізу результатів та вибору пертинентних (відповідних запиту користувача) об'єктів. На першому етапі визначається мета пошуку, його стратегія та засоби проведення (каталоги, бази даних). Наступна, оперативна частина пошукової процедури – це багатоваріантність підходів та рішень під час формалізації запитів у процесі їх відпрацювання. Подальший етап – робота з документами, отриманими у списку релевантних. Від вірного вибору переліку документів-першоджерел залежить результат роботи всіх трьох етапів пошукової процедури.

У процесі пошуку необхідних документів орієнтування не на повні їх тексти, а на дані, що дозволяють отримати уявлення про їх зміст: перелік бібліографічних даних, класифікаційні індекси, тематичні рубрики.

При переході від документа до його скороченого опису з метою використання для подальшого пошуку, перекладається зміст документа на інформаційно-пошукову мову, тобто здійснюється процес індексування інформації. Правила індексування добре погоджені між собою та забезпечують тісний взаємозв'язок багатьох технологічних і лінгвістичних рішень, прийнятих під час побудови та використання основних елементів системи.

Опис змісту документа за допомогою інформаційно-пошукової мови – це пошуковий образ документа (ПОД), а опис змісту запиту – пошуковий образ запиту (ПОЗ). Саме від вміння правильно їх подати багато в чому залежить якість роботи всієї інформаційно-пошукової системи, тому під час розробки автоматизованих інформаційно-пошукових систем велику увагу необхідно приділяти вибору інформаційно-пошукових мов.

*Інформаційно-пошукова мова* – формалізована мова, призначена для характеристики даних чи змісту документів з метою забезпечення їх зберігання та пошуку.

До інформаційно-пошукової мови ставиться цілий ряд вимог:

– мова повинна мати достатній набір лексико-граматичних засобів для точного вираження центральних тем або змісту будь-якого тексту (документа) та теми довільного інформаційного запиту;

– мова має бути однозначною, тобто кожний запис нею повинен мати лише одне семантичне тлумачення;

– мова має бути зручною для порівняння та повного чи часткового порівняння ПОД і ПОЗ;

– мова має бути компактною, мати невелику вартість та бути відкритою для можливого розширення та внесення змін.

Жодна з природних мов не може бути використана як інформаційно-пошукова мова через недостатню структурування, велику кількість граматичних винятків, неоднозначність та надлишковість природної мови.

В інформаційно-пошуковій мові не допускається наявність характерних для природної мови синонімів та омонімів, оскільки вони спричиняють семантичну неоднозначність мови.

*Інформаційно-пошукова мова* – це штучно створена мова, призначена для вираження основного змісту документа.

Інформаційно-пошукова мова є основним елементом логіко-семантичного апарату інформаційно-пошукової системи, від якості якого залежить ефективність інформаційного пошуку;

– мова будується на основі звичайної мови.

Необхідність створення штучної мови для вираження основного змісту документів, запитів та фактів з метою їх пошуку обумовлюється тим, що звичайна мова має ряд властивостей, які перешкоджають її використанню для записів та пошуку інформації.

Основні вимоги до інформаційно-пошукової мови:

– однозначність (кожен запис має лише один зміст, одне тлумачення, а будь-яке поняття одержує єдиний запис);

– достатня семантична сила (здатність відобразити з необхідною повнотою та точністю зміст документів і запитів);

– відкритість (забезпечення можливості коректувати мову).

Основними елементами інформаційно-пошукової мови є:

– алфавіт;

– лексика;

– граматики;

– парадигматичні (базові) відношення;

– правила побудови індексів та їх ідентифікація.

*Алфавітом* називається система графічних знаків, що використовуються для фіксації слів та словосполучень мови.

Лексика мови – це сукупність слів, що використовуються в ній.

*Грамматика* – це сукупність діючих засобів та правил побудови висловлювань засобами цієї мови.

Відношення між словами, що не залежать від контексту, в якому вони використовуються, породжені не мовними, а логічними зв'язками, називаються *парадигматичними відношеннями*.

*Правила побудови індексів* залежать від змісту і методології розрахунку досліджуваних статистичних показників, наявної вихідної інформації, цілей та завдань дослідження.

*Поняття чітких і нечітких об'єктів: множин, чисел і відношень. Нечіткі множини. Функції належності*

Під час розробки інтелектуальних систем знання про конкретну предметну область, для якої створюється система, рідко бувають повними й абсолютно достовірними.

Поряд із кількісними характеристиками в базах знань інтелектуальних систем повинні зберігатися якісні показники, евристичні правила та інше.

Під час обробки знань із застосуванням механізмів формальної логіки виникає протиріччя між нечіткими знаннями і чіткими методами логічного виведення. Розв'язати це протиріччя можна шляхом подолання нечіткості знань або використанням спеціальних методів подання та обробки нечітких знань.

Теорія нечітких множин (fuzzy sets theory) бере свій початок з 1965 року, коли професор Лотфі Заде з університету Берклі в США опублікував наукову роботу «Fuzzy Sets» у журналі «Information and Control». Прикметник «fuzzy» – нечіткий, розмитий, введено в назву нової теорії з метою відокремлення її від традиційної чіткої математики та аристотелевої логіки, що оперують з чіткими поняттями: «належить – не належить», «істина – хибність».

Нехай  $E$  – універсальна множина,  $x$  – елемент  $E$ , а  $R$  – деяка властивість.

*Звичайна (чітка) підмножина*  $A$  універсальної множини  $E$ , елементи якого задовольняють властивості  $R$ , визначається як множина впорядкованих пар:

$$A = \{\mu_A(x) / x\}, \quad (3.1)$$

де  $\mu_A(x)$  – характеристична функція, що приймає значення 1, якщо  $x$  задовольняє властивості  $R$  і 0 – в іншому випадку.

*Нечітка підмножина* відрізняється від звичайної тим, що для елементів  $x$  з  $E$  немає однозначної відповіді «так» або «ні» щодо властивості  $R$ , у зв'язку з цим, нечітка підмножина  $A^*$  універсальної множини  $E$  визначається як множина впорядкованих пар:

$$A^* = \{\mu A(x) / x\}, \quad (3.2)$$

де  $\mu A(x)$  – функція належності, що приймає значення в деякій цілком упорядкованій множині  $M$  (наприклад,  $M = [0,1]$ ).

Функція належності вказує ступінь належності елемента  $x$  нечіткій підмножині  $A^*$ .

Множину  $M$  називають *множиною належностей*. Якщо  $M = \{0, 1\}$ , то нечітка підмножина може розглядатися як чітка множина.

Існують *прямі методи* побудови функцій належності нечітких множин, коли експерт або просто задає для кожного  $x \in E$  значення  $\mu A(x)$ , або визначає функцію належності. Як правило, прямі методи завдання функції належності використовуються для вимірних понять: швидкість, година, відстань, тиск, температура, тобто коли виділяються полярні значення.

У багатьох задачах для характеристики об'єкта можна виділити набір ознак та для кожного з них визначити полярні значення, що відповідають значенням функції належності 0 чи 1.

*Непрямі методи* визначення значень функції належності використовуються у випадках відсутності елементарних вимірних властивостей, за допомогою яких визначається потрібна нечітка множина.

*Нечітке число* - це нечітка підмножина універсальної множини дійсних чисел, що має нормальну функцію належності, тобто таку, що:

- існує таке значення носія, в якому функція належності дорівнює одиниці;
- при відступанні від свого максимуму вліво або вправо функція належності спадає.

*Нечітка змінна* – це теж саме, що і нечітке число, тільки з додаванням імені, яким формалізується поняття, що описується цим числом. Зручніше задавати значення змінної не числами, а словами.

*Лінгвістична змінна* – це множина нечітких змінних, вона використовується для того, щоб дати словесний опис деякому нечіткому числу, отриманому в результаті деяких операцій.

*Терм-множина* – це множина всіх можливих значень лінгвістичної змінної.

*Терм* – будь-який елемент терм-множини. У теорії нечітких множин терм формалізується нечіткою множиною за допомогою функції належності.

Наприклад, змінна «кривизна рельєфу» може набувати значень «мала», «середня», «висока» і «дуже висока». У цьому випадку лінгвістичною змінною є «кривизна рельєфу», термами – лінгвістичні оцінки «мала», «середня», «висока» і «дуже висока», які і складають терм-множину.

Носієм *нечіткого відношення*  $R$  називається звичайна множина впорядкованих пар  $(x, y)$ , для яких функція належності позитивна:

$$S(R) = \{(x, y) : \mu_R(x, y) > 0\}. \quad (3.3)$$

Нечітке відношення має дане нечітке відношення або міститься в ньому.

*Операції над нечіткими множинами*

Існують такі основні операції над нечіткими множинами:

– об'єднання (рис. 3.1);

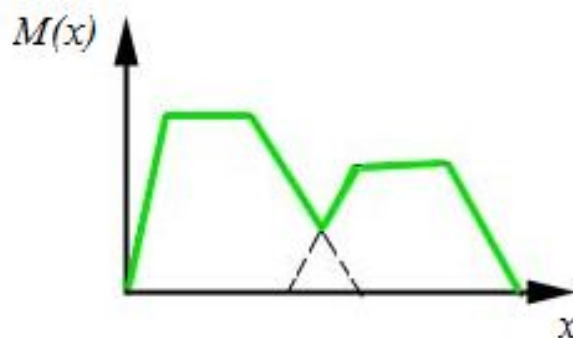


Рисунок 3.1 – Об'єднання нечітких множин

– перетин (рис. 3.2);

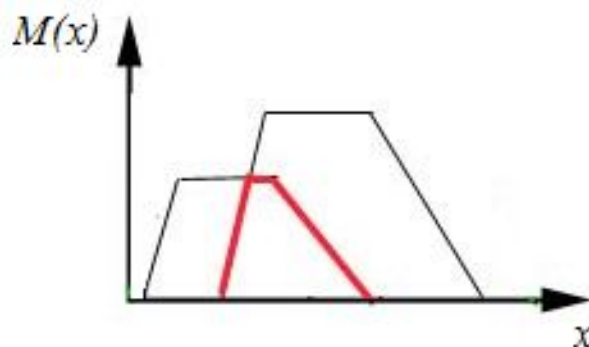


Рисунок 3.2 – Перетин нечітких множин

– доповнення (рис. 3.3);

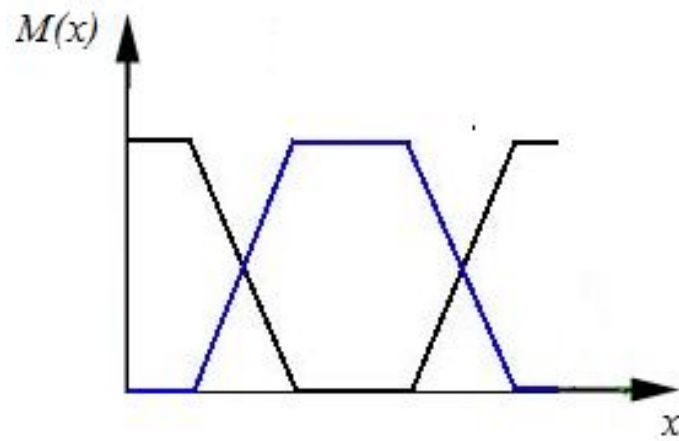


Рисунок 3.3 – Доповнення нечітких множин

– концентрація (рис. 3.4);

