

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання
(повна назва)

Кафедра програмної інженерії
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів проєктування баз знань для
експертних систем прийняття рішень
(тема)

Виконав:
здобувачка 2 року навчання
групи ПЗЗм-23-1

Алеся ЛИХОВА
(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного
забезпечення
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова

Керівник проф. каф. ПІ Ігор ШУБІН
(посада, Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

Допускається до захисту
Зав. кафедри

(підпис)

Кирило СМЕЛЯКОВ
(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет навчально-науковий центр заочної форми навчання
 Кафедра програмної інженерії
 Рівень вищої освіти другий (магістерський)
 Спеціальність 121 – Інженерія програмного забезпечення
 (код і повна назва)
 Тип програми освітньо-наукова програма
 Освітня програма Інженерія програмного забезпечення

ЗАТВЕРДЖУЮ:

зав. кафедри ПІ, к.т.н., проф.

(підпис)

«___» _____ 2025р.

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

здобувачеві Лихової Алесі Геннадіївни
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження методів проектування баз знань для експертних систем прийняття рішень»

Затверджена наказом по університету від 10.04.2025 № 55 Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 12.06.2025

3. Вихідні дані до роботи науково-технічна література, академічні публікації та інформаційні ресурси в Інтернеті щодо досліджуваних методів баз знань, мова програмування Python, середовища розробки Visual Studio Code

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі
аналіз та порівняння існуючих методів баз знань, обрання моделей для дослідження, використання програмного рішення, написання експериментальних методів для порівняння та аналіз отриманих результатів

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Отримання завдання	квітень 2025 р.	виконано
3	Аналіз предметної галузі та постановка задачі	квітень 2025 р.	виконано
4	Проблеми та виклики сучасних методів проєктування баз знань	квітень 2025 р.	виконано
5	Аналіз підходів до проєктування баз знань	квітень 2025 р.	виконано
6	Структура та реалізація системи	травень 2025 р.	виконано
7	Експериментальне дослідження	травень 2025 р.	виконано
8	Аналіз результатів експериментальних досліджень	травень 2025 р.	виконано
9	Написання та оформлення статті та тез доповіді	травень 2025 р.	виконано
10	Підготовка пояснювальної записки	травень 2025 р.	виконано
11	Підготовка презентації та доповіді	червень 2025 р..	виконано
12	Перевірка на плагіат	червень 2025 р.	виконано
13	Нормоконтроль	червень 2025 р.	виконано
14	Рецензування	червень 2025 р.	виконано
15	Попередній захист	червень 2025 р.	виконано
16	Занесення диплома в електронний архів	червень 2025 р.	виконано
17	Допуск до захисту у зав. кафедри	червень 2025 р.	виконано

Дата видачі завдання 7 квітня 2025р.

Здобувачка


(підпис)

Алеся ЛИХОВА

Керівник кваліфікаційної роботи _____
(підпис)

проф. каф. ПІ Ігор Шубін
(посада, Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка містить: 68 с., 9 рис., 8 табл., 14 джерел.

БАЗИ ЗНАНЬ, БАЗОВАНІСТЬ НА ПРАВИЛАХ, ЕКСПЕРТНІ СИСТЕМИ, ПРОЄКТУВАННЯ, ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ, ОНТОЛОГІЧНИЙ ПІДХІД, ФРЕЙМОВИЙ ПІДХІД, ВЕБ-СИСТЕМИ.

Об'єктом дослідження є бази знань, які застосовуються в експертних системах підтримки прийняття рішень.

Метою дослідження є порівняльний аналіз різних підходів до побудови та структурування баз знань з точки зору їх ефективності, придатності до адаптації, зручності представлення знань та можливості практичного застосування в інтелектуальних системах.

У процесі дослідження застосовано методи системного аналізу, математичного моделювання, розробки програмного забезпечення та візуалізації знань.

У результаті розроблено прототип програмної системи, що дозволяє реалізувати та порівняти різні підходи до побудови баз знань. Проведено практичне дослідження, яке демонструє особливості та переваги кожного з підходів у рамках експертної системи підтримки прийняття рішень.

KNOWLEDGE BASES, RULE-BASED APPROACH, EXPERT SYSTEMS, DESIGN, DECISION-MAKING, ONTOLOGY-BASED APPROACH, FRAME-BASED APPROACH, WEB SYSTEMS.

The object of the research is knowledge bases used in expert systems for decision support.

The purpose of the research is a comparative analysis of different approaches to constructing and structuring knowledge bases in terms of their efficiency, adaptability, convenience of knowledge representation, and potential for practical application in

intelligent systems.

The research applies methods of systems analysis, mathematical modeling, software development, and knowledge visualization.

As a result, a prototype of a software system was developed that allows the implementation and comparison of different approaches to building knowledge bases. A practical study was conducted to demonstrate the features and advantages of each approach within the framework of an expert decision support system.

Завідувачу кафедри
П
(скорочена назва кафедри)
проф. Кирилу СМЕЛЯКОВУ
(вчене звання, сласне ім'я, прізвище)

ЗАЯВА

щодо самостійності виконання кваліфікаційної роботи та можливості її публікації
(та/або публікації анотації кваліфікаційної роботи) в електронному архіві
відкритого доступу EIAr KhNURE

Я, Лихова Алесь Геннадіївна, здобувачка гр. ПЗзм-23-1, здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні кафедри «Програмна інженерія», заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему «Дослідження методів проектування баз знань для експертних систем прийняття рішень», що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайоmlена з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», відповідно до якого виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

Дата 07.06.2025



Підпис

ЗМІСТ

Перелік скорочень	9
Вступ.....	10
1 Аналіз предметної галузі	11
1.1 Бази знань як предмет дослідження.....	11
1.2 Структура та типи знань у базах знань.....	12
1.3 Особливості проектування баз знань в експертних системах.....	14
1.4 Стан розвитку баз знань у сучасних системах підтримки рішень.....	15
2 Проблеми та виклики сучасних методів проектування баз знань.....	17
2.1 Проблемні аспекти побудови баз знань	17
2.2 Проблеми масштабування та адаптації	18
2.3 Ускладнення при інтеграції знань з різних джерел.....	19
2.4 Формалізація знань і вимоги до гнучкості.....	20
3. Концепція дослідження	22
4. Аналіз підходів до проектування баз знань.....	23
4.1 Теоретичне обґрунтування вибору підходів до проектування баз знань	23
4.2 Rule-based підхід.....	23
4.3 Фреймовий підхід	25
4.4 Онтологічний підхід	26
4.5 Порівняння підходів за заданими критеріями	28
5. Структура та реалізація системи	30
5.1 Постанова задачі	30
5.2 Архітектура системи.....	30
5.3 Функціональна структура програмного забезпечення.....	32
5.4 Інтерфейс користувача	33
5.4.1 Введення даних користувачем.....	34
5.4.2 Результати порівняльного аналізу введених параметрів	36
5.4.3 Автоматизоване тестування на випадково згенерованих профілях.....	38
5.4.4 Аналіз чутливості результатів до окремих змінних	41
6. Експериментальне дослідження	44

	8
6.1 Методика проведення експерименту	44
6.2 Опис тестових сценаріїв.....	45
6.2.1 Сценарій 1. Усвідомлене введення даних користувачем.....	45
6.2.2 Сценарій 2. Неструктуроване введення даних.....	46
6.2.3 Сценарій 3. Набір згенерованих системою профілів.....	47
6.2.4 Сценарій 4. Аналіз впливу окремих параметрів.....	50
6.3 Узагальнені висновки щодо ефективності методів.....	51
Висновки	53
Перелік джерел посилання.....	54
Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії	55

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ

БЗ – База знань

ЕС – Експертні системи

RB – Rule-Based (продукційна модель)

FM – Фреймова модель

ОН – Онтологічна модель

СППР – Системи підтримки прийняття рішень

OWL – Web Ontology Language

RDF — Resource Description Framework

ВСТУП

У сучасному світі стрімкого розвитку технологій та глобальної інформатизації суспільства зростає потреба у створенні інтелектуальних інструментів, здатних підтримувати процеси прийняття рішень на всіх рівнях — від індивідуального до стратегічного. Одним із ключових таких інструментів є експертні системи, що дозволяють ефективно вирішувати складні задачі, які потребують аналізу, обґрунтування рішень та врахування численних факторів. Їхнє застосування є особливо актуальним у таких галузях, як медицина, економіка, управління, безпека та інших сферах, де необхідна висока точність і швидкість прийняття рішень.

Основу експертних систем становлять бази знань — організовані структури накопичених знань предметної області. Вони інтегрують досвід, правила, факти, логічні зв'язки та інші елементи, необхідні для моделювання процесу мислення експерта. З огляду на стрімке зростання обсягів інформації та зростаючу складність задач, які постають перед системами підтримки прийняття рішень, питання ефективного проєктування баз знань набуває все більшої актуальності.

Сучасні підходи до проєктування баз знань передбачають не лише структурування інформації, а й забезпечення адаптивності до змін у предметній області, можливості повторного використання знань, підтримку різномірних типів знань — як загальних, так і прикладних. Використання продуманих, формалізованих методів проєктування дає змогу створювати гнучкі, масштабовані та надійні бази знань, що безпосередньо впливають на ефективність роботи експертних систем.

Актуальність даного дослідження полягає у необхідності вдосконалення та порівняння методів проєктування баз знань, орієнтованих на потреби сучасних інтелектуальних систем. У рамках цієї роботи було проаналізовано низку сучасних підходів до побудови баз знань, розроблено демонстраційний програмний інструмент для практичного впровадження обраних методів та перевірено їх ефективність шляхом експериментального дослідження.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

1.1 Бази знань як предмет дослідження

Бази знань (БЗ) є невід'ємною складовою інтелектуальних інформаційних систем, зокрема експертних систем (ЕС), що підтримують процеси прийняття рішень. Вони призначені для зберігання, структурування та обробки знань, отриманих від експертів або з інших надійних джерел, і дозволяють системі здійснювати логічні висновки, формувати рекомендації або автоматизувати прийняття рішень у складних ситуаціях. Таким чином, бази знань відіграють роль інтелектуального ядра систем, забезпечуючи не лише накопичення інформації, а й активну участь у процесі обґрунтування висновків.

У науковому сенсі бази знань становлять окрему предметну галузь, яка перебуває на перетині інформатики, штучного інтелекту, математичної логіки, когнітивних наук і лінгвістики. Таке міждисциплінарне підґрунтя обумовлює складність формалізації знань, а також необхідність пошуку універсальних моделей, здатних інтегрувати різноманітні типи інформації в єдину систему.

На відміну від традиційних інформаційних систем, які працюють переважно з фактами та структурованими даними, БЗ оперують більш складними формами інформації: правилами, абстрактними поняттями, зв'язками між об'єктами та процесами. Вони можуть містити як декларативні знання (опис категорій, класів, властивостей), так і процедурні знання (алгоритми, сценарії, правила прийняття рішень), що надає системі здатність до умовиводів і адаптації.

Одним із найважливіших аспектів побудови БЗ є вибір моделі представлення знань. Від цього залежить, наскільки система буде зрозумілою для користувача, гнучкою для розширення, ефективною з точки зору обчислень та здатною підтримувати складні логічні конструкції. Представлення знань має відповідати низці вимог: ієрархічній структурі, модульності, формальній визначеності, можливості перевірки цілісності та логічної узгодженості.

Сучасні БЗ часто розробляються з урахуванням принципів повторного використання, масштабованості та відкритості до інтеграції з іншими системами. Це означає, що під час проєктування необхідно враховувати не лише внутрішню

логіку, а й зовнішні вимоги до інтероперабельності, оновлення та сумісності з іншими джерелами знань.

Процес проектування БЗ зазвичай передбачає вивчення предметної області, формалізацію знань, їх структурування, перевірку на несуперечність, розробку механізмів міркування та виводу нових знань. Цей процес є багатостадійним і потребує як глибокої аналітики, так і технічної реалізації.

Таким чином, ефективне проектування баз знань є ключовою умовою побудови надійних експертних систем нового покоління — адаптивних, масштабованих і орієнтованих на розв'язання складних задач у реальному світі [1]. У контексті цього дослідження особливу увагу буде приділено аналізу підходів до структурування знань, їх подання та організації, що дозволяють створювати гнучкі й ефективні рішення для підтримки прийняття рішень у різних галузях.

1.2 Структура та типи знань у базах знань

Бази знань, як ключовий елемент експертних систем, не є однорідним сховищем інформації. Їхня структура є складною і багаторівневою, що зумовлено необхідністю обробки різноманітних типів знань для моделювання реальних ситуацій, логічного аналізу та прийняття рішень. Для ефективного функціонування експертних систем важливо не лише зберігати знання, а й організувати їх у такий спосіб, щоб забезпечити можливість пошуку, логічного виведення та оновленнях[6].

У загальному випадку, знання в базах знань поділяють на два основні типи:

- декларативні знання описують факти, об'єкти, властивості, категорії та відношення між ними. Вони дозволяють визначити структуру предметної області;
- процедурні знання, натомість, відповідають за опис процесів і дій, що дозволяють вирішувати задачі на основі аналізу ситуацій. Це можуть бути правила, сценарії, шаблони поведінки, що реалізують логіку прийняття рішень.

Окрім цього, у базах знань можна виділити й інші типи знань:

- метазнання це знання про те, як працює сама база знань або як керувати знаннями (наприклад, як обирати найрелевантніше правило);
- евристичні знання це узагальнення на основі досвіду, які не завжди мають сувору формальну природу, але є корисними для знаходження рішень у складних або нечітких ситуаціях;
- контекстуальні знання це дозволяють враховувати ситуацію, у якій використовується знання (наприклад, певне правило може діяти лише за певних умов або в певному середовищі).

У контексті структури, бази знань можуть мати плоску, ієрархічну або мережеву організацію.

- плоска структура передбачає перелік фактів або правил без вираженої ієрархії;
- ієрархічна структура дозволяє упорядкувати знання за рівнями узагальнення, наприклад, від загальних понять до конкретних випадків;
- мережева структура (графова, семантична) реалізує складні зв'язки між елементами знань і широко застосовується у сучасних онтологіях.

Форма подання знань залежить від обраної моделі. Вона може бути у вигляді правил if-then, фреймів, семантичних мереж, логічних формул, онтологій тощо. Кожна з цих форм має свої переваги залежно від типу задачі, яку розв'язує система, та специфіки предметної області.

Вибір способу структурування та представлення знань має вирішальне значення для якості роботи експертної системи. Саме від нього залежить здатність системи адаптуватися до змін у предметній області, масштабуватися при зростанні обсягів інформації, а також забезпечувати повторне використання вже наявних знань. Ефективне структурування сприяє кращій формалізації, логічній узгодженості та забезпечує основу для автоматизованого логічного виведення. З огляду на це, ключовим завданням під час створення бази знань є пошук моделі, яка забезпечить баланс між формальністю, гнучкістю та придатністю до практичного застосування.

Сучасні системи часто поєднують кілька типів знань у межах однієї бази — наприклад, декларативні знання можуть взаємодіяти з процедурними через логіку виведення, що формує гібридну структуру. Такий підхід дозволяє досягти балансу між гнучкістю і формальністю, що особливо важливо для реальних застосувань.

Таким чином, типи та структура знань, що закладаються у базу, безпосередньо впливають на якість роботи експертної системи, її здатність до навчання, адаптації та повторного використання. Грамотне структурування знань є запорукою створення ефективної, масштабованої та життєздатної інтелектуальної системи, яка здатна функціонувати у складному та змінному середовищі.

1.3 Особливості проектування баз знань в експертних системах

Проектування баз знань для експертних систем багатокomпонентний процес, який вимагає врахування як специфіки предметної області, так і вимог до функціональності самої системи. На відміну від класичних інформаційних систем, де акцент робиться на зберіганні та пошуку даних, у базах знань головною метою є моделювання знань та підтримка логіки виведення на їх основі.

Однією з ключових особливостей є необхідність формального подання знань, яке дозволяє системі не лише оперувати фактами, але й робити логічні висновки. Для цього використовуються спеціальні структури даних, правила, обмеження та механізми узагальнення знань. Знання мають бути представлені таким чином, щоб система могла інтерпретувати їх без участі людини, забезпечуючи автоматизацію розумових процесів.

Ще однією важливою характеристикою є структурована організація знань, яка підтримує модульність, повторне використання, оновлення та перевірку на узгодженість. Це передбачає побудову логічних зв'язків між елементами, визначення категорій, атрибутів і відношень, що відображають реальні залежності в предметній галузі.

У процесі проектування важливо враховувати:

- спосіб набуття знань (від експертів, через навчання, імпорт з існуючих джерел);

- обсяг і складність знань, що впливають на вибір способу зберігання та обробки;
- гнучкість і масштабованість моделі, що дозволяє адаптувати систему до нових умов без повної перебудови знань.

Процес створення бази знань також вимагає чіткого визначення цілей системи: чи це діагностика, прогнозування, класифікація, рекомендації тощо. Від цього залежить глибина деталізації знань і тип механізму логічного виведення, який буде реалізовано в системі.

Загалом, проєктування БЗ — це баланс між формальністю подання, простотою оновлення та ефективністю подальшого використання в експертній системі. Успішне вирішення цих задач створює основу для побудови надійних і продуктивних інтелектуальних систем.

1.4 Стан розвитку баз знань у сучасних системах підтримки рішень

У сучасних умовах цифрової трансформації знання стають одним із найцінніших активів, а ефективне управління ними — критичним фактором для розвитку інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Бази знань у таких системах еволюціонували від простих сховищ фактів до складних структур, здатних моделювати логіку експертного мислення, виявляти приховані закономірності та забезпечувати динамічне міркування.

Сучасні бази знань мають дедалі більш гнучку та багаторівневу архітектуру, яка дозволяє інтегрувати різноманітні джерела інформації, адаптуватися до змін предметної області та масштабуватися разом із розширенням обсягів знань. У багатьох сучасних СППР реалізуються гібридні моделі, що поєднують декларативні та процедурні знання, а також підтримують метаінформацію, яка регламентує механізми логічного виведення або керування пріоритетами знань.

Технологічний розвиток дав змогу інтегрувати бази знань із механізмами машинного навчання, що, своєю чергою, відкриває нові можливості для автоматичного оновлення знань, виявлення нових залежностей та персоналізації рішень. Такі системи набувають ознак навчальної здатності, що значно розширює

їхню функціональність і дозволяє зменшити залежність від початкового вручну введеного знання.

Значного поширення набули також онтологічні моделі, що забезпечують високий рівень формалізації предметної області, дозволяють будувати інтероперабельні системи та уніфікувати представлення знань [13]. Завдяки таким стандартам, як RDF, OWL, SPARQL, стало можливим створення спільних баз знань, відкритих репозиторіїв і семантичних мереж, що взаємодіють між собою. Це сприяє побудові масштабних, розподілених інтелектуальних систем, що працюють у хмарних або багатокомпонентних середовищах.

Окрему увагу в сучасних дослідженнях приділено проблемам сумісності знань з різних джерел, обробці нечітких або конфліктних знань, підтримці контекстуальності рішень. У зв'язку з цим виникають нові вимоги до методів проектування — вони мають забезпечувати не лише структурованість і логічну узгодженість, а й підтримку багатозначності, динамічного оновлення та перевірки достовірності.

Загалом, сучасний стан розвитку баз знань можна охарактеризувати як перехід від статичних, вручну створених структур до адаптивних, напівавтоматизованих систем, що здатні самостійно змінювати та вдосконалювати власну логіку прийняття рішень. Це зумовлює потребу в нових підходах до їхнього проектування, які поєднують формальність, гнучкість, масштабованість і практичну ефективність. Дослідження таких методів і їхнє порівняння є одним з пріоритетних напрямів у сфері створення сучасних експертних систем, що і становить предмет даної роботи.

2 ПРОБЛЕМИ ТА ВИКЛИКИ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ПРОЄКТУВАННЯ БАЗ ЗНАНЬ

2.1 Проблемні аспекти побудови баз знань

Побудова баз знань, незважаючи на теоретичну відпрацьованість основних підходів, залишається складним і багатограним завданням. У реальних умовах розробники стикаються з численними практичними проблемами, які не завжди мають однозначне вирішення. Ці проблеми охоплюють як концептуальні аспекти побудови моделей знань, так і організаційно-технологічні труднощі, пов'язані з реалізацією інтелектуальних систем [5].

Одним із ключових викликів є виявлення й узгодження знань, які часто надходять із різних джерел і представлені у неформалізованій формі. Формалізація таких знань вимагає не лише технічних інструментів, а й глибокого розуміння предметної області, постійної взаємодії з експертами та дотримання логічної послідовності. У процесі формалізації виникають труднощі із збереженням смислової повноти, деталізації та уникненням надлишковості.

Ще одним важливим аспектом є забезпечення цілісності та внутрішньої узгодженості знань. Ускладнення виникає тоді, коли потрібно об'єднати різні типи знань (описові, процедурні, евристичні тощо) в єдину функціональну структуру. Без належної методології це може призвести до дублювання, суперечностей або логічних прогалин у міркуваннях системи.

Також ускладнення виникають на етапі перевірки, тестування й оновлення знань. На відміну від звичайних даних, знання мають властивість змінюватися зі зміною реальних умов, що вимагає гнучких засобів супроводу бази знань протягом усього життєвого циклу. Це потребує ретельного контролю над актуальністю інформації, відстеження її походження та механізмів зворотного зв'язку.

Окремо варто згадати й проблему людського фактора: розбіжності в інтерпретації знань різними експертами, упередження, неповнота або нечіткість формулювань. Це створює додаткову складність для формування нейтрального, узгодженого ядра знань, яке може бути використане у критично важливих прикладних сферах.

У сукупності ці аспекти свідчать про те, що проектування баз знань — це не просто процес формалізації даних, а складна діяльність, що поєднує інженерію, аналітику, лінгвістичну обробку та постійне вдосконалення структур подання знань. У наступних підрозділах цього розділу розглянуто окремі типові виклики, що загострюються в сучасних умовах розробки інтелектуальних систем.

2.2 Проблеми масштабування та адаптації

У сучасних умовах, коли обсяги знань постійно зростають, а предметні області зазнають динамічних змін, особливої актуальності набуває питання масштабованості та адаптивності баз знань. Класичні підходи, що передбачають статичну структуру знань, нерідко виявляються недостатньо гнучкими для ефективної підтримки нових даних, оновлення знань чи інтеграції з іншими системами.

Однією з головних проблем масштабування є зниження ефективності системи при збільшенні кількості елементів знань. У складних базах знань можуть зростати витрати на обробку запитів, з'являтися дублювання інформації та труднощі з її актуалізацією [8]. Структури, що добре працюють для невеликих обсягів даних, можуть виявитися неефективними при переході до великомасштабних задач (див.рис.2.1).



Рисунок 2.1 – Вплив збільшення обсягу знань на складність підтримки бази знань
(рисунок виконано самостійно)

Адаптація ж пов'язана із здатністю системи реагувати на зміни в предметній галузі — наприклад, появу нових термінів, зв'язків, категорій або сценаріїв [14]. Бази знань, побудовані без врахування динаміки розвитку знань, вимагають значних зусиль для модифікації або переробки, що ускладнює їх довготривале використання.

Відсутність вбудованих механізмів оновлення, слабка підтримка повторного використання знань, обмежена інтеграція з зовнішніми джерелами — усе це створює серйозні виклики для ефективної еволюції баз знань. У результаті навіть добре структуровані системи з часом можуть втратити актуальність і стати джерелом неактуальної або суперечливої інформації.

2.3 Ускладнення при інтеграції знань з різних джерел

Інтеграція знань із різнорідних джерел є одним із найскладніших етапів проектування баз знань в експертних системах [9]. Джерела можуть включати результати експертних опитувань, документи, бази даних, зовнішні сервіси або автоматичні інструменти збору даних. Такі знання часто відрізняються структурою, рівнем деталізації та можуть містити суперечливу або неповну інформацію.

Для ефективної інтеграції необхідно забезпечити гармонізацію даних, стандартизацію форм представлення та збереження логічної цілісності. Особливої уваги потребує узгодження понять, термінів і структур, що походять із різних середовищ. Наприклад, система повинна однаково трактувати поняття «симптом» незалежно від його джерела — медичного довідника або експертного інтерв'ю. У цьому контексті надзвичайно важливо забезпечити семантичну сумісність понять, що входять до складу бази знань.

Ще більш складним є об'єднання знань, що мають різну природу: структуровані дані, текстові описи, правила, причинно-наслідкові залежності тощо. У таких випадках потрібні механізми перетворення, формалізації й узгодження контекстів використання знань. Наприклад, при об'єднанні знань із систем

електронного навчання, аналітики поведінки та експертного досвіду необхідно зберігати логічну цілісність і уникати семантичних конфліктів.

Ці процеси ускладнюються ще й тим, що знання не завжди можна легко співвіднести між собою. Поняття, які в різних джерелах мають схожу назву, можуть відрізнятися за значенням або структурою. Тому важливо впроваджувати етапи перевірки на суперечності, автоматичну валідацію та уточнення понять за допомогою онтологічних моделей.

Іншою критичною умовою є інтероперабельність системи — тобто її здатність взаємодіяти з іншими програмними компонентами та джерелами знань. Для цього використовуються відкриті стандарти, зокрема OWL, RDF, JSON-LD, що дають змогу не лише обмінюватися даними, а й підтримувати узгоджене логічне подання.

Інтеграція — це не разова дія, а постійний процес. Тому бази знань мають проєктуватися з урахуванням розширюваності, можливості оновлення без порушення існуючої структури та підтримки динамічного розвитку.

Таким чином, складність інтеграції полягає не лише в технічних аспектах об'єднання джерел, а й у необхідності забезпечити узгодженість знань, підтримку гібридних структур і можливість подальшої адаптації системи без втрати її цілісності.

2.4 Формалізація знань і вимоги до гнучкості

Ефективне проєктування баз знань передбачає створення чіткої логічної структури, яка дозволяє зберігати та обробляти знання за допомогою програмних засобів. Формалізація — це процес подання знань у вигляді строго визначених структур, які можна інтерпретувати й обробляти автоматизовано. Такий підхід забезпечує логічну узгодженість, можливість верифікації, контроль якості та автоматичне виведення нових фактів.

Однак надмірна формалізація може суттєво зменшити гнучкість системи. У реальних умовах, коли знання швидко змінюються, містять неоднозначності або не піддаються суворій структуризації, надто жорсткі формати подання ускладнюють

оновлення бази, інтеграцію нових джерел та облік нестандартних ситуацій. Системи, що базуються виключно на формалізованих правилах, нерідко втрачають здатність до адаптації, особливо в динамічних предметних галузях.

З іншого боку, надмірна гнучкість — використання нефіксованих або слабко формалізованих структур — може призвести до втрати логічної цілісності, помилок у виведенні та загальної ненадійності системи. Це особливо критично для галузей, де потрібна точність, перевірюваність та чіткість логіки міркування.

Цю суперечність між жорсткою формалізацією та гнучкістю можна наочно представити у вигляді порівняльної таблиці (див. табл. 2.1).

Таблиця 2.1 – Жорстка модель чи гнучка (таблиця виконана самостійно)

Ознака	Жорстко формалізована модель	Гнучка модель представлення знань
Точність логіки	Висока, можливість формального виведення	Може містити нечіткі або умовні знання
Здатність до адаптації	Складна, потребує серйозного втручання	Висока, легко оновлюється
Масштабованість	Обмежена	Добре масштабується
Складність реалізації	Висока	Нижча
Контроль цілісності	Можливий автоматичний контроль	Ускладнений, частково ручний

Отже, проєктування баз знань потребує пошуку балансу між точністю формалізації та динамічністю представлення. Перспективними є гібридні моделі, що поєднують структуровані формати (правила, онтології) з адаптивними механізмами оновлення. Такий підхід дозволяє досягти як логічної коректності, так і гнучкості системи, що особливо важливо для сучасних інтелектуальних застосувань [7].

3. КОНЦЕПЦІЯ ДОСЛІДЖЕННЯ

Метою цього дослідження є здійснення порівняльного аналізу сучасних підходів до проєктування БЗ в експертних системах підтримки прийняття рішень. У фокусі дослідження — три моделі представлення знань: RB, FB та OB. Вибір саме цих трьох підходів обумовлений їхньою поширеністю в практиці проєктування експертних систем, наявністю стабільної теоретичної бази та потенціалом для подальшого розвитку.

Дослідження спрямоване на виявлення сильних і слабких сторін кожного з підходів, їх придатності до практичного використання, масштабування, формалізації та адаптації до складних предметних областей.

Для досягнення поставленої мети було сформульовано такі основні задачі:

- провести огляд і аналіз існуючих методів проєктування баз знань;
- визначити актуальні проблеми, пов'язані з побудовою знань для експертних систем;
- сформулювати критерії, за якими буде здійснено порівняння підходів;
- обґрунтувати вибір трьох методів для практичного тестування;
- реалізувати демонстраційний програмний інструмент, що підтримує побудову баз знань за кожним з методів;
- забезпечити можливість введення єдиних вхідних даних і отримання порівняльних результатів;
- провести експериментальне дослідження ефективності обраних підходів;
- на основі отриманих результатів сформулювати висновки щодо придатності кожного з методів для різних типів задач.

Виконання зазначених задач дозволить сформувати цілісне уявлення про переваги й обмеження різних підходів до проєктування баз знань в експертних системах. Практична реалізація кожного з методів у межах єдиного програмного середовища створює передумови для об'єктивного порівняння їхньої ефективності, зручності інтеграції та придатності до подальшого розвитку в реальних умовах.

4. АНАЛІЗ ПІДХОДІВ ДО ПРОЄКТУВАННЯ БАЗ ЗНАНЬ

4.1 Теоретичне обґрунтування вибору підходів до проєктування баз знань

У межах дослідження, спрямованого на аналіз різних підходів до проєктування баз знань в експертних системах, було обрано три найбільш репрезентативні моделі представлення знань: rule-based, фреймова та онтологічна. Кожен із цих підходів має власні концептуальні засади, механізми структурування знань, способи реалізації логіки міркування та характерні сфери застосування.

Порівняння зазначених моделей здійснюється з урахуванням ключових аспектів їх функціонування: формалізованості опису знань, рівня масштабованості, можливостей адаптації до нових предметних областей, а також зручності реалізації в програмних системах. Акцент робиться на практичному значенні кожного з підходів — від архітектурних особливостей до технічної реалізації в межах єдиного інструментального середовища.

Такий огляд створює методологічне підґрунтя для подальшого аналізу, реалізації та тестування програмної системи, що підтримує представлення знань у форматі трьох підходів. Це дозволяє не лише оцінити їх ефективність у теоретичному плані, а й перевірити доцільність використання кожного з них на практиці.

4.2 Rule-based підхід

RB є одним із найпоширеніших способів представлення знань в експертних системах. Його суть полягає в описі знань у вигляді правил типу «якщо... то...», які дозволяють системі формулювати висновки на основі заданих умов [2]. Правила можуть описувати як прості залежності між окремими фактами, так і складні багатоступеневі логічні міркування. Кожне правило функціонує як незалежна одиниця знань, що забезпечує модульність та гнучкість системи. Його універсальність зробила цей метод основою для великої кількості перших комерційних експертних систем, а також актуальним і в сучасних умовах, особливо в поєднанні з іншими методами.

У загальному вигляді продукційне правило можна подати формулою 4.1:

$$IF C_1 \wedge C_2 \wedge \dots \wedge C_n THEN A \quad (4.1)$$

де C_1, C_2, \dots, C_n — набір умов (фактів або ознак), які мають бути істинними;

A — дія або висновок, що виконується у разі виконання всіх умов;

\wedge — логічна операція "і", яка означає одночасність виконання.

Цей підхід є модульним: кожне правило є незалежною одиницею, що значно спрощує оновлення, супровід і розширення бази знань. При зміні предметної області або логіки прийняття рішень достатньо додати нові правила без необхідності повної перебудови всієї системи.

До переваг RB підходу можна віднести наступні критерії:

- зрозуміла структура знань — логіка легко читається і контролюється;
- гнучкість в редагуванні — нові правила можна додавати без впливу на існуючі;
- можливість пояснення рішень — кожен висновок можна прослідкувати до відповідного правила;
- підходить для чітко формалізованих предметних областей.

Ці характеристики роблять rule-based підхід привабливим для задач, де існують чітко визначені логічні зв'язки між подіями, станами або фактами.

До обмежень RB підходу можна віднести наступні критерії:

- складність підтримки великої бази правил — зі зростанням кількості продукцій зростає ризик конфліктів;
- відсутність обробки нечітких знань — складно працювати з неповною або невизначеною інформацією;
- можливість неоднозначних або суперечливих висновків, якщо не реалізовані додаткові механізми контролю.

Таким чином, rule-based підхід є ефективним для побудови систем у добре структурованих галузях, де знання можуть бути описані логічними правилами. Він дозволяє забезпечити прозорість прийняття рішень і зручність інтеграції в

прикладні задачі, однак потребує ретельного проектування у випадках з великою кількістю знань або складною логікою.

4.3 Фреймовий підхід

Фреймовий підхід (ФП) — це метод представлення знань, що ґрунтується на концепції фреймів — структурованих об'єктів, які описують поняття або ситуації за допомогою набору характеристик (слотів) і їхніх значень. Кожен фрейм виконує роль шаблону або "каркаса", що дозволяє ефективно організовувати знання у вигляді ієрархічних структур [3].

Фрейм складається назви (ідентифікатор поняття), слотів (атрибутів або властивостей) та значень слотів, які можуть бути сталими, обчислюваними або наслідуваними.

Завдяки успадкуванню, фрейми можуть будуватися за принципом ієрархій, що дозволяє уникати дублювання інформації та забезпечує повторне використання вже описаних властивостей. Це робить підхід зручним для моделювання реальних об'єктів, які мають подібні характеристики або спільну структуру.

Наслідування слотів у FB можна завдяки наступній формулі 4.2:

$$Slot(F_{child}, A) := Slot(F_{parent}, A) / \neg defined(F_{child}, A) \quad (4.2)$$

де F_{child} — фрейм-нащадок;

F_{parent} — фрейм-батько;

A — атрибут (слот);

$\neg defined(F_{child}, A)$ — означає, що слот не визначено у дочірньому фреймі, отже значення успадковується.

До переваг FB підходу можна віднести наступні критерії:

- наглядність і структурованість, дозволяє легко моделювати складні об'єкти з численними параметрами;
- підтримка ієрархії, що спрощує організацію знань через наслідування;

- можливість повторного використання фреймів, дозволяє ефективно масштабувати базу знань;
- природна відповідність реальним об'єктам та поняттям - зручно при побудові моделей, наближених до людського мислення.

До обмежень FB підходу можна віднести наступні критерії:

- жорстка структура, іноді складно описати динамічні чи неформалізовані знання;
- обмеженість механізмів логічного виведення, потрібне окреме визначення правил або процедур обробки;
- може ускладнюватися реалізація складних залежностей між фреймами, якщо не використовується додатковий механізм логічного виведення.

ФП підхід добре підходить для систем, у яких знання можна описати у вигляді об'єктів з властивостями, особливо в тих випадках, коли потрібна підтримка ієрархії та повторного використання елементів. У таких системах важливо забезпечити узгодженість між фреймами та контроль за коректністю наслідування, особливо у випадках складної багаторівневої структури. Його доцільно застосовувати в інформаційних системах, що моделюють об'єкти з подібною структурою — наприклад, технічні довідники, опис товарів, характеристики організацій тощо.

4.4 Онтологічний підхід

ОП базується на побудові формалізованих моделей предметної області у вигляді онтологій — систем понять, їх властивостей і взаємозв'язків, визначених у строгій логічній формі. Онтології дозволяють створювати уніфіковані, машиночитані схеми знань, які можуть бути інтерпретовані не лише програмною системою, а й іншими агентами — наприклад, сервісами або платформами в рамках семантичного вебу [4].

Ключовими складовими онтології є:

- класи (поняття) - загальні категорії об'єктів;
- індивіди - конкретні екземпляри класів;

- властивості (атрибути) - характеристики об'єктів або зв'язки між ними;
- аксиоми - логічні правила, що формалізують обмеження або відношення.

Онтології створюються з використанням спеціальних мов, що дозволяє інтегрувати знання з різних джерел, проводити автоматичне логічне виведення та забезпечувати сумісність між системами.

Структурно онтологію можна подати у формулі 4.3 яка представлена у вигляді четвірки:

$$O = \langle C, R, I, A \rangle \quad (4.3)$$

де C — множина класів;

R — множина відношень (реляцій) між класами;

I — набір індивідуальних екземплярів;

A — множина аксіом, що регламентують логічну цілісність моделі.

Серед основних переваг онтологічного підходу до представлення знань варто виокремити такі ключові критерії, які зумовлюють його ефективність у складних інформаційних системах:

- формалізація знань на високому рівні, що дозволяє чітко описати навіть складні домени;
- можливість логічного виведення, що означає автоматичне отримання нових фактів на основі аксіом;
- інтероперабельність, що означає сумісність з іншими системами та підтримка обміну знаннями;
- масштабованість і модульність, що онтології легко розширювати та адаптувати до нових умов.

Онтологічний підхід до моделювання знань вирізняється низкою переваг, серед яких особливо варто відзначити такі характеристики, що визначають його придатність для побудови складних, формалізованих систем:

- висока складність побудови, що потребує глибокого аналізу предметної області та володіння спеціальними інструментами;

- значні вимоги до ресурсів при обробці великих онтологій, що ускладнює забезпечення належної продуктивності;
- складність у підтримці онтології без належної дисципліни онтологічного проєктування.

Онтологічний підхід є особливо доцільним у тих системах, де необхідна висока ступінь формалізації знань, підтримка автоматичного виведення висновків, а також інтеграція з іншими джерелами даних [12]. Крім того, онтології забезпечують зручну основу для побудови інтелектуальних сервісів, здатних адаптуватися до нових знань без потреби зміни всієї структури системи. Він широко застосовується у біоінформатиці, семантичному вебі, цифрових бібліотеках, медичних системах підтримки прийняття рішень.

4.5 Порівняння підходів за заданими критеріями

Для об'єктивного аналізу ефективності розглянутих підходів до проєктування баз знань — rule-based, frame-based та ontology-based — було сформульовано низку критеріїв (див. табл. 4.1).

Таблиця 4.1 – Порівняння обраних методів проєктування баз знань (таблиця виконана самостійно)

Критерій	Rule-based	Frame-based	Ontology-based
Рівень формалізації	Низький – середній	Середній	Високий
Масштабування та повторне використання	Обмежене	Підтримується через наслідування	Висока гнучкість
Структура знань	Лінійна, залежна від правил	Ієрархічна з атрибутами	Формальна, логічно пов'язана
Простота реалізації	Висока	Середня	Низька
Підтримка складних доменів	Обмежена	Може бути ускладнена	Дуже висока
Інтеграція з іншими системами	Мінімальна або відсутня	Можлива, але не типова	Повноцінна, через стандарти OWL/RDF

Аналіз наведених характеристик дозволяє не лише виділити сильні та слабкі сторони кожного підходу, але й зробити висновки щодо доцільності їх застосування в різних умовах. Rule-based підхід, завдяки своїй простоті реалізації, є ефективним у випадках, коли знання можуть бути чітко формалізовані у вигляді правил. Однак із зростанням складності предметної області та потреби в масштабованості цей підхід виявляє обмеження.

Frame-based підхід забезпечує кращу організацію знань, завдяки ієрархічній структурі та можливості повторного використання атрибутів. Це робить його зручним для систем, де необхідно працювати з великою кількістю об'єктів, що мають подібні характеристики.

Ontology-based підхід демонструє найвищий рівень формалізації та гнучкості. Його застосування виправдане у високорозгалужених предметних областях, де важливо зберігати логічні зв'язки між поняттями та підтримувати автоматичну перевірку цілісності знань. Такий підхід потребує значних зусиль на етапі розробки, однак забезпечує високу якість та узгодженість бази знань у довгостроковій перспективі.

Таким чином, порівняльний аналіз rule-based, frame-based та ontology-based підходів окреслив їх сильні та слабкі сторони в контексті побудови баз знань. Залежно від складності предметної області, вимог до масштабованості, гнучкості та ступеня формалізації, кожен із методів може бути доцільним для певного класу задач [10]. У межах цього дослідження всі три підходи були реалізовані у вигляді окремих модулів єдиної програмної системи, що дозволяє здійснити об'єктивне порівняння їх ефективності на практиці.

Застосування всіх трьох методів у межах єдиного середовища дозволило не лише порівняти їх у теоретичному аспекті, а й оцінити практичну придатність кожного підходу для розв'язання однієї й тієї ж задачі. Такий підхід надає змогу виявити неочевидні переваги та обмеження, які можуть проявитися лише в процесі реалізації.

5. СТРУКТУРА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

5.1 Постанова задачі

Розроблене програмне забезпечення призначене для підтримки процесу прийняття рішень щодо вибору типу стартап-проєкту. В основу системи покладено три підходи до побудови баз знань — rule-based, frame-based та ontology-based, які дозволяють проаналізувати вхідні характеристики користувача з різних точок зору та порівняти отримані висновки.

Предметна область — класифікація стартапів — була обрана з огляду на її актуальність в умовах зростаючої діджиталізації підприємництва, потреби в підтримці нових ініціатив та нестачі універсальних рекомендаційних інструментів для вибору напряму розвитку проєкту. Такий підхід дозволяє демонструвати роботу системи на прикладі життєво релевантного завдання, що поєднує елементи штучного інтелекту, інтерпретації знань та прикладної експертизи.

Система підтримує покрокове введення параметрів користувача, паралельний запуск усіх методів аналізу, виведення пояснень, графічне та табличне представлення результатів. Особливу увагу приділено можливості порівняння результатів, що дозволяє оцінити консистентність висновків і гнучкість різних методів побудови знань.

5.2 Архітектура системи

Архітектура реалізованої системи побудована з урахуванням вимог модульності, масштабованості та розширюваності, що забезпечує ефективне функціонування та спрощує її супровід. Система реалізована за клієнт-серверною архітектурою, яка передбачає розмежування функцій обробки даних та взаємодії з користувачем. Такий підхід дозволяє оптимізувати розподіл навантаження між компонентами, забезпечує гнучкість у розширенні функціональності та сприяє подальшому розвитку системи.

Клієнтська частина створена з використанням фреймворку Vue.js та CSS-бібліотеки Tailwind. Фронтенд побудований на компонентному підході, що

дозволяє ізолювати логіку відображення, управління станом і взаємодії з сервером у вигляді окремих модулів (див. рис. 5.1).

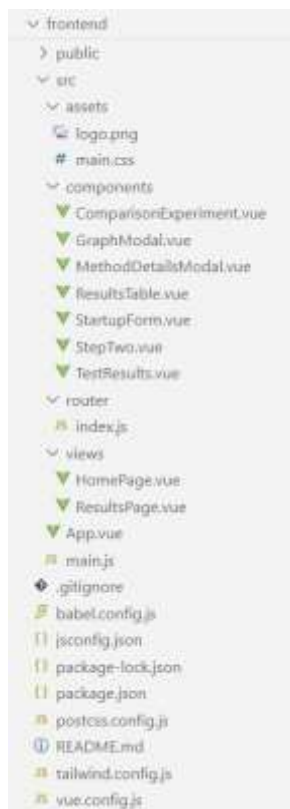


Рисунок 5.1 – Архітектура клієнтської частини (рисунок створено самостійно)

Серверна частина системи реалізована з використанням сучасного фреймворку FastAPI мовою програмування Python. Основним призначенням серверного компонента є обробка запитів від клієнта, запуск алгоритмів аналізу та формування результатів у форматі, придатному для відображення у користувацькому інтерфейсі (див. рис. 5.2).

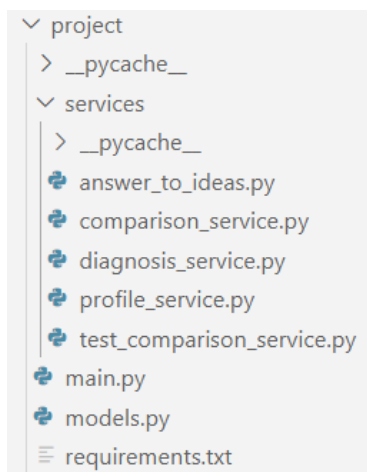


Рисунок 5.2 – Архітектура серверної частини (рисунок створено самостійно)

Взаємодія між клієнтом і сервером здійснюється через REST-ендпоінти. Передача даних відбувається у форматі JSON, що забезпечує швидку обробку запитів і сумісність з іншими вебтехнологіями. Основні запити включають надсилання параметрів користувача, запуск обчислень та отримання результатів порівняльного аналізу.

Система спроектована так, щоб окремі її компоненти можна було змінювати або розширювати без потреби модифікації всієї архітектури. Це дозволяє швидко адаптувати програмне забезпечення до нових вимог, додавати підтримку інших методів обробки знань або інтегрувати з зовнішніми сервісами. Застосування сучасних засобів веброзробки гарантує високу швидкодію, стабільність роботи й гнучкість у подальшому розвитку. Архітектура також орієнтована на можливу інтеграцію з іншими сервісами чи модулями штучного інтелекту, що робить її придатною для масштабування в майбутньому.

5.3 Функціональна структура програмного забезпечення

Функціональна модель розробленої системи спрямована на забезпечення ефективного процесу підтримки прийняття рішень щодо вибору типу стартап-проєкту. Основна ідея полягає в паралельному застосуванні трьох підходів до побудови баз знань, для інтерпретації одного й того самого набору вхідних характеристик користувача. Це дозволяє не лише зіставити результати, а й виявити відмінності у логіці обробки, гнучкості та ступені формалізації кожного з методів.

Процес взаємодії між клієнтською та серверною частинами реалізований у вигляді чітко визначених етапів: від покрокового введення параметрів користувача до отримання узагальнених висновків та їх візуального представлення. Кожен етап реалізовано у вигляді окремого функціонального модуля, що забезпечує гнучкість, легкість у супроводі та можливість подальшого розширення функціональності.

Ключові можливості клієнтської частини включають:

- покрокове введення вхідних характеристик через інтерактивну форму, яка дозволяє поступово вказувати параметри проєкту;

- запуск усіх трьох підходів аналізу на спільному наборі даних для формування достовірного порівняння;
- виявлення збігів у результатах методів для формулювання висновків;
- робота з тестовими наборами даних — у систему інтегровано типові приклади для демонстрації поведінки кожного методу на фіксованих сценаріях;
- можливість зміни параметрів і вагових коефіцієнтів — користувач може змінювати вхідні дані та ваги характеристик, щоб спостерігати, як це впливає на результати аналізу;
- подання результатів у табличній та графічній формі в інтерфейсі користувача.

На сервері реалізовано окрему логіку обробки для кожного з підходів. Після отримання запиту від клієнта система трансформує вхідні дані у відповідні внутрішні структури й виконує обчислення. Після виконання обчислень формується структурований результат з висновками, рівнями пріоритету або ступенем відповідності, який надсилається клієнтській частині у форматі JSON.

Однією з ключових функціональних переваг системи є можливість одночасного порівняння результатів усіх трьох підходів на єдиному наборі характеристик. Такий підхід дозволяє виявити не лише явні, а й неочевидні особливості кожного методу, що можуть проявлятися лише в процесі практичного застосування. Це створює базу для подальшого експериментального дослідження чутливості методів до окремих змінних і загальної ефективності в умовах реальних сценаріїв прийняття рішень.

5.4 Інтерфейс користувача

Інтерфейс користувача системи організовано таким чином, щоб забезпечити послідовне проходження етапів прийняття рішення – від введення вхідних даних до перегляду результатів. Візуальна структура базується на компонентному поділі, де кожен етап взаємодії реалізований у вигляді окремого екрана або функціонального блоку.

Основу інтерфейсу становлять три ключові модулі: форма введення, блок з опитуванням та візуалізація результатів. Додатково передбачено режим роботи з тестовими профілями, який дозволяє автоматично оцінити ефективність методів за фіксованими сценаріями.

Інтерфейс забезпечує:

- логічну побудову послідовності дій;
- чіткий поділ між кроками процесу;
- можливість порівняння результатів трьох методів;
- деталізацію обґрунтування вибору для кожного методу.

Оформлення інтерфейсу витримано в єдиному стилі, що сприяє сприйняттю інформації та знижує когнітивне навантаження на користувача.

5.4.1 Введення даних користувачем

Першим етапом роботи з системою є послідовне введення вхідних даних, необхідних для подальшого аналізу та порівняння результатів. Вхідна інформація охоплює як загальні характеристики проєкту, так і уточнювальні стратегічні параметри.

Форма містить такі основні блоки:

- вибір навичок, які описують компетентності, необхідні для реалізації стартапу;
- вибір ролей у команді, що дозволяє зафіксувати наявну або заплановану структуру команди;
- стан фінансування — зазначається, чи має проєкт фінансову підтримку, перебуває у пошуку інвестора або не має фінансування;
- оцінювання важливості критеріїв, таких як команда, навички та досвід.

Користувач встановлює вагу кожного з критеріїв у межах шкали від 1 до 5, що впливає на результати аналізу (див. рис. 5.3).

Рисунок 5.3 – Інтерфейс введення основних характеристик проекту (рисунок створено самостійно)

Наступний блок форми складається з переліку запитань, які деталізують стратегічну модель проекту. Зокрема, користувач надає відповіді щодо:

- основної цільової аудиторії;
- бізнес-моделі;
- ключової цінності продукту;
- проблеми або потреби, яку вирішує стартап;
- рівня інноваційності рішення;
- основного каналу залучення клієнтів.

Запитання передбачають вибір одного варіанта відповіді, що дозволяє системі інтерпретувати параметри у формалізованому вигляді для подальшого використання в алгоритмах (див. рис. 5.4).

✦ Хто є вашою основною аудиторією?

- Бізнеси (B2B)
- Споживачі (B2C)
- Освітні установи
- Державні/громадські організації

✦ Яка головна цінність вашого продукту?

- Автоматизація процесів
- Покращення користувацького досвіду
- Підвищення ефективності навчання
- Поліпшення здоров'я або безпеки

✦ Яку бізнес-модель ви плануєте?

- Підписка (Subscription)
- Фазовий продаж
- Freemium
- Реклама

✦ Яку основну проблему або потребу ви хочете вирішити вашим стартапом?

Рисунок 5.4 – Блок уточнювальних запитань користувачу (рисунок створено самостійно)

Таким чином, форма охоплює як кількісні, так і якісні параметри, що характеризують проєкт, і дозволяє врахувати суб'єктивні пріоритети користувача. Вся введена інформація використовується для побудови внутрішнього профілю, на основі якого система здійснює порівняльний аналіз. Отримані результати представлено у наступному підпункті.

5.4.2 Результати порівняльного аналізу введених параметрів

Після завершення етапу введення вхідних даних система переходить до обчислення результатів на основі трьох методів побудови баз знань: rule-based, ontology-based та frame-based. Для кожного методу формується набір висновків, що включає:

- визначену категорію стартапу (у двох варіантах: стандартна та з урахуванням ваг користувача);
- текстовий опис ідеї, сформованої відповідно до логіки конкретного підходу;
- числові показники — загальна оцінка, кількість збігів, швидкість обробки;

– детальне пояснення, яке демонструє логіку прийнятого рішення.

Результати відображаються у вигляді окремих інформаційних блоків для кожного з трьох методів. Структура таких блоків є сталою та уніфікованою: вона дозволяє користувачу не лише порівняти категорії, але й проаналізувати, як саме система дійшла до кожного висновку. Це забезпечує прозорість процесу та дозволяє критично оцінити ефективність застосованих підходів.

Відображення здійснюється як у звичайному режимі (default), так і з урахуванням встановлених ваг критеріїв (weighted), що дає змогу порівнювати результати з різними акцентами на важливість параметрів.

Загальний вигляд інтерфейсу виведення результатів аналізу наведено на рисунку 5.5.

The screenshot displays a comparison between default and weighted results for a 'Rule-Based' analysis. The interface is organized into two columns: 'Default' and 'Weighted'.

Category	Default	Weighted
Категорія (Category)	Marketing / Sales	Marketing / Sales
Головна ідея (Main Idea)	CRM з AI-рекомендаціями	CRM з AI-рекомендаціями
Оцінка (Score)	101	283
Збірна (Team)	5	5
Швидкість (Speed)	0.001 сек.	0.001 сек.

Below the comparison table, there are two sections for explanations:

- Пояснення (Default):** Rule-Based: Marketing / Sales (score: 210) | Збір навички: innovation (fuzzy 60.0%, вага 1); Збір навички: content (fuzzy 100.0%, вага 1); Збір роль: designer (fuzzy 62.5%, вага 1); Збір роль: marketer (fuzzy 85.71428571428572%, вага 1); Збір цілі (goal) (fuzzy 100.0%, вага 1); Досвід: 1 балів (вага 1)
- Пояснення (Weighted):** Rule-Based: Marketing / Sales (score: 770) | Збір навички: innovation (fuzzy 60.0%, вага 5); Збір навички: content (fuzzy 100.0%, вага 5); Збір роль: designer (fuzzy 62.5%, вага 5); Збір роль: marketer (fuzzy 85.71428571428572%, вага 5); Збір цілі (goal) (fuzzy 100.0%, вага 3); Досвід: 1 балів (вага 3)

Рисунок 5.5 – Інтерфейс виведення результатів аналізу – аналогічний до усіх методів (рисунок створено самостійно)

Окремо варто зазначити, що кожен із трьох реалізованих підходів має свою логіку обробки даних. Наприклад, rule-based підхід використовує набір чітких умов для визначення типу стартапу, тоді як онтологічний підхід спирається на систему понять та відношень, заданих у термінах предметної області. Frame-based модель

дозволяє гнучко зіставляти значення заповнених полів із шаблонами, які описують характерні риси окремих класифікаційних груп.

Ці відмінності можуть призводити до різних результатів класифікації для одного й того самого профілю. Така поведінка є очікуваною, оскільки методи використовують різні принципи логічного висновку. Це, своєю чергою, відкриває можливість порівняння не лише за кінцевим результатом, а й за стратегією аналізу вхідних параметрів. У подальшому це дозволяє формувати рекомендації для покращення як самої системи, так і підходів до розробки моделей знань.

Таким чином, система не просто повертає кінцеву рекомендацію, а надає користувачу деталізовану інтерпретацію результатів, що дозволяє оцінити їхню обґрунтованість і обрати найбільш релевантний підхід у подальшій роботі.

5.4.3 Автоматизоване тестування на випадково згенерованих профілях

Окрім роботи з індивідуальними даними користувача, система реалізує режим тестування, який дозволяє оцінити стабільність та узгодженість результатів трьох методів на випадкових наборах даних. У цьому режимі автоматично створюється 20 профілів, сформованих шляхом випадкової генерації параметрів: навичок, ролей у команді, стану фінансування, цілей, типів стартапу тощо.

Для кожного з таких тестових профілів система виконує повноцінний аналіз за допомогою трьох підходів: RB, ОП та ФП. Результати виводяться у вигляді інтерактивної таблиці, яка містить:

- згенеровані вхідні характеристики профілю;
- визначені категорії та ідеї за кожним методом (у режимах Default та Weighted);
- індикатори відповідності між результатами в обох режимах;
- можливість відкриття повної деталізації для кожного випадку.

Загальний вигляд інтерфейсу для відображення таких результатів наведено на рисунку 5.6.

Результати тестових профілів

Сторінка тестових даних
Назад до форуму
Аналіз вилітну над

#	Навички	Команда	Фінанс.	Ціль	Тип	Rule-Based	Ontology	Frame	360 D	360 W	Відомості
1	manufacturing, design, technology, psychology	HR specialist, sales specialist, subscription consultant	no funding	education	Tech	<ul style="list-style-type: none"> D: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання W: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання 	<ul style="list-style-type: none"> D: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання W: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання 	<ul style="list-style-type: none"> D: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання W: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання 	Yes	Yes	Детальніше
2	programming, management, sales, design, consulting	agronomist, marketer, product manager, supply manager	has funding	social impact	Marketplace Platform	<ul style="list-style-type: none"> D: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями W: Gaming / Entertainment Мобильна гра з AR 	<ul style="list-style-type: none"> D: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями W: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями 	<ul style="list-style-type: none"> D: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями W: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями 	Yes	NA	Детальніше
3	marketing, innovation	education consultant, sales specialist, supply manager	has funding	healthcare	Service	<ul style="list-style-type: none"> D: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання W: EdTech Startup Платформа для адаптивного навчання 	<ul style="list-style-type: none"> D: HealthTech Startup Телемедицина платформа W: HealthTech Startup Телемедицина платформа 	<ul style="list-style-type: none"> D: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями W: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями 	NA	NA	Детальніше
4	marketing, engineering, research, innovation	supply manager, developer, lawyer	has funding	green solutions	Platform	<ul style="list-style-type: none"> D: E-commerce / Marketplace Онлайн маркетплейс для нових товарів W: E-commerce / Marketplace Онлайн маркетплейс для нових товарів 	<ul style="list-style-type: none"> D: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями W: Marketing / Sales CRM з AI-рекомендаціями 	<ul style="list-style-type: none"> D: AI / Data Science AI платформа для банків W: AI / Data Science AI платформа для банків 	NA	NA	Детальніше

Рисунок 5.6 – Таблиця з результатами порівняння на основі випадкових профілів (рисунок створено самостійно)

Для автоматизованої генерації випадкових профілів і запуску аналізу за всіма трьома підходами використовується спеціальний серверний маршрут. У цьому режимі формується набір штучно згенерованих вхідних даних — від навичок до цілей та складу команди — після чого для кожного профілю виконується повноцінне порівняння. Нижче наведено фрагмент коду, що реалізує зазначену логіку:

```
@app.get("/api/test-runs")
async def run_test_profiles(count: int = 20):
    test_results = []
    weights = {
        "goal": 3,
        "skills": 5,
        "team": 2,
        "experience": 5
    }
    skills_pool = [...]
    team_pool = [...]
    funding_options = [...]
    goals_pool = [...]
    startup_types = [...]
    for _ in range(count):
        skills = ", ".join(random.sample(skills_pool,
k=random.randint(2, 5)))
        team = ", ".join(random.sample(team_pool, k=random.randint(2,
5)))

        funding = random.choice(funding_options)
        goal = random.choice(goals_pool)
        startupType = random.sample(startup_types,
k=random.randint(1, 2))
```

```

experiencePerSkill = {
    skill: random.randint(1, 10)
    for skill in skills.split(", ")
}
profile = create_profile(
    skills=skills,
    experience="",
    team=team,
    funding=funding,
    idea="",
    experiencePerSkill=experiencePerSkill,
    goal=goal,
    startupType=startupType
)
result = compare_methods(profile, weights)
test_results.append({
    "profile": {
        "skills": skills,
        "team": team,
        "funding": funding,
        "experiencePerSkill": experiencePerSkill,
        "goal": goal,
        "startupType": startupType,
        "weights": weights
    },
    "Rule-Based": result["Rule-Based"],
    "Ontology-Based": result["Ontology-Based"],
    "Frame-Based": result["Frame-Based"]
})
return test_results

```

Такий підхід забезпечує гнучкість у тестуванні, дозволяє виявити слабкі місця у логіці кожного методу, а також створює умови для об'єктивного порівняння на великому наборі синтетичних даних. Це особливо корисно для демонстрації відмінностей між методами у випадках нечітко структурованих або варіативних сценаріїв, що імітують реальні ситуації вибору типу стартап-проєкту.

Користувач має змогу відкрити детальне модальне вікно, у якому представлено логіку формування результату: збіги по кожному з критеріїв, їхні значення, вагові коефіцієнти, а також підсумковий висновок. Кожен метод подається в окремій вкладці, що дозволяє здійснити глибоке порівняння між ними (див. рис. 5.7).

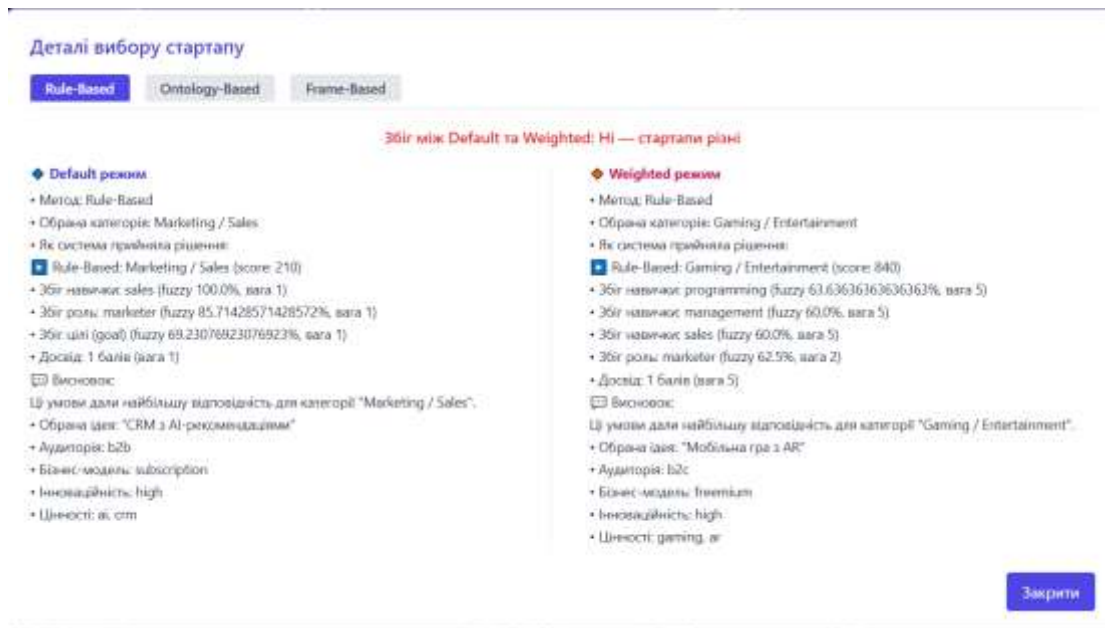


Рисунок 5.7 – Деталізація логіки вибору категорії для одного з випадкових тестових профілів (рисунок створено самостійно)

Такий режим дає змогу оцінити поведінку системи в умовах повної невизначеності вхідних даних, а також проаналізувати чутливість і логічну послідовність кожного з підходів у різних ситуаціях.

5.4.4 Аналіз чутливості результатів до окремих змінних

Для оцінки чутливості системи до змін вхідних даних реалізовано окремий режим аналізу впливу параметрів. У цьому режимі користувач може вручну змінювати значення ключових характеристик стартапу — таких як мета, набір навичок, склад команди або ваги критеріїв — і спостерігати, як це впливає на результати трьох методів.

У межах цього функціоналу:

- вводяться або редагуються базові параметри проекту;
- автоматично створюються варіації на основі змін одного з параметрів;
- для кожної варіації система повторно виконує аналіз і виводить категорії визначені RB, ФП, ОП методами.

Результати відображаються у порівняльному вигляді, що дає змогу:

- виявити, які параметри мають найбільший вплив на зміну висновків;

- оцінити стабільність кожного методу до змін вхідних даних;
- дослідити логіку реакції системи на різні сценарії.

На рисунку 5.8 зображено приклад роботи цього режиму для кількох змінних сценаріях.

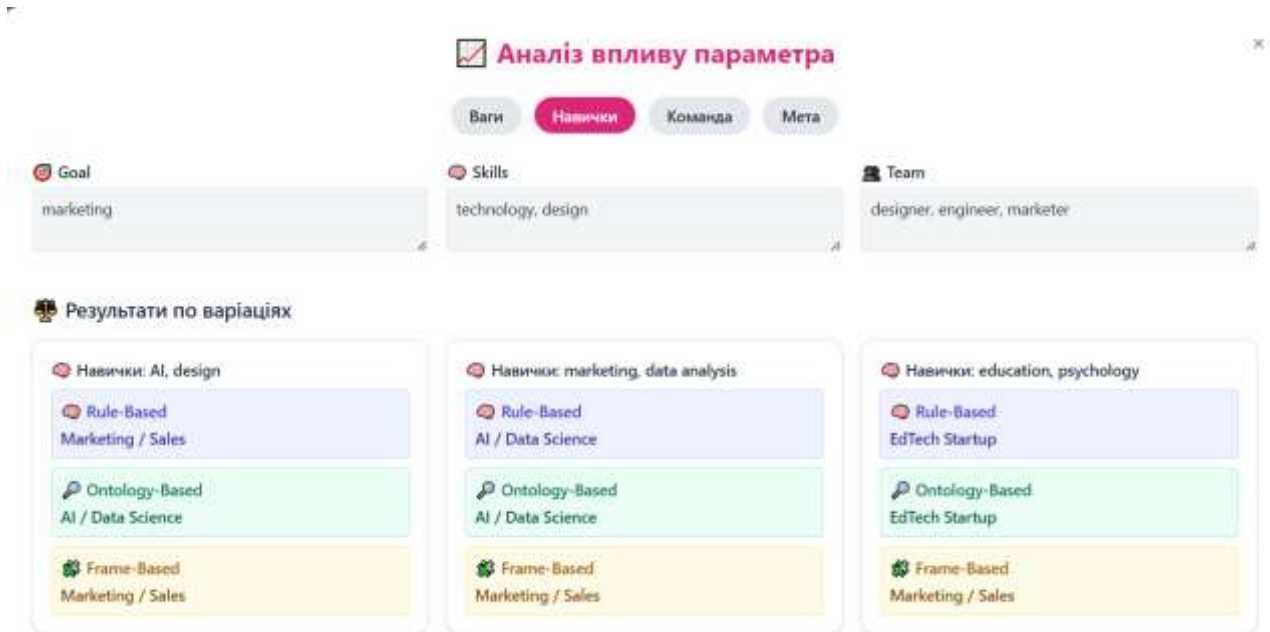


Рисунок 5.8 – Інтерфейс аналізу впливу параметрів на результати порівняння (рисунок створено самостійно)

Такий режим корисний як для користувачів, що хочуть уточнити свій вибір, так і для дослідників, які вивчають поведінку експертних методів при змінних умовах.

5.5 Підсумок реалізації системи

Розроблений програмний продукт дозволяє комплексно проаналізувати тип стартап-проєкту на основі введених характеристик, використовуючи три різні підходи до організації знань: РВ, ОП, ФП. Система надає користувачеві інтуїтивно зрозумілий інтерфейс, підтримує гнучке конфігурування параметрів і візуалізацію результатів як у звичайному, так і в тестовому режимі.

Особливістю реалізації є наявність режиму порівняння результатів на основі як реальних користувацьких даних, так і випадково згенерованих профілів. Це дозволяє глибше проаналізувати поведінку кожного з методів у різних умовах, а

також оцінити стабільність прийнятих рішень. Користувач має змогу змінювати вхідні характеристики, а система, в свою чергу, швидко оновлює результати та графічне подання.

Крім того, було приділено увагу зручності структури коду, що базується на компонентному підході. Це забезпечує можливість масштабування, повторного використання модулів та легкого супроводу системи. Упровадження бібліотеки Tailwind CSS дало змогу створити адаптивний дизайн, придатний для використання на різних пристроях.

Компонентна структура інтерфейсу дозволила логічно розділити функціональні блоки та спростити підтримку проєкту. Усі основні частини системи реалізовано так, щоб забезпечити простоту налаштування, змін і розширення. Візуальне подання результатів зроблено з урахуванням зручності для користувача та можливості швидко зіставити висновки різними методами.

Таким чином, реалізована система є завершеним інструментом для прийняття рішень у сфері класифікації стартапів за допомогою експертних методів і слугує платформою для подальших експериментальних досліджень, які будуть представлені у наступному розділі.

6. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

6.1 Методика проведення експерименту

Метою експериментального дослідження є оцінка ефективності реалізованих методів побудови баз знань в межах розробленої системи підтримки прийняття рішень. Дослідження проводилось з метою встановлення ступеня релевантності отриманих результатів, їхньої стабільності за умов варіативності вхідних даних, а також можливостей кожного методу щодо точного відображення особливостей проєкту.

Для забезпечення репрезентативності експеримент було організовано у два незалежні режими:

- інтерактивне тестування із введенням реальних даних користувачем, що дозволяє проаналізувати поведінку системи при індивідуальному підході до проєкту;
- масове автоматизоване тестування, при якому генеруються випадкові профілі з довільними наборами параметрів. Цей режим дає змогу дослідити загальні закономірності, типові сценарії та поведінкові патерни кожного з методів.

Усі тести проводилися у двох конфігураціях, що дозволяє порівняти вплив рівномірного та диференційованого підходів до вагових коефіцієнтів. У режимі «D» усі критерії враховуються з однаковою вагою, тоді як у режимі «W» кожному критерію призначається індивідуальна значущість, визначена користувачем.

Оцінювання результатів здійснювалось на основі таких параметрів:

- узгодженість результатів різних методів між собою;
- чутливість системи до змін вхідних характеристик (особливо вагових коефіцієнтів);
- рівень стабільності при повторному запуску з подібними або близькими за структурою даними;
- якість візуального представлення отриманих результатів та зручність для кінцевого користувача.

Проведення такого комплексного експерименту дозволило виявити специфіку кожного підходу в умовах однієї предметної області — вибору типу стартап-проєкту — та сформувані обґрунтовані висновки для подальшого вдосконалення системи або розробки схожих рішень.

6.2 Опис тестових сценаріїв

У межах експериментального дослідження було сформовано низку тестових сценаріїв, які охоплюють як інтерактивну, так і автоматизовану взаємодію з програмною системою. Метою кожного сценарію є перевірка релевантності отриманих результатів, стійкості алгоритмів до змін вхідних параметрів, а також ступеня узгодженості висновків, сформованих за допомогою різних методів побудови баз знань.

6.2.1 Сценарій 1. Усвідомлене введення даних користувачем.

Користувач вручну заповнює форму, вводячи логічно узгоджені та обґрунтовані вхідні дані, що імітують типову ситуацію вибору реального стартап-проєкту. Зокрема, обираються відповідні навички команди, рольова структура, параметри продукту й вагові коефіцієнти з урахуванням пріоритетів. Система, опрацьовуючи зазначену інформацію, формує результати на основі трьох підходів (див. табл. 6.1).

Таблиця 6.1 – Параметри користувача та результати класифікації за трьома методами (таблиця виконана самостійно)

Навички	Програмування, Технології, Дизайн, Створення контенту		
Досвід (роки)	Програмування: 5, Технології: 4, Дизайн: 5, Створення контенту: 5		
Ролі в команді	Розробник, UI/UX дизайнер, Дизайнер, Інженер		
Додаткові значення	Бізнес, Автоматизація процесів, Підписка, Високий рівень інновації, Цифровий маркетинг		
RB (D): IT Startup	ОП (D): IT Startup	ФП (D): IT Startup	
RB (W): IT Startup	ОП (W): IT Startup	ФП (W): IT Startup	

Метою даного сценарію є перевірка здатності системи повертати передбачувані, обґрунтовані та логічно інтерпретовані висновки.

Як видно з таблиці, усі три методи повернули однакову категорію – IT Startup як у режимі без ваг, так і з урахуванням ваг. Це свідчить про високу узгодженість між підходами при чітко структурованих вхідних даних. Така стабільність класифікації підтверджує правильність реалізації логіки кожного з методів і демонструє, що при якісно заданих параметрах система здатна забезпечити надійний результат.

6.2.2 Сценарій 2. Неструктуроване введення даних.

У цьому сценарії дані вводяться навмання або суперечливо, без логічної узгодженості між параметрами. Зокрема, поєднуються несумісні навички, випадкові ролі та малоімовірні додаткові значення. Такий підхід дозволяє перевірити стійкість системи до інформаційного шуму, здатність опрацьовувати неоднозначні або потенційно некоректні дані й забезпечувати прийнятний рівень стабільності результатів (див. табл. 6.2).

Таблиця 6.2 – Параметри користувача та результати класифікації за трьома методами з неструктурованими даними (таблиця виконана самостійно)

Навички	Створення контенту, Архітектура, Інженерія, Освіта, Психологія	
Досвід (роки)	Створення контенту: 4, Архітектура: 5, Інженерія: 3, Освіта: 6, Психологія: 3	
Ролі в команді	Маркетолог, Агроном, Освітній консультант, Бухгалтер	
Додаткові значення	Споживачі, Покращення користувацького досвіду, кібербезпека / безпека даних, Середній рівень інноваційної	
RB (D): EdTech Startup	ОП (D): Marketing / Sales	ФП (D): Marketing / Sales
RB (W): EdTech Startup	ОП (W): Marketing / Sales	ФП (W): Marketing / Sales

Як видно з таблиці, усі три методи виявили різний ступінь чутливості до інформаційного шуму. Незважаючи на навмання сформовані дані, RB метод у

стандартному та зваженому режимах визначив категорію EdTech Startup, ймовірно, через сильну присутність ключових освітніх.

Натомість обидва інші методи — у всіх режимах класифікували проєкт як Marketing / Sales, що свідчить про домінування маркетингових патернів у вхідних даних навіть у відсутність структурованого змісту.

Цей сценарій демонструє, що ОП та ФП підходи мають тенденцію орієнтуватися на семантичну масу ключових слів, тоді як RB метод виявляє чутливість до окремих високовагових термінів. Загалом, усі три методи показали прийнятну стабільність, навіть за умов навмисної неструктурованості вхідних даних, що підтверджує їхню здатність адаптуватися до нетипових або суперечливих сценаріїв.

6.2.3 Сценарій 3. Набір згенерованих системою профілів

Система автоматично генерує набір випадкових профілів, кожен з яких містить довільні комбінації параметрів. Для кожного профілю виконуються обчислення за всіма трьома методами в обох режимах — із рівномірними вагами (D) та індивідуальними (W). Отримані результати порівнюються між методами та режимами для оцінки рівня узгодженості та виявлення можливих розбіжностей у висновках.

Перший експериментальний приклад можна побачити в таблиці 6.3.

Таблиця 6.3 – Експериментальний приклад №1 для згенерованих профілів (таблиця виконана самостійно)

Навички	Архітектура, створення контенту, логістика, консалтинг, технології		
Досвід (роки)	Архітектура: 3 , створення контенту: 5, логістика: 3, консалтинг: 4, технології: 3		
Ролі в команді	Агроном, менеджер з постачання, інженер		
Додаткові значення	B2C, Передплата, Високорівневі інновації, автоматизація		
RB (D) : IT Startup	ОП (D) : IT Startup	ФП (D) : EdTech Startup	
RB (W) : IT Startup	ОП (W) : IT Startup	ФП (W) : IT Startup	

У цьому випадку набір навичок профілю охоплює кілька тематичних напрямів, водночас жоден із напрямів явно не домінує, тому система могла б інтерпретувати профіль по-різному. У режимі D два методи — rule-based та ontology based — класифікують проєкт як IT Startup, що логічно пояснюється присутністю слів "технології" та "автоматизація" серед навичок і додаткових значень. Натомість метод ФП визначає категорію як EdTech Startup, ймовірно, через наявність ролі інженера або ключових освітніх слів, які впливають на логіку фреймів. Після увімкнення індивідуального вагування усі методи приходять до єдиного результату — IT Startup. Це свідчить про те, що ваги здатні зменшувати вплив другорядних сигналів і гармонізувати результати, фокусуючись на найвагоміших критеріях.

Другий експериментальний приклад можна побачити в таблиці 6.4.

Таблиця 6.4 – Експериментальний приклад №2 для згенерованих профілів (таблиця виконана самостійно)

Навички	Фінанси, логістика, психологія		
Досвід (роки)	Фінанси :4 , логістика:1, психологія:3		
Ролі в команді	HR-фахівець, дослідник ринку, розробник, бухгалтер, маркетолог		
Додаткові значення	Бізнеси, підписка, Високорівневі інновації,		
RB (D) : FinTech Startup	ОП (D) : FinTech Startup	ФП (D) : FinTech Startup	
RB (W) : FinTech Startup	ОП (W) : FinTech Startup	ФП (W) : FinTech Startup	

Експериментальний приклад №2 демонструє чітке домінування фінансової тематики. Навички пов'язані з фінансами, логістикою та психологією, а склад команди включає типові ролі для фінансового стартапу. Усі три методи у режимах D та W однозначно класифікують проєкт як FinTech Startup. Така стабільність пояснюється узгодженістю усіх параметрів. Це приклад ситуації, коли вхідні дані дають чіткий семантичний сигнал, тому навіть різні методи з різною логікою обробки демонструють однаковий результат.

Третій експериментальний приклад можна побачити в таблиці 6.5.

Таблиця 6.5 – Експериментальний приклад №3 для згенерованих профілів (таблиця виконана самостійно)

Навички	Інновації, створення контенту, маркетинг, менеджмент, освіта		
Досвід (роки)	Інновