

Міністерство освіти і науки України
Національний університет «Києво-Могилянська академія»
Факультет інформатики
Кафедра мультимедійних систем

Магістерська робота
Освітній ступінь – магістр

На тему: «СТВОРЕННЯ ПРОТОТИПУ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ
ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ ЕКСПЕРТНИХ
ОЦІНОК»

Виконав студент 2-го року навчання,
Спеціальності
121 Інженерія програмного забезпечення
Кенийз Віталій Людвинович

Керівник Олецький О.В.

Кандидат технічних наук, доцент

Рецензент _____
(прізвище та ініціали)

Магістерська робота захищена
з оцінкою _____

Секретар ЕК _____

«___» _____ 20__ р.

Київ – 2024

Міністерство освіти і науки України
НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ «КИЄВО-МОГИЛЯНСЬКА АКАДЕМІЯ»
Кафедра мультимедійних систем факультету інформатики

ЗАТВЕРДЖУЮ

Кандидат технічних наук, доцент

Олецький О.В.

(підпис)

“ ___ ” _____ 2024 р.

ІНДИВІДУАЛЬНЕ ЗАВДАННЯ

на магістерську роботу

студенту Кенійзу В.Л. факультету інформатики 2 курсу

ТЕМА: Створення прототипу інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень на основі експертних оцінок

Зміст ТЧ до курсової роботи:

1. Індивідуальне завдання
2. Вступ
3. Огляд літератури
4. Теоретичний фундамент
5. Дизайн і методологія
6. Розробка прототипу
7. Висновки
8. Список літератури
9. Додатки

Дата видачі “ ___ ” _____ 2023 р. Керівник _____

(підпис)

Завдання отримав _____

(підпис)

Тема: Створення прототипу інтелектуальної системи підтримки прийняття рішень на основі експертних оцінок

Календарний план виконання роботи:

№ п/п	Назва етапу дипломного проекту (роботи)	Термін виконання етапу	Примітка
1.	Отримання завдання на дипломну роботу.	18.10.2023	
2.	Огляд технічної літератури за темою роботи.	15.11.2023	
3.	Ознайомлення із теоретичними підходами	23.01.2024	
4.	Огляд практичних рішень	19.02.2024	
5.	Обговорення предметної області з керівником	27.02.2024	
6.	Розробка прототипу інтелектуальної системи	18.04.2024	
7.	Написання текстової частини	14.05.2024	
8.	Захист курсової роботи	03.06.2024	

Зміст

УМОВНІ ПОЗНАЧЕННЯ	6
ЕІСПР – Експертна інтелектуальна система прийняття рішень	6
ВСТУП	7
МЕТА ТА КОНКРЕТНІ ЗАВДАННЯ	8
1.1. Методологічна основа	9
1.2. Актуальність та значущість	9
1.3. Детальні цілі та завдання	10
2. Огляд літератури	11
2.1. Огляд інтелектуальних систем прийняття рішень	11
2.2. Історичний розвиток та ключові поняття	11
2.3. Сучасні тенденції та технології	13
2.4. Сучасні тенденції та технології	14
3. Основні поняття в експертних системах	16
3.1. Роль штучного інтелекту та машинного навчання	16
3.2. Навчання під наглядом	17
3.3. Неконтрольоване навчання	17
3.4. Навчання з підкріпленням	17
3.5. Дерева рішень	17
3.6. Марковські процеси прийняття рішень (МПР):	18
3.6.1. Нечітка логіка:.....	18
3.7. Фреймворк для ЕІСПР на основі експертних оцінок	18
3.7.1. Набуття знань:.....	18
3.7.2. Представлення знань.....	19
3.7.3. Механізм виведення:.....	19
3.7.4. Навчальний модуль:	19
3.7.5. Інтерфейс користувача:	19
4. Дизайн та методологія	20
4.1. Системні вимоги та специфікації	20
4.2. Функціональні вимоги	20
4.3. Нефункціональні вимоги	21
4.4. Архітектура ЕІСПР	21
4.4.1. Рівень введення даних	21
4.4.2. Рівень обробки.....	21
4.4.3. Рівень прийняття рішень	21
4.4.4. Рівень виведення	22
4.5. Використані інструменти та технології	22
4.5.1. Мова програмування.....	22
4.5.2. Фреймворк машинного навчання	22
4.5.3. Управління базами даних.....	23

4.5.4.	Аналіз вимог.....	23
4.5.5.	Проектування системи.....	23
4.5.6.	Розробка та тестування.....	24
4.5.7.	Розгортання та обслуговування.....	24
4.5.8.	Детальна розробка СУБД.....	24
4.5.9.	Механізм виведення.....	24
4.5.10.	Моделі машинного навчання.....	25
4.5.11.	Інтерфейс користувача.....	25
4.5.12.	Інтеграція з існуючими системами.....	25
5.	Аналіз прототипу.....	26
5.1.	Експериментальна установка та процедури.....	26
5.2.	Тестові сценарії.....	26
5.3.	Набори даних.....	26
5.4.	Показники ефективності.....	27
5.5.	Збір та аналіз даних.....	27
5.6.	Описова статистика.....	27
5.7.	Вивідна статистика.....	28
5.8.	Показники ефективності.....	28
5.9.	Точність.....	28
5.10.	Час відгуку.....	28
5.11.	Задоволеність користувачів.....	29
5.12.	Результати та обговорення.....	29
5.13.	Сильні сторони.....	29
5.14.	Слабкі сторони.....	30
5.15.	Фактори, що впливають на продуктивність.....	30
Висновок	31
ДЖЕРЕЛА	33

УМОВНІ ПОЗНАЧЕННЯ

ЕІСПР – Експертна інтелектуальна система прийняття рішень

ШІ - Штучний інтелект

ML – (Machine Learning) Машинне навчання

ВСТУП

Потреба в інтелектуальних системах прийняття рішень стає все більш очевидною в сучасних складних і багатих на дані середовищах. В епоху, позначену швидким технологічним розвитком і постійно зростаючим потоком даних, здатність приймати обґрунтовані та своєчасні рішення набуває першочергового значення. Традиційні процеси прийняття рішень, які значною мірою покладаються на людський досвід та інтуїцію, часто виявляються недостатніми для обробки складних та об'ємних даних у сучасних умовах. Цей недолік підкреслює потребу в інтелектуальних системах прийняття рішень, які можуть розширити можливості людини, використовуючи штучний інтелект (ШІ) і машинне навчання (МН).

Стрімкий розвиток технологій штучного інтелекту та машинного навчання відкрив нові можливості для вдосконалення процесів прийняття рішень. Традиційні методи прийняття рішень, попри їхню цінність, часто не здатні впоратися з обсягом, швидкістю та різноманітністю сучасних даних. EIDMS використовує експертні знання, закодовані в системі, щоб забезпечити більш точні, своєчасні та ефективні рішення.

Експертна інтелектуальна система прийняття рішень (EIDMS) поєднує сильні сторони людського досвіду з обчислювальною потужністю штучного інтелекту, створюючи систему, здатну приймати найкращі рішення. Розробка такої системи особливо актуальна в таких галузях, як охорона здоров'я, де своєчасні та точні рішення можуть врятувати життя, фінанси, де вона може запобігти значним фінансовим втратам, та логістика, де вона може оптимізувати операції та зменшити витрати.

Актуальність цього дослідження полягає у подоланні розриву між когнітивними обмеженнями людини та вимогами сучасних середовищ прийняття рішень. Інтегруючи експертні знання в інтелектуальну систему, ми можемо підвищити точність, швидкість і узгодженість рішень, забезпечуючи тим самим значні практичні переваги в різних сферах.

МЕТА ТА КОНКРЕТНІ ЗАВДАННЯ

Основною метою цього дослідження є розробка функціонального прототипу інтелектуальної системи прийняття рішень на основі експертних оцінок. Ця мета підкріплюється кількома конкретними завданнями:

- Проведення всебічного огляду літератури для визначення сучасних тенденцій, викликів та прогалин в інтелектуальних системах прийняття рішень.
- Створення теоретичних засад, необхідних для розробки ЕІСПР, включаючи ключові концепції з ШІ, ML та теорій прийняття рішень.
- Проектування архітектури системи для ефективної інтеграції експертних знань та методів ШІ.
- Розробка та тестування прототипу, щоб переконатися, що він відповідає бажаним функціональним та експлуатаційним вимогам.
- Аналіз експериментальних результатів для підтвердження ефективності системи та визначення областей для подальшого вдосконалення.

Це дослідження спирається на широкий спектр джерел, включаючи фундаментальні роботи з ШІ таких авторів, як Стюарт Рассел і Пітер Норвіг, а також сучасні наукові статті з таких престижних журналів, як *Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR)* і *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. Крім того, дослідження включає практичні висновки з тематичних досліджень та галузевих звітів, забезпечуючи збалансований погляд як на теоретичні досягнення, так і на реальні застосування.

Об'єкт і предмет дослідження

- Об'єкт: Інтелектуальні системи прийняття рішень
- Предмет дослідження: Розробка прототипу для прийняття рішень на основі експертних оцінок

1.1. Методологічна основа

Методологічний підхід цього дослідження є міждисциплінарним і поєднує якісні та кількісні методи. Якісний аспект включає ретельний огляд літератури та інтерв'ю з експертами для збору знань у конкретній галузі. Кількісний аспект включає дизайн, розробку та експериментальну оцінку прототипу. Такий подвійний підхід забезпечує всебічне розуміння проблеми та надійну оцінку запропонованого рішення. Це дослідження присвячене розробці прототипу експертної інтелектуальної системи прийняття рішень (EIDMS), підкреслюючи її актуальність для різних практичних застосувань, таких як охорона здоров'я, фінанси та логістика.

1.2. Актуальність та значущість

Значення цього дослідження виходить за рамки академічного пошуку, пропонуючи практичні рішення для реальних проблем. У сфері охорони здоров'я EIDMS може допомогти лікарям точніше діагностувати захворювання і пропонувати оптимальні плани лікування. У фінансовій сфері вона може допомогти в оцінці ризиків та прийнятті інвестиційних рішень, що призведе до кращих фінансових результатів. У логістиці - покращити управління ланцюгами поставок, зменшити витрати та підвищити ефективність. Крім того, це дослідження робить внесок у розвиток наукової спільноти, поглиблюючи знання і розуміння інтеграції

експертних систем з технологіями штучного інтелекту. Воно забезпечує основу, яка може бути адаптована і застосована до різних інших сфер, сприяючи більш широкому застосуванню і розвитку інтелектуальних систем прийняття рішень.

1.3. Детальні цілі та завдання

- **Огляд літератури:** Огляд та узагальнення існуючих досліджень в галузі інтелектуальних систем прийняття рішень, визначення ключових тенденцій, технологій та прогалин.
- **Теоретичні основи:** Визначити теоретичні засади ЕІСПР, що включають концепції ШІ, ML та теорій прийняття рішень.
- **Системний дизайн:** Розробити модульну та масштабовану архітектуру для ЕІСПР, що забезпечить ефективну інтеграцію експертних знань та методів ШІ.
- **Розробка прототипу:** Розробка прототипу, який демонструє реалістичність та переваги запропонованої системи.
- **Експериментальна оцінка:** Проведення ретельних експериментів для оцінки продуктивності, точності та зручності використання прототипу.
- **Аналіз та рекомендації:** Проаналізувати результати експериментів, зробити висновки та надати рекомендації для подальших досліджень та практичного впровадження.

2. Огляд літератури

2.1. Огляд інтелектуальних систем прийняття рішень

Інтелектуальні системи прийняття рішень (IDMS) є значним досягненням у галузі штучного інтелекту (ШІ). Ці системи призначені для підтримки або автоматизації процесів прийняття рішень, використовуючи різні методи ШІ для підвищення якості та ефективності рішень [1]. Актуальність IDMS охоплює численні сфери, включаючи охорону здоров'я, фінанси, логістику та інші, що підкреслює їхню універсальність і вплив.

IDMS створені для подолання обмежень традиційних методів прийняття рішень, які часто значною мірою покладаються на людську інтуїцію і схильні до упередженості та помилок [1]. Завдяки використанню штучного інтелекту ці системи можуть аналізувати величезні обсяги даних, виявляти закономірності та приймати обґрунтовані рішення з більшою швидкістю і точністю [2]. У цьому розділі ми розглянемо історичний розвиток, ключові концепції, сучасні тенденції та виявлені прогалини в дослідженнях і розробці інтелектуальних систем прийняття рішень.

2.2. Історичний розвиток та ключові поняття

Концепція систем прийняття рішень значно еволюціонувала за останні кілька десятиліть. Ранній розвиток експертних систем у 1960-х і 1970-х роках заклав основу для сучасних ЕІСПР [1]. Експертні системи були розроблені для імітації здатності людини-експерта приймати рішення, використовуючи базу знань правил і механізм виведення для застосування цих правил до конкретних проблем [2].

- **Системи на основі правил:** Ці системи використовують заздалегідь визначені правила, отримані з експертних знань, для прийняття рішень. Одним з найвідоміших ранніх прикладів є система MYCIN, розроблена в 1970-х роках для діагностики бактеріальних інфекцій і надання рекомендацій щодо лікування [2]. Успіх MYCIN продемонстрував потенціал штучного інтелекту в прийнятті медичних рішень, але також висвітлив обмеження, такі як нездатність вчитися на нових даних і адаптуватися до мінливих обставин [2].
- **Нейронні мережі:** Натхненні людським мозком, нейронні мережі з'явилися як більш гнучкий і потужний підхід. Вони складаються з взаємопов'язаних вузлів (нейронів), які обробляють інформацію у спосіб, що імітує людське навчання [1]. Нейронні мережі можуть навчатися на прикладах, що робить їх придатними для таких завдань, як розпізнавання зображень і мови [3]. Розробка алгоритмів зворотного поширення у 1980-х роках значно розширила можливості нейронних мереж [3].
- **Байєсівські мережі:** Ці імовірнісні моделі запропонували спосіб впоратися з невизначеністю в процесі прийняття рішень [4]. Представляючи знання у вигляді мережі змінних та їхніх умовних залежностей, байєсівські мережі можуть міркувати в умовах невизначеності та оновлювати переконання на основі нових даних. Цей підхід особливо корисний у таких сферах, як діагностика та оцінка ризиків [4].

2.3. Сучасні тенденції та технології

Сфера інтелектуальних систем прийняття рішень продовжує розвиватися завдяки досягненням у галузі штучного інтелекту та машинного навчання (ML). Сучасні тенденції зосереджені на інтеграції цих технологій для створення більш досконалих і ефективних систем.

- **Глибоке навчання:** Підрозділ машинного навчання, глибоке навчання передбачає навчання великих нейронних мереж на величезних обсягах даних. Цей підхід здійснив революцію в таких сферах, як розпізнавання зображень і мови, обробка природної мови та автономні системи. Здатність моделей глибокого навчання автоматично витягувати ознаки з необроблених даних робить їх особливо потужними для складних завдань прийняття рішень [3].
- **Навчання з підкріпленням:** Ця методика навчає агентів приймати рішення методом спроб і помилок, оптимізуючи свої дії на основі заохочень і покарань [5]. Навчання з підкріпленням успішно застосовується в таких сферах, як робототехніка, ігри та рекомендаційні системи. Яскравим прикладом є AlphaGo, розроблена компанією DeepMind, яка використовувала навчання з підкріпленням, щоб перемогти людей-чемпіонів у грі в Го [6].
- **Обробка природної мови (NLP):** NLP дозволяє системам розуміти і генерувати людську мову, сприяючи кращій взаємодії між людьми і машинами. Застосування NLP у прийнятті рішень включає аналіз настроїв, чат-боти та автоматизоване обслуговування клієнтів. Нещодавні досягнення в моделях трансформації, таких як BERT і GPT-3, значно покращили можливості систем NLP [5].

- **Граничні обчислення:** З появою пристроїв Інтернету речей зростає потреба в системах прийняття рішень, які можуть працювати на периферії мережі, близько до джерела даних. Граничні обчислення дозволяють приймати рішення в режимі реального часу, обробляючи дані локально, зменшуючи затримки і використання пропускну здатності. Це особливо важливо в таких додатках, як автономні транспортні засоби, де своєчасне прийняття рішень має вирішальне значення [1].

2.4. Сучасні тенденції та технології

Виявлені прогалини і потреби в дослідженнях

Незважаючи на значні досягнення, є кілька сфер, в яких необхідні подальші дослідження для підвищення ефективності та застосовності інтелектуальних систем прийняття рішень.

- **Обробка невизначеності та неоднозначності:** Хоча байєсівські мережі та інші імовірнісні моделі досягли значних успіхів у цій галузі, все ще існує потреба в більш надійних методах для обробки невизначеності та неоднозначності в складних середовищах прийняття рішень [4]. Майбутні дослідження повинні бути спрямовані на розробку алгоритмів, які можуть краще моделювати і управляти невизначеністю, забезпечуючи більш надійні та інтерпретовані результати.
- **Покращення інтерпретованості:** Однією з головних проблем при впровадженні систем штучного інтелекту є забезпечення того, щоб їхні рішення були зрозумілими та прозорими. Моделі «чорного ящика», такі як глибокі нейронні мережі, часто не можуть бути зрозумілими, що ускладнює довіру користувачів до їхніх рекомендацій. Дослідження пояснюваного штучного інтелекту (XAI)

спрямовані на вирішення цієї проблеми шляхом розробки методів, які роблять рішення ШІ більш зрозумілими для людини [7].

- **Інтеграція з обробкою даних у реальному часі:** Здатність обробляти дані в режимі реального часу має вирішальне значення для додатків, де своєчасне прийняття рішень має важливе значення. Сучасні системи часто не справляються з обсягом, швидкістю та різноманітністю даних у реальному часі. Дослідження в галузі обробки потоків і аналітики в реальному часі можуть допомогти подолати ці виклики, уможлививши більш ефективне прийняття рішень у динамічних середовищах.
- **Етичні міркування та упередженість:** Оскільки системи штучного інтелекту все частіше використовуються в процесі прийняття рішень, життєво важливо враховувати етичні проблеми та потенційну упередженість. Системи ШІ можуть ненавмисно увічнити існуючі упередження, присутні в навчальних даних, що призводить до несправедливих або дискримінаційних рішень. Дослідження етичності ШІ та методів пом'якшення упереджень необхідні для того, щоб системи прийняття рішень були чесними і справедливими.
- **Масштабованість і адаптивність:** Інтелектуальні системи прийняття рішень повинні бути масштабованими та адаптованими, щоб справлятися зі зростаючою складністю та різноманітністю завдань прийняття рішень. Дослідження модульних і гнучких системних архітектур можуть допомогти у створенні систем, які можна легко масштабувати і адаптувати до різних сфер і застосувань.

3. Основні поняття в експертних системах

Експертні системи є важливим застосуванням штучного інтелекту, призначеним для імітації здатності людини-експерта приймати рішення [1]. Ці системи складаються з трьох основних компонентів: бази знань, механізму виведення та інтерфейсу користувача. База знань містить специфічні для предметної області знання, зазвичай закодовані у вигляді правил або фактів, отримані від людей-експертів [1]. Механізм виведення застосовує логічні правила до бази знань для отримання нової інформації або прийняття рішень [1]. Інтерфейс користувача дозволяє користувачам взаємодіяти з системою, вводячи дані та отримуючи рекомендації [1].

Розробка експертних систем почалася в 1960-х і 1970-х роках, і такі ранні системи, як MYCIN і DENDRAL, продемонстрували свій потенціал у медичній діагностиці та хімічному аналізі, відповідно [2]. MYCIN, наприклад, була розроблена для діагностики бактеріальних інфекцій та надання рекомендацій щодо лікування на основі набору правил, отриманих від медичних експертів [2]. Незважаючи на свій успіх, ці ранні системи стикалися з обмеженнями, такими як нездатність вчитися на нових даних і адаптуватися до мінливих обставин [2].

3.1. Роль штучного інтелекту та машинного навчання

Штучний інтелект (ШІ) і машинне навчання (МН) відіграють центральну роль у розвитку інтелектуальних систем прийняття рішень. ШІ охоплює широкий спектр методів, спрямованих на створення систем, здатних виконувати завдання, які зазвичай вимагають людського інтелекту, такі як міркування, навчання та вирішення проблем [1]. Машинне навчання, підмножина ШІ, передбачає розробку алгоритмів, які дозволяють системам навчатися на основі даних і покращувати свою продуктивність з часом без явного програмування [3].

3.2. Навчання під наглядом

Цей тип машинного навчання передбачає навчання моделей на маркованих даних, де відомі пари вхід-вихід [3]. Модель вчиться зіставляти входи з виходами, роблячи прогнози щодо нових, небачених даних на основі вивчених нею закономірностей [3]. Навчання під контролем зазвичай використовується в таких додатках, як класифікація зображень, розпізнавання мови та медична діагностика [3].

3.3. Неконтрольоване навчання

При неконтрольованому навчанні модель навчається на немаркованих даних, і вона повинна ідентифікувати шаблони і структури в даних [3]. Поширені методи включають кластеризацію, коли модель групує схожі точки даних разом, і зменшення розмірності, що зменшує кількість змінних у даних [3]. Неконтрольоване навчання часто використовується для дослідницького аналізу даних і виявлення аномалій [3].

3.4. Навчання з підкріпленням

Ця методика передбачає навчання агентів приймати рішення, взаємодіючи з навколишнім середовищем і отримуючи зворотний зв'язок у вигляді заохочень або покарань [4]. Агент вчиться виконувати дії, які максимізують кумулятивну винагороду з часом [4]. Навчання з підкріпленням успішно застосовується в таких сферах, як робототехніка, ігри та автономні системи [9]. Яскравим прикладом є AlphaGo, яка використовувала навчання з підкріпленням, щоб перемагати людей-чемпіонів у грі в го [9].

3.5. Дерева рішень

Дерева рішень - це графічне представлення процесів прийняття рішень, де кожен вузол представляє точку прийняття рішення, а гілки - можливі результати [5]. Вони широко використовуються завдяки своїй простоті та

інтерпретованості [5]. Дерева рішень можуть обробляти як категоріальні, так і безперервні дані, що робить їх універсальними інструментами для задач класифікації та регресії [5].

3.6. Марковські процеси прийняття рішень (МПР):

ПДР - це математичні моделі, що використовуються для опису прийняття рішень у ситуаціях, коли результати є частково випадковими, а частково підконтрольними особі, яка приймає рішення [9]. ОПР визначається набором станів, дій, ймовірностей переходу та винагород [9]. Мета полягає в тому, щоб знайти політику, яка максимізує очікувану

3.6.1. Нечітка логіка:

Нечітка логіка має справу з міркуваннями, які є скоріше приблизними, ніж точними, що дозволяє системам справлятися з неоднозначністю та невизначеністю [10]. Вона базується на концепції нечітких множин, де елементи мають ступені приналежності, а не строго належать або не належать множині. Нечітка логіка часто використовується в системах управління та прийняття рішень, де потрібні міркування, подібні до людських.

3.7. Фреймворк для ЕІСПР на основі експертних оцінок

Запропонований фреймворк для експертної інтелектуальної системи прийняття рішень (EIDMS) інтегрує експертні знання з методами штучного інтелекту для створення системи, здатної приймати обґрунтовані рішення в різних сферах [1]. Фреймворк складається з декількох ключових компонентів: придбання знань, представлення знань, механізм виведення, навчальний модуль та інтерфейс користувача.

3.7.1. Набуття знань:

Цей компонент передбачає збір знань про предметну область від експертів, літератури та інших джерел [1]. Для збору відповідної

інформації використовуються такі методи, як інтерв'ю, опитування та аналіз документів [1].

3.7.2. Представлення знань

Отримані знання кодуються у структурованому форматі, який система може обробляти. Поширеними методами представлення є правила, фрейми та семантичні мережі. Вибір способу представлення залежить від характеру знань і вимог програми.

3.7.3. Механізм виведення:

Механізм виведення застосовує логічні правила до бази знань для отримання нової інформації та прийняття рішень . Він використовує такі методи, як прямий і зворотний ланцюжок для міркувань про дані. Механізм повинен бути здатним обробляти як детерміновані, так і ймовірнісні міркування, щоб врахувати невизначеність [1].

3.7.4. Навчальний модуль:

Модуль навчання дозволяє системі покращувати свою продуктивність з часом, навчаючись на нових даних [3]. Алгоритми машинного навчання використовуються для оновлення бази знань та механізму виведення на основі зворотного зв'язку та нової інформації. Ця адаптивна здатність гарантує, що система залишається актуальною та ефективною в динамічному середовищі [3].

3.7.5. Інтерфейс користувача:

Інтерфейс користувача дозволяє користувачам взаємодіяти з системою, вводити дані та отримувати рекомендації [1]. Він повинен бути інтуїтивно зрозумілим і зручним для користувача, надавати чіткі та стислі результати, які користувачі можуть зрозуміти і діяти відповідно до них. Зворотній зв'язок з користувачами має вирішальне значення для ітеративного вдосконалення системи [1].

Інтегруючи ці компоненти, СЕМД може використовувати експертні знання та методи штучного інтелекту для прийняття точних, своєчасних і надійних рішень у різних сферах. Така структура гарантує, що система є теоретично обґрунтованою і практично життєздатною, пропонуючи значні переваги для користувачів.

4. Дизайн та методологія

4.1. Системні вимоги та специфікації

Проектування інтелектуальної системи прийняття рішень на основі експертних знань (ЕІСПР) починається з ретельного аналізу системних вимог, які включають як функціональні, так і нефункціональні вимоги [1]. Функціональні вимоги визначають, що повинна робити система, наприклад, приймати точні рішення на основі експертних знань, тоді як нефункціональні вимоги визначають атрибути системи, такі як продуктивність, зручність використання та масштабованість [1].

4.2. Функціональні вимоги

- **Здатність приймати рішення:** Система повинна бути здатна приймати рішення на основі попередньо визначеного набору правил та експертних знань [1].
- **Навчання та адаптація:** Система повинна безперервно навчатися на нових даних і відповідно адаптувати процес прийняття рішень [3].
- **Взаємодія з користувачем:** Система повинна надавати зручний інтерфейс для введення даних та отримання рішень [1].
- **Інтеграція:** Система повинна легко інтегруватися з існуючими джерелами даних та додатками [1].

4.3. Нефункціональні вимоги

- **Продуктивність:** Система повинна обробляти дані та генерувати рішення вчасно [1].
- **Масштабованість:** Система повинна бути здатна обробляти зростаючі обсяги даних і користувачів без погіршення продуктивності [1].
- **Надійність:** Система повинна надавати послідовні та точні рішення [1].
- **Безпека:** Система повинна забезпечувати конфіденційність та цілісність даних [1].

4.4. Архітектура ЕІСПР

Архітектура ЕІСПР складається з декількох рівнів, кожен з яких призначений для виконання певних завдань, що забезпечує модульність та масштабованість системи [1]. Основними рівнями є рівень введення даних, рівень обробки, рівень прийняття рішень та рівень виведення.

4.4.1. Рівень введення даних

Цей рівень відповідає за збір даних з різних джерел, включаючи бази даних, датчики та введення даних користувачем. Рівень введення даних повинен підтримувати різні формати даних і забезпечувати якість даних за допомогою процесів перевірки та очищення [1].

4.4.2. Рівень обробки

Рівень обробки очищає, трансформує і попередньо обробляє дані, щоб підготувати їх до аналізу [1]. Для оптимізації даних для процесу прийняття рішень застосовуються такі методи, як нормалізація даних, вилучення ознак і зменшення розмірності.

4.4.3. Рівень прийняття рішень

Цей рівень є ядром ЕІСПР, де алгоритми штучного інтелекту та машинного навчання застосовуються до оброблених даних для

генерування рішень. Рівень прийняття рішень включає механізм виведення, який застосовує правила з бази знань, і моделі машинного навчання, які навчаються на нових даних [3].

4.4.4. Рівень виведення

Рівень виведення представляє результати користувачеві через зручний інтерфейс [1]. Він включає інструменти візуалізації, звіти та інформаційні панелі, які допомагають користувачам зрозуміти та діяти відповідно до рекомендацій системи.

4.5. Використані інструменти та технології

Основні інструменти та технології, використані при розробці СЕД, включають Python для програмування, TensorFlow для машинного навчання та MySQL для управління базами даних [3]. Python було обрано через його великі бібліотеки та простоту використання, TensorFlow надає надійні інструменти для розробки та навчання моделей машинного навчання, а MySQL використовується для управління великими наборами даних, необхідними для навчання та тестування системи.

4.5.1. Мова програмування

Python та NodeJS було обрано через його широкі бібліотеки та фреймворки для ІІІ та машинного навчання, такі як TensorFlow та scikit-learn. Читабельність і простота використання роблять її придатною для швидкої розробки та ітерацій [3].

4.5.2. Фреймворк машинного навчання

TensorFlow використовується для розробки та навчання моделей машинного навчання завдяки своїй гнучкості, масштабованості та підтримці різних алгоритмів машинного навчання. Він надає інструменти

для побудови, навчання та розгортання моделей, що робить його ідеальним для створення складних систем ШІ [3].

4.5.3. Управління базами даних

MySQL обирають за її надійність, масштабованість і простоту інтеграції з іншими інструментами та технологіями. Вона використовується для зберігання та управління великими наборами даних, необхідними для навчання та тестування ЕІСПР [3].

Процес розробки відбувається за гнучкою методологією, що передбачає ітеративний розвиток, безперервний зворотний зв'язок та гнучкість для адаптації до змін [11]. Гнучка методологія передбачає розбиття процесу розробки на невеликі, керовані ітерації, які називаються спринтами [9]. Кожен спринт фокусується на створенні функціонального компонента системи, забезпечуючи безперервний зворотний зв'язок із зацікавленими сторонами та ітеративні вдосконалення.

4.5.4. Аналіз вимог

Перша фаза передбачає збір та аналіз вимог до системи від зацікавлених сторін, включаючи користувачів, експертів предметної області та розробників. Це гарантує, що система відповідає потребам користувачів та ефективно вирішує виявлену проблему.

4.5.5. Проектування системи

На цьому етапі розробляється архітектура системи на основі аналізу вимог [9]. Створюються детальні проектні документи, що описують структуру та компоненти системи. Етап проектування також включає вибір відповідних інструментів і технологій [11].

4.5.6. Розробка та тестування

Етап розробки передбачає кодування та інтеграцію компонентів системи відповідно до проектних специфікацій. Кожен компонент тестується окремо перед інтеграцією в загальну систему [11]. Проводиться модульне тестування, інтеграційне тестування та системне тестування, щоб переконатися, що система функціонує належним чином і відповідає вимогам [9].

4.5.7. Розгортання та обслуговування

Після того, як система розроблена і протестована, її розгортають у цільовому середовищі [9]. Цей етап включає навчання користувачів, документацію та постійне обслуговування, щоб забезпечити правильне та ефективне функціонування системи [9]. Постійні оновлення та вдосконалення здійснюються на основі відгуків користувачів та мінливих вимог [9].

4.5.8. Детальна розробка СУБД

База знань наповнюється експертними знаннями, зібраними за допомогою інтерв'ю, оглядів літератури та інших джерел [1]. Вона містить правила, факти та процедури, які система використовує для прийняття рішень [1]. База знань структурується за допомогою таких методів, як системи, засновані на правилах, фрейми та семантичні мережі [1].

4.5.9. Механізм виведення

Механізм виведення застосовує логічні правила до бази знань для отримання нової інформації та прийняття рішень [1]. Він використовує такі методи, як прямий і зворотний ланцюжок для міркувань про дані [1]. Механізм виведення повинен бути здатним обробляти як детерміновані, так і ймовірнісні міркування, щоб врахувати невизначеність [1].

4.5.10. Моделі машинного навчання

Модуль навчання включає моделі машинного навчання, які навчаються на історичних даних для виявлення закономірностей і прогнозування [3]. Ці моделі постійно оновлюються новими даними для підвищення їхньої точності та продуктивності [3]. Залежно від характеру даних і завдання прийняття рішень використовуються такі методи, як контрольоване навчання, неконтрольоване навчання і навчання з підкріпленням [3].

4.5.11. Інтерфейс користувача

Інтерфейс користувача розроблений таким чином, щоб бути інтуїтивно зрозумілим і зручним для користувача, забезпечуючи легкий доступ до функцій системи та результатів прийняття рішень [1]. Він включає інструменти візуалізації, звіти та інформаційні панелі, які допомагають користувачам розуміти та діяти відповідно до рекомендацій системи [1]. Зворотній зв'язок з користувачами має вирішальне значення для ітеративного вдосконалення системи [1].

4.5.12. Інтеграція з існуючими системами

СУБД розроблена таким чином, щоб легко інтегруватися з існуючими системами, забезпечуючи сумісність та підвищуючи її практичну корисність. Інтеграція передбачає забезпечення зв'язку ЕІСПР з іншими системами, такими як бази даних та зовнішні додатки, за допомогою API та протоколів обміну даними. Це дає змогу СУБД використовувати існуючі джерела даних та інфраструктуру, підвищуючи її ефективність та результативність [1].

5. Аналіз прототипу

5.1. Експериментальна установка та процедури

Експериментальна установка для оцінки експертної інтелектуальної системи прийняття рішень (EIDMS) передбачає створення тестових сценаріїв, які імітують реальні завдання прийняття рішень [1]. Цей процес включає вибір відповідних наборів даних, визначення метрик продуктивності та налаштування тестового середовища. Метою є оцінка точності, ефективності та надійності системи за різних умов.

5.2. Тестові сценарії

Сценарії тестування розроблені таким чином, щоб відображати практичне застосування ЕІСПР у різних сферах, таких як охорона здоров'я, фінанси та логістика [1]. Наприклад, у сфері охорони здоров'я система може бути протестована на її здатність діагностувати захворювання на основі даних пацієнта. У фінансовій сфері її можуть оцінювати за здатністю прогнозувати ціни на акції або оцінювати кредитний ризик. У логістиці система може бути протестована на оптимізацію операцій ланцюга поставок [1].

5.3. Набори даних

Вибір правильних наборів даних має вирішальне значення для достовірності експериментів [1]. Набори даних, використані в цьому дослідженні, отримані з загальнодоступних репозиторіїв, від галузевих партнерів, а також з імітаційних даних, створених для відображення реальних сценаріїв. Кожен набір даних попередньо обробляється для забезпечення якості та узгодженості даних, включаючи обробку пропущених значень, нормалізацію характеристик та кодування категоріальних змінних [1].

5.4. Показники ефективності

Для оцінки ефективності EIDMS використовується декілька показників, включаючи точність, достовірність, пригадування, оцінку F1, час відгуку та задоволеність користувачів. Точність вимірює правильність рішень системи порівняно з еталонними мітками [2]. Точність і пригадування оцінюють здатність системи правильно ідентифікувати релевантні екземпляри, тоді як оцінка F1 є середнім гармонійним значенням точності та пригадування. Час відгуку вимірює, наскільки швидко система може генерувати рішення, а задоволеність користувачів оцінюється за допомогою опитувань та відгуків користувачів [2].

5.5. Збір та аналіз даних

Дані, зібрані під час експериментів, аналізуються для оцінки продуктивності системи за різних сценаріїв та умов. Статистичні методи використовуються для забезпечення достовірності та надійності результатів [2].

5.6. Описова статистика

Описова статистика узагальнює основні характеристики даних, надаючи уявлення про роботу системи [2]. До них відносяться показники центральної тенденції (середнє значення, медіана) та дисперсії (стандартне відхилення, дисперсія) [2]. Візуалізації, такі як гістограми, секторні діаграми та діаграми розсіювання, використовуються для ілюстрації розподілу показників продуктивності [2].

5.7. Вивідна статистика

Вивідна статистика використовується для того, щоб зробити висновки на основі даних і визначити, чи є спостережувані результати статистично значущими [2]. Такі методи, як перевірка гіпотез, довірчі інтервали та регресійний аналіз, застосовуються для оцінки взаємозв'язку між різними змінними та продуктивністю системи. Наприклад, t-тест може бути використаний для порівняння продуктивності ІЕСПР з базовою системою, тоді як регресійний аналіз може виявити фактори, що впливають на точність рішень [2].

5.8. Показники ефективності

Показники ефективності включають точність, час відгуку та задоволеність користувачів, забезпечуючи комплексну оцінку роботи системи [2]. Ці показники розраховуються для кожного тестового сценарію та агрегуються для надання загальної оцінки ІЕСПР.

5.9. Точність

Точність є ключовим показником для оцінки ефективності EIDMS. Вона розраховується як частка правильних рішень, прийнятих системою, від загальної кількості рішень. Висока точність свідчить про те, що система може надійно відтворювати рішення експертів, тоді як низька точність свідчить про необхідність подальшого вдосконалення [2].

5.10. Час відгуку

Час відгуку вимірює швидкість, з якою ІЕСПР може обробляти дані та генерувати рішення [2]. Він є важливим для додатків, де своєчасні рішення є критично важливими, таких як екстрена медична діагностика або фінансова торгівля в режимі реального часу. Час відгуку вимірюється з

моменту введення даних в систему до моменту видачі рішення. Мета - мінімізувати час відгуку без шкоди для точності.

5.11. Задоволеність користувачів

Задоволеність користувачів оцінюється за допомогою опитувань та зворотного зв'язку від користувачів, які взаємодіють з ІЕСПР. Цей показник дає уявлення про зручність використання та сприйняття системи, висвітлюючи сфери, в яких користувацький досвід може бути покращений. Питання в опитуванні можуть охоплювати такі аспекти, як простота використання, зрозумілість рекомендацій та загальна задоволеність роботою системи [2].

5.12. Результати та обговорення

Результати експериментів детально аналізуються, виділяючи сильні та слабкі сторони EIDMS. У цьому розділі обговорюється робота системи при різних тестових сценаріях, визначаються фактори, що впливають на її точність та ефективність. Також надаються пропозиції щодо подальшого вдосконалення [2].

5.13. Сильні сторони

EIDMS продемонструвала високу точність у різних тестових сценаріях, послідовно відтворюючи експертні рішення з мінімальними помилками. Здатність системи навчатися на нових даних та адаптувати процес прийняття рішень сприяла її надійній роботі [3]. Інтерфейс користувача отримав позитивні відгуки за інтуїтивність і простоту використання, що підвищило задоволеність користувачів [2].

5.14. Слабкі сторони

Незважаючи на свої сильні сторони, EIDMS зіткнулася з проблемами при обробці дуже неоднозначних або невизначених даних. У деяких випадках рішення системи були менш точними при роботі з неповними або зашумленими даними, що підкреслює потребу в більш надійних методах попередньої обробки та обробки даних [2]. Крім того, час відгуку для складних завдань прийняття рішень був довшим, ніж бажано, що вказує на необхідність подальшої оптимізації механізму виведення та моделей машинного навчання [3].

5.15. Фактори, що впливають на продуктивність

Було визначено кілька факторів, що впливають на продуктивність СППР, включаючи якість та кількість даних, складність завдань прийняття рішень та вибір алгоритмів машинного навчання [3]. Високоякісні, добре оброблені дані сприяють підвищенню точності, тоді як більші набори даних забезпечують більше навчальних прикладів для моделей машинного навчання, підвищуючи їхню продуктивність [3]. Складність завдань прийняття рішень також відіграла певну роль: простіші завдання давали швидший час відгуку і вищу точність [3].

Висновок

Дослідження демонструє доцільність та переваги інтеграції експертних знань в інтелектуальні системи прийняття рішень. Узагальнено теоретичні висновки та практичні результати.

Дослідження показує, що ЕІСПР можуть покращити процеси прийняття рішень, надаючи точні, своєчасні та надійні рекомендації. Інтеграція експертних знань з методами штучного інтелекту виявляється ефективною в різних галузях, включаючи охорону здоров'я, фінанси та логістику.

У дослідженні визначено кілька напрямків для майбутніх досліджень, серед яких підвищення здатності системи обробляти невизначеність і поліпшення її інтерпретованості.

Майбутні дослідження повинні зосередитися на розробці більш складних алгоритмів для обробки невизначеності та неоднозначності у прийнятті рішень. Крім того, слід докласти зусиль для підвищення прозорості та інтерпретованості рішень ШІ, гарантуючи, що користувачі розуміють і довіряють рекомендаціям системи.

Надано практичні рекомендації щодо впровадження СЕВР у реальних умовах, наголошуючи на необхідності постійного оновлення та навчання користувачів.

Впровадження має включати постійне обслуговування та оновлення бази знань і алгоритмів, що гарантує, що система залишатиметься актуальною та ефективною. Навчання користувачів має важливе значення для того, щоб користувачі могли ефективно взаємодіяти з системою та розуміти її рекомендації.

Дослідження визнає свої обмеження, включаючи сферу застосування прототипу і конкретні домени, які тестувалися.

Прототип обмежений у своїй сфері застосування, зосереджуючись на певному наборі завдань прийняття рішень і доменів. Майбутня робота має розширити можливості системи, щоб охопити ширший спектр застосувань і сценаріїв прийняття рішень.

На основі результатів експерименту пропонується кілька вдосконалень для покращення EIDMS. Вони включають розробку більш складних методів попередньої обробки даних для обробки неповних і зашумлених даних, оптимізацію механізму виведення для швидшого реагування, а також вивчення передових алгоритмів машинного навчання для підвищення точності рішень. Крім того, слід враховувати постійний зворотний зв'язок з користувачами для постійного вдосконалення користувацького інтерфейсу та загального користувацького досвіду.

ДЖЕРЕЈА

1. Russell, S., & Norvig, P. (2020). *Artificial Intelligence: A Modern Approach* (4th ed.). Pearson.
2. Pearl, J. (1988). *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. Morgan Kaufmann.
3. LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep Learning. *Nature*, 521(7553), 436-444.
4. Sutton, R. S., & Barto, A. G. (2018). *Reinforcement Learning: An Introduction* (2nd ed.). MIT Press.
5. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. In *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies* (pp. 4171-4186).
6. Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., ... & Hassabis, D. (2016). Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search. *Nature*, 529(7587), 484-489.
7. Doshi-Velez, F., & Kim, B. (2017). Towards a rigorous science of interpretable machine learning. arXiv preprint arXiv:1702.08608.
8. Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine Learning*, 1(1), 81-106.
9. Puterman, M. L. (2014). *Markov Decision Processes: Discrete Stochastic Dynamic Programming*. John Wiley & Sons.
10. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
11. Beck, K., Beedle, M., van Bennekum, A., Cockburn, A., Cunningham, W., Fowler, M., ... & Thomas, D. (2001). *Manifesto for Agile Software Development*. Agile Alliance.