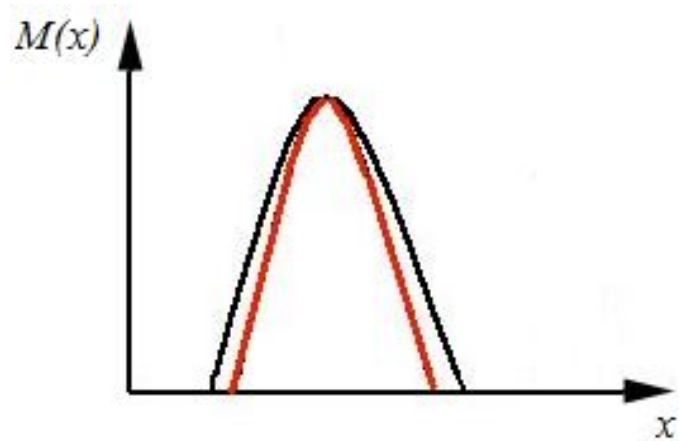


Рисунок 3.4 – Концентрація нечітких множин

– розмивання (рис. 3.5).

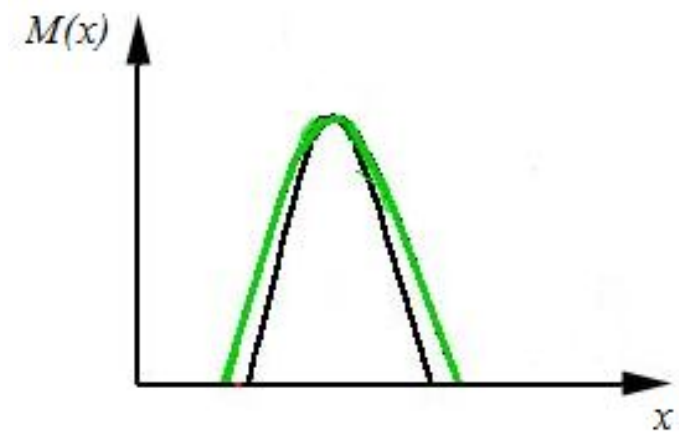


Рисунок 3.5 – Розмивання нечітких множин

### *Операції фаззифікації і дефаззифікації*

*Фаззифікація* – зіставлення множини значень  $x$  з її функцією належності  $M(x)$ , тобто переведення значень  $x$  в нечіткий формат.

*Дефаззифікація* – процес, зворотний до фаззифікації.

Усі системи з нечіткою логікою функціонують за одним принципом: показання вимірювальних приладів фаззифікуються (переводяться в нечіткий формат), обробляються, дефаззифікуються (переводяться в чіткий формат).

Структура мікроконтролера, що використовує нечітку логіку, містить такі складові:

- блок фаззифікації;
- базу знань;
- блок рішень;
- блок дефаззифікації.

*Блок фаззифікації* перетворює чіткі величини, які виміряні на виході об'єкта управління, у нечіткі величини, що описані лінгвістичними змінними в базі знань.

*Блок рішень* використовує нечіткі умовні (if – then) правила, що закладено в базу знань, для перетворення нечітких вхідних даних, які мають також нечіткий характер.

*Блок дефаззифікації* перетворює нечіткі дані з виходу блоку рішень в чіткі величини, які використовуються для управління об'єктом.

### *Нечіткі числа, операції над нечіткими числами*

*Нечітким числом* називається нечітка величина, функція належності якої є опуклою та унімодальною. Формально нечітке число можна розглядати як нечітку множину, задану на множині дійсних чисел, що володіє деякими додатковими властивостями. Нечіткі числа широко використовуються в повсякденному житті: «приблизно три», «приблизно двадцять п'ять».

Основні арифметичні операції над нечіткими числами  $A_1, A_2 \subseteq R$  визначаються таким чином:

- додавання двох нечітких чисел  $A_1$  та  $A_2$  позначається:

$$A_1 + A_2 \stackrel{def}{=} B, \quad (3.4)$$

причому функція належності суми (3.4) задається у вигляді:

$$\mu_B(y) = \sup_{x_1, x_2; y=x_1+x_2} \min\{\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2)\}; \quad (3.5)$$



– віднімання двох нечітких чисел  $A_1$  та  $A_2$  позначається:

$$A_1 - A_2 \stackrel{def}{=} B, \quad (3.6)$$

причому функція належності різниці (3.6) задається у вигляді:

$$\mu_B(y) = \sup_{x_1, x_2; y=x_1-x_2} \min\{\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2)\}; \quad (3.7)$$

– добуток двох нечітких чисел  $A_1$  та  $A_2$  позначається:

$$A_1 \cdot A_2 \stackrel{def}{=} B, \quad (3.8)$$

причому функція належності добутку (3.8) задається у вигляді:

$$\mu_B(y) = \sup_{x_1, x_2; y=x_1 \cdot x_2} \min\{\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2)\}; \quad (3.9)$$

– ділення двох нечітких чисел  $A_1$  та  $A_2$  позначається:

$$A_1 : A_2 \stackrel{def}{=} B, \quad (3.10)$$

причому функція належності ділення (3.10) задається у вигляді:

$$\mu_B(y) = \sup_{x_1, x_2; y=x_1 : x_2} \min\{\mu_{A_1}(x_1), \mu_{A_2}(x_2)\}. \quad (3.11)$$

### *Нечіткі відношення*

*Нечітким ( $k$ -арним) відношенням*, яке задане на універсумах  $X_1, \dots, X_k$ , називається деяка нечітка підмножина  $Q = \{ \langle x_1, \dots, x_k \rangle; \mu_Q(\langle x_1, \dots, x_k \rangle) \}$  декартового добутку цих універсумів, де  $\langle x_1, \dots, x_k \rangle$  – кортеж з  $k$  елементів  $x_1 \in X_1, \dots, x_k \in X_k$ ,  $\mu_Q(\langle x_1, \dots, x_k \rangle)$  – функція належності нечіткого відношення, яка визначається як відображення:

$$\mu_Q : X_1 \times \dots \times X_k \rightarrow [0, 1]. \quad (3.12)$$

Функція належності нечіткого відношення зображує рівень виконання відношення  $Q$  між елементами  $\langle x_1, \dots, x_k \rangle$ , де  $x_1 \in X_1, \dots, x_k \in X_k$ .

У випадку  $k = 2$  нечітке відношення  $Q$  називається *бінарним*. Бінарне нечітке відношення  $Q$  задається на базисних множинах  $X_1, X_2$ .

Зворотним до бінарного нечіткого відношення  $Q$ , яке задане на декартовому добутку  $X_1 \times X_2$ , називається бінарне нечітке відношення  $Q^{-1}$ , задане на  $X_2 \times X_1$ , функція належності якого визначається за формулою:

$$x_1 \in X_1, x_2 \in X_2 : \mu_{Q^{-1}}(x_2, x_1) = \mu_Q(x_1, x_2). \quad (3.13)$$

Бінарне нечітке відношення, задане на базисній множині (універсумі)  $X$ , визначається як нечітке відношення  $Q = \{ \langle x_1, x_2 \rangle ; \mu_Q(\langle x_1, x_2 \rangle) \}$ , де  $\langle x_1, x_2 \rangle$  – кортеж з двох елементів  $x_1, x_2 \in X$ ,  $\mu_Q(\langle x_1, x_2 \rangle)$  – функція належності даного нечіткого відношення, яка визначається як відображення  $\mu_Q : X \times X \rightarrow [0, 1]$ .

#### *Нечітке виведення*

Механізм нечіткого виведення в своїй основі має *базу знань*, що формується фахівцями предметної області у вигляді сукупності нечітких предикативних правил вигляду:

$$\begin{aligned} \text{П}_1: & \text{якщо } x \in A_1, \text{ тоді } y \in B_1, \\ \text{П}_2: & \text{якщо } x \in A_2, \text{ тоді } y \in B_2, \\ & \dots \\ \text{П}_n: & \text{якщо } x \in A_n, \text{ тоді } y \in B_n, \end{aligned} \quad (3.14)$$

де  $x$  – вхідна змінна;

$y$  – змінна виведення;

$A$  та  $B$  – функції належності, визначені відповідно на  $x$  та  $y$ .

Обчислене значення істинності для передумов кожного правила застосовується до виведення кожного правила. Це призводить до однієї нечіткої підмножини, яка буде призначена кожній змінній виведення для кожного правила. Як правила логічного виведення, зазвичай, використовуються лише операції  $\min$  (мінімум) або  $\text{prod}$  (множення).

У логічному виведенні «мінімуму» функція належності виведення «відсікається» по висоті, відповідній обчисленій мірі істинності передумови правила (нечітка логіка «ТА»).

У логічному виведенні «множення» функція належності виведення масштабується за допомогою обчисленої міри істинності передумови правила.

Виділяють три основних *типи систем нечіткого виведення*:

– вихідне значення знаходиться як зважене середнє результатів виконання кожного правила, для кожного з яких дефаззифікація проводиться окремо. Для таких систем вихідні функції належності повинні бути монотонно-неспадаючими;

– вихідне нечітке значення – це результат об'єднання нечіткого виведення кожного правила. Кожне нечітке виведення зважено за допомогою ваг спрацьовування правил. Чітке вихідне значення знаходиться в результаті дефаззифікації об'єданого нечіткого виведення;

– система, побудована на правилах типа Сугено. Вихідне значення є лінійною комбінацією вхідних значень та деякого постійного значення, загальне виведення є середнім зваженим всіх правил.

*Системи нечіткого виведення на основі алгоритму Мамдані. Системи нечіткого виведення на основі алгоритму Сугено*

Розглянемо найбільш часто використовувані модифікації алгоритму нечіткого виведення, вважаючи, для простоти, що базу знань організують два нечітких правила вигляду:

$P_1$ : якщо  $x \in A_1$  і  $y \in B_1$ , то  $z \in C_1$ ;

$P_2$ : якщо  $x \in A_2$  і  $y \in B_2$ , то  $z \in C_2$ ,

де  $x, y$  – імена вхідних змінних;

$z$  – ім'я змінної виведення;

$A_1, B_1, C_1, A_2, B_2, C_2$  – задані функції належності, при цьому чітке значення  $z_0$  необхідно визначити на основі наведеної інформації та чітких значень  $x_0$  і  $y_0$ .

*Алгоритм Мамдані.* Даний алгоритм математично може бути описаний таким чином:

– нечіткість: знаходяться міри істинності для передумов кожного правила:  $A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(y_0), B_2(y_0)$ ;

– нечітке виведення: знаходяться рівні «відсікання» для передумов кожного з правил (з використанням операції «мінімум»):

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= A_1(x_0) \wedge B_1(y_0), \\ \alpha_2 &= A_2(x_0) \wedge B_2(y_0),\end{aligned}\tag{3.15}$$

де через « $\wedge$ » позначена операція логічного мінімуму ( $\min$ ), потім знаходяться «усічені» функції належності (3.16).

$$\begin{aligned} C'_1(z) &= (\alpha_1 \wedge C_1(z)), \\ C'_2(z) &= (\alpha_2 \wedge C_2(z)); \end{aligned} \quad (3.16)$$

– композиція: з використанням операції «максимум» (max, позначається як « $\vee$ ») виконується об'єднання знайдених усічених функцій, що призводить до отримання підсумкової нечіткої підмножини для змінної виведення з функцією належності:

$$\mu_{\Sigma}(z) = C(z) = C'_1(z) \vee C'_2(z) = (\alpha_1 \wedge C_1(z)) \vee (\alpha_2 \wedge C_2(z)); \quad (3.17)$$

– приведення до чіткості (для знаходження  $z_0$ ) проводиться, наприклад, методом центру тяжіння (центроїдним).

*Алгоритм Сугено.* Сугено використовував набір правил у такій формі:

$$\begin{aligned} \Pi_1: & \text{якщо } x \in A_1 \text{ і } y \in B_1, \text{ то } z_1 = a_1 x + b_1 y; \\ \Pi_2: & \text{якщо } x \in A_2 \text{ і } y \in B_2, \text{ то } z_2 = a_2 x + b_2 y. \end{aligned}$$

Даний алгоритм математично може бути описаний таким чином:

– нечіткість: знаходяться міри істинності для передумов кожного правила:  $A_1(x_0), A_2(x_0), B_1(y_0), B_2(y_0)$ ;

– нечітке виведення: знаходяться рівні «відсікання» для передумов кожного з правил (з використанням операції «мінімум») відповідно до (3.15) та індивідуальні виходи правил:

$$\begin{aligned} z_1^* &= \alpha_1 x_0 + b_1 y_0, \\ z_2^* &= \alpha_2 x_0 + b_2 y_0; \end{aligned} \quad (3.18)$$

– визначається чітке значення змінної виведення:

$$z_0 = \frac{\alpha_1 z_1^* + \alpha_2 z_2^*}{\alpha_1 + \alpha_2}. \quad (3.19)$$

Сьогодні активними споживачами нечіткої логіки є банкіри та фінансисти, а також фахівці в області політичного та економічного аналізу, задачі яких вимагають щоденного прийняття правильних рішень у складних умовах непередбаченого ринку.

### 3.2 Основи створення інтелектуальних геоінформаційних систем

*Мета вивчення теми* – засвоєння принципів застосування штучного інтелекту в розробці інтелектуальних геоінформаційних систем.

#### План

1. Поняття інтелектуальної геоінформаційної системи, основні властивості.
2. Ознаки інтелектуальності геоінформаційної системи.
3. Класифікація інтелектуальних геоінформаційних систем.
4. Застосування штучного інтелекту в розробці інтелектуальних геоінформаційних систем.

*Поняття інтелектуальної геоінформаційної системи, основні властивості*

*Інтелектуальні геоінформаційні системи* – природний результат розвитку звичайних інтелектуальних інформаційних систем, що зосередили в собі найбільш наукомісткі технології з високим рівнем автоматизації не тільки процесів підготовки інформації для прийняття рішень, але і самих процесів вироблення варіантів рішень, що спираються на отримані інформаційною системою просторові дані.

У процесі управління регіоном або певною територією доводиться оперувати величезними обсягами даних, вирішуючи проблеми вибору стратегії розвитку, раціонального природо- та землекористування [7].

Оскільки просторова інформація найчастіше є вирішальною для забезпечення соціально-економічного розвитку, планування і управління територіями, а геоінформаційні технології забезпечують однаковою просторову уніфікацію такої інформації та її спільне використання, сучасні геоінформаційні системи визнані одним з універсальних інтегрованих інформаційно-технологічних засобів вирішення різноманітних проблем [7].

Усі наведені завдання взаємопов'язані і не можуть вирішуватись окремо, їх реалізація неможлива без ефективної системи управління на територіальному рівні. Інтелектуальна система [7] – система для формування знань засобами штучного інтелекту в умовах невизначеності та неповноти вхідної інформації, що містить чарунок штучного інтелекту та блок постійної пам'яті.

До недоліків інтелектуальної системи даного типу варто віднести відсутність зворотного зв'язку та функції підтримки управління робочим процесом.

Можливість інтелектуальних геоінформаційних систем працювати зі слабо структурованими просторовими даними надає їм такі основні властивості:

– вирішувати завдання, що описані тільки в термінах «м'яких» моделей, коли залежності між основними показниками не є цілком певними або навіть невідомими в межах деякого класу;

– здатність до роботи з просторовими, невизначеними або динамічними даними, що змінюються в процесі обробки, дозволяє використовувати інтелектуальні геоінформаційні системи в умовах, коли методи обробки даних можуть змінюватися та уточнюватися в міру надходження нових даних;

– здатність до розвитку системи та вилучення знань з накопиченого досвіду конкретних ситуацій збільшує мобільність і гнучкість системи, дозволяючи їй швидко освоювати нові сфери застосування.

Завдяки наявності засобів природно-мовного інтерфейсу з'являється можливість безпосереднього застосування інтелектуальних геоінформаційних систем користувачами, які не володіють мовами програмування, як засобів підтримки процесів аналізу, оцінки та прийняття рішень.

Інтелектуальні геоінформаційні системи застосовуються для аналізу, стратегічного планування, оцінки можливих ризиків та формування пропозицій щодо досліджуваної предметної області.

#### *Ознаки інтелектуальності геоінформаційної системи*

Організація проектування та створення інтелектуальної геоінформаційної системи, а також забезпечення процесу її функціонування та управління нею, поряд з візуальним поданням просторових даних, надали можливість вирішити проблеми обґрунтованості, ефективності та своєчасності прийняття рішень.

Актуальним є візуальне подання результатів просторового моделювання за допомогою використання інтелектуальних геоінформаційних систем.

Технологічно інтелектуалізація геоінформаційних систем реалізована шляхом інтеграції до її складу методів та засобів штучного інтелекту.

Центральною частиною інтелектуальної геоінформаційної системи є база знань, що включає онтологію, яка є «каркасом» для подання концепцій та зв'язків між ними в предметній області додатків, інша частина бази знань заснована на базі об'єктів – сховища примірників абстракцій реальних об'єктів предметної області.

Універсальна інтелектуальна геоінформаційна система забезпечує регулярну базу знань різних онтологій та баз просторових об'єктів і, таким чином, налаштовується на різні предметні області.

Важливим компонентом інтелектуальної геоінформаційної системи є експертна система або машина логічного виведення, вона орієнтована на правила системи, призначеної для обробки знань, що зберігаються в базі знань. Описи правил можуть зберігатися в базі знань, як описи предметної області.

Експертна система або машина логічного виведення служать для вирішення двох завдань в інтелектуальних геоінформаційних системах.

Перше з них традиційне та полягає у видачі рекомендацій в складних для прийняття рішення ситуаціях. Друге завдання – управління складними режимами моделювання.

Наступна частина інтелектуальної геоінформаційної системи традиційна для геоінформаційних систем – це геоінформаційний інтерфейс – програмний компонент для візуального подання просторових даних у різних географічних цифрових форматах та об'єктів, що зберігаються в базі знань, адаптований до потреб глобальних та регіональних інформаційних центрів. Він об'єднує різні джерела геопросторових даних і програмні компоненти обробки інформації за допомогою традиційних методів.

Розглянуті компоненти, що характерні для інтелектуальних геоінформаційних систем, дозволяють якісно і з необхідною ефективністю вирішити задачу процесу створення, функціонування і модернізації систем.

Для інтелектуальних геоінформаційних систем характерні такі ознаки [2]:

- розвинені комунікативні здібності: можливість обробки довільних запитів у діалозі на мові максимально наближеній до природної (система природно-мовного інтерфейсу);

- спрямованість на вирішення слабоструктурованих, погано формалізованих задач (реалізація м'яких моделей);

- здатність працювати з просторовими, невизначеними та динамічними даними;

- здатність до розвитку системи та вилучення знань з накопиченого досвіду конкретних ситуацій;

- можливість отримання та використання просторової інформації, яка явно не зберігається, а виводиться з наявних в базі просторових даних;

- система має не тільки модель предметної області, а й модель самої себе, що дозволяє їй визначати межі своєї компетентності;

- здатність до аддуктивним висновкам, тобто до висновків за аналогією;

- здатність пояснювати свої дії, невдачі користувача, попереджати користувача про деякі ситуації, що призводять до порушення цілісності просторових даних.

### *Класифікація інтелектуальних геоінформаційних систем*

Інтелектуальні геоінформаційні системи можна класифікувати за різними ознаками:

а) предметна область застосування:

- 1) інтелектуальні геоінформаційні системи з геодезії;
- 2) інтелектуальні геоінформаційні системи з топографії;
- 3) інтелектуальні геоінформаційні системи щодо вирішення проблем управління територією;
- 4) інтелектуальні геоінформаційні системи щодо вирішення проблем моніторингу навколишнього середовища;
- 5) інтелектуальні геоінформаційні системи щодо вирішення проблем у військовій сфері;

б) ступінь автономності від корпоративної геоінформаційної системи або бази просторових даних:

- 1) автономні у вигляді самостійних програмних продуктів з власною базою просторових даних;
- 2) сполучаються з корпоративною;
- 3) повністю інтегровані;

в) за способом та оперативною взаємодією з просторовим об'єктом:

- 1) статичні інтелектуальні геоінформаційні системи;
- 2) динамічні інтелектуальні геоінформаційні системи:
  - інтелектуальні геоінформаційні системи реального часу;
  - інтелектуальні геоінформаційні системи, що дають поради, у контур яких залучений користувач;

г) за адаптивністю:

- 1) ті, яких навчають інтелектуальні геоінформаційні системи, тобто системи параметри та структура яких можуть змінюватися в процесі навчання або самонавчання (нейронні мережі, генетичні алгоритми);
- 2) інтелектуальні геоінформаційні системи, параметри яких змінюються адміністратором бази знань (експертні системи);

д) за моделлю подання знань:

- 1) методи резолюцій обчислення предикатів;
- 2) немонотонність, модальні та тимчасові логіки;
- 3) Марківські та Баєсівські мережі виведення;
- 4) казуальні дерева та теорія віри;
- 5) теорія Демпстера-Шейфера;
- 6) нечіткі системи.



Класифікацію інтелектуальних геоінформаційних систем наведено на рисунку 3.6 [8].



Рисунок 3.6 – Класифікація інтелектуальних геоінформаційних систем

## *Застосування штучного інтелекту в розробці інтелектуальних геоінформаційних систем*

У [7] розглянуто проблему створення системи для дистанційного тренажерного навчання. Поставлене завдання вирішується за рахунок створення інтелектуальної системи тренажерного навчання геодезичним вимірам, яка має імітатор візуальної карти, обчислювальні засоби. Недоліком такої інтелектуальної системи є відсутність підтримки управління процесом.

У [7] також представлена морська транспортна система на основі інтелектуальних геоінформаційних систем, що містить асоціативну інтелектуальну машину. Особливість асоціативної інтелектуальної машини в геоінформаційній системі (між її входами та виходами встановлені однозначні відповідності). Рекурентна мережа із зворотними зв'язками виступає як нейронна мережа машини. У мережі здійснюються керовані зміщення сукупностей одиничних образів залежно від їх станів та забезпечується пріоритетність коротких зв'язків між нейронами. До недоліків даної системи віднесено відсутність можливості відеоінформаційного діалогу між менеджером системи управління та рекомендованими рішеннями геоінформаційної системи і нейронної машини, що виключає функцію оперативного управління та точність результатів.

Усі виконання програмно-апаратного комплексу мають уніфіковану програмну архітектуру, що забезпечує надійність взаємодії всіх складових засобу з джерелами інформації, споживачами інформації, а також між собою по горизонталі та вертикалі управління.

Основними елементами такої архітектури є:

- уніфікований геоінформаційний інтерфейс, що забезпечує вирішення комплексу задач по веденню морської і повітряної обстановки, управління конфігурацією робочого місця, інтеграцію додатків;

- підсистема геоінтелектуальної підтримки, що забезпечує розробку сценаріїв дій об'єктів, класифікацію ситуацій, які складаються в процесі функціонування системи моніторингу морської обстановки та виведення рекомендацій з управління елементами системи;

- сервер об'єктів, що забезпечує доступ до об'єктів предметної області та операції з ними – створення об'єктів на основі метамоделі предметної області, що зберігається в онтології, знищення об'єктів, зміна властивостей об'єктів;

- сервер адміністрування, що забезпечує розподіл ресурсів, управління доступом користувачів, управління налаштуваннями та режимами роботи системи, протоколювання роботи системи;

– комплекс розрахункових моделей, що забезпечують кількісну підтримку рішення функціональних завдань посадовими особами відповідного органу управління;

– сервер картографічної інформації, що забезпечує роботу з картографічною інформацією;

– гідрометеосервер, призначений для автоматичного прийому гідрометеорологічної інформації від різних джерел по автоматизованим каналах зв'язку, її синтаксичного розбору, декодування, зберігання та видачі конкретних параметрів середовища в заданому регіоні за певний проміжок часу за запитом споживачів;

– сервіс електронного документообігу, що забезпечує вирішення завдань документообігу між елементами системи моніторингу різного рівня, геоінформаційними центрами та джерелами інформації, інформаційними центрами та споживачами інформації;

– підсистема онтологій, що представляє докладну формалізовану специфікацію структури глобальної системи моніторингу морської обстановки;

– бази просторових даних, які є джерелами даних для всіх підсистем.

На основі технологій, які властиві інтелектуальним геоінформаційним системам, здійснено формулювання та успішне рішення в глобальній системі моніторингу морської обстановки ряду нових прикладних задач підтримки прийняття управлінських рішень:

– автоматизованого контролю за розвитком складних процесів і ситуацій;

– інтерпретації та аналізу результатів розвитку тактичних ситуацій;

– інтелектуальної ідентифікації місця розташування та характеру діяльності просторових об'єктів;

Розширення складу та змісту вирішуваних системою моніторингу на основі інтелектуальних геоінформаційних систем завдань, дозволяє системі моніторингу морської обстановки реалізувати можливість інтелектуальної підтримки діяльності операторів з аналізу та контролю за сукупністю просторових і часових даних, що характеризують поточну та прогнозовану обстановку в контрольованому районі або регіоні та в глобальному масштабі, наприклад, країна в цілому.

Застосування інтелектуальних геоінформаційних систем спільно зі стандартними методами дослідження операцій, динамічного програмування, а також з методами нечіткої логіки для планування при комплексній автоматизації діяльності, приносить принципові вигоди: реально знижуються операційні витрати, підвищується якість управлінських рішень.

Інтелектуальні геоінформаційні системи особливо ефективні під час їх застосування до слабо структурованих завдань, в яких відсутня суворая формалізація, і для вирішення яких застосовуються евристичні процедури, що дозволяють в більшості випадків отримати рішення.

Діапазон застосування інтелектуальних геоінформаційних систем надзвичайно широкий: від моніторингу навколишнього середовища в реальному часі до оцінки наслідків від техногенної катастрофи.

У міру вдосконалення принципів логічного та правдоподібного виведення, що застосовуються в інтелектуальних геоінформаційних системах за рахунок використання нечіткої, модальної, часової логіки, баєсівських мереж виведення, інтелектуальні геоінформаційні системи починають проникати в високоінтелектуальні області, пов'язані з розробкою стратегічних рішень щодо вдосконалення діяльності підприємств. Цьому сприяють більш сучасні алгоритми аналізу та синтезу пропозицій природної мови, що полегшують спілкування користувача із системою.

Включення до складу інтелектуальних геоінформаційних систем класичних економіко-математичних моделей, методів лінійного, квадратичного та динамічного програмування дозволяє поєднувати аналіз просторового об'єкту на основі економічних показників з урахуванням факторів та ризику різних чинників, оцінювати отримані наслідки.

Наявність в складі інтелектуальних геоінформаційних систем об'єктно-орієнтованої бази просторових даних дозволяє однорідними засобами забезпечити зберігання та актуалізацію як фактів, так і знань.

Перевагою описаної системи є завершальний етап роботи, коли блок формує рекомендований сигнал управління (рішення), який надходить у стислому вигляді як відеоматеріали, при цьому в блоці геоінформаційної підтримки прийняття рішень здійснюється вибір остаточного варіанту управління з рейтинговою оцінкою альтернативного варіанту (варіантів) вирішення завдання управління.

Цей вибір здійснюється керівником, експертною групою або експертом у залежності від поточного завдання та стану системи управління: ухвалюються рішення щодо вмісту сигналу управління та часу його відправлення.

Описана інтелектуальна система геоінформаційної підтримки управління територіальними об'єктами дозволить істотно підвищити інтелектуальний рівень управління територіальними об'єктами, точність та достовірність оцінки ситуації, оперативність управління.

Важливими вимогами, що пред'являються до систем, які реалізовані на основі інтелектуальних геоінформаційних системах, є:

- зручний та чіткий доступ до просторових даних та інформації;
- гнучка та швидка модифікація додатків;
- швидка інтеграція нових додатків у працюючу систему;
- підтримка стандартних форматів просторових даних;
- високий ступінь повторного використання вихідного коду та інших інформаційних ресурсів;
- динамічне нарощування функцій систем без додаткового програмування і / або перепрограмування проекту в цілому;
- можливість роботи інтелектуальної геоінформаційної системи як у локальному, так і розподіленому середовищі;
- вироблення рекомендацій та команд управління для осіб, які приймають рішення, у реальному масштабі часу, в тому числі на основі сценарного підходу при моделюванні ситуацій.

Використання інтелектуальних геоінформаційних систем дозволяє успішно вирішувати проблему необхідного ступеня інтеграції просторово-часових даних, а також забезпечує можливість формування процедур, правил управління та контролю просторових процесів різних масштабів (район, регіон), у різних середовищах: морському (підводному та надводному), наземному, повітряному та космічному в реальному масштабі часу.

Проаналізувавши переваги і недоліки відомих інтелектуальних геоінформаційних систем, варто зазначити, що інтелектуальна система геоінформаційної підтримки управління територіальними об'єктами, яка б поєднувала в собі всі ключові переваги вищеперерахованих інтелектуальних геоінформаційних систем забезпечила б підвищення таких характеристик систем управління територіальними об'єктами, як підвищення рівня автоматизації і комп'ютеризації, оперативності, точності, достовірності, самоконтролю та швидкодії елементів системи.

## СПИСОК РЕКОМЕНДОВАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Шипулін В. Д. Основні принципи геоінформаційних систем / В. Д. Шипулін. – Харків : ХНАМГ, 2012. – 312 с.
2. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта / Л. Рутковский. – М. : Горячая Линия – Телеком, 2010. – 520 с.
3. Болотова Л. С. Системы искусственного интеллекта: модели и технологии, основанные на знаниях / Л. С. Болотова. – М. : «Финансы и статистика», 2012. – 664 с.
4. Гаврилова Т. А. Базы знания интеллектуальных систем: учебник / Т. А. Гаврилова, В. Ф. Хорошевский. – СПб : ПИТЕР, 2001. – 382 с.
5. Творошенко И. С. Структура и функции интеллектуальных средств принятия решений в сложных системах / И. С. Творошенко // Искусственный интеллект. – 2004. – № 4. – С. 462-470.
6. Творошенко И. С. Анализ процессов принятия решений в интеллектуальных системах / И. С. Творошенко // Системы обработки информации. – 2010. – Вып. 2 (83) – С. 248-253.
7. Интеллектуальна система геоінформаційної підтримки управління територіальними об'єктами [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://www.academia.edu/17576730/> – 12.10.2016 р. – Загол. з екрану.
8. Макаренко С. И. Интеллектуальные информационные системы: учеб. пособие / С. И. Макаренко. – Ставрополь : СФ МГГУ им. М. А. Шолохова, 2009. – 206 с.

*Навчальне видання*

**ТВОРОШЕНКО** Ірина Сергіївна

**КОНСПЕКТ ЛЕКЦІЙ**

з дисципліни

**«ІНТЕЛЕКТУАЛЬНІ ГЕОІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ»**

*(для студентів I курсу денної форми навчання  
спеціальності 193 – Геодезія та землеустрій  
спеціалізації (освітньої програми) – «Геоінформаційні системи і технології»)*

Відповідальний за випуск *К. А. Мамонов*

*За авторською редакцією*

Комп'ютерний набір *І. С. Творошенко*

Комп'ютерне верстання *І. В. Волосожарова*

План 2016, поз. 18 Л

---

Підп. до друку 12.10.2016 р.

Друк на ризографі

Зам. №

Формат 60×84/16

Ум. друк. арк. 5,6

Тираж 50 пр.

Видавець і виготовлювач:

Харківський національний університет  
міського господарства імені О. М. Бекетова,  
вул. Революції, 12, Харків, 61002

Електронна адреса: [rectorat@kname.edu.ua](mailto:rectorat@kname.edu.ua)

Свідоцтво суб'єкта видавничої справи:

ДК № 4705 від 28.03.2014 р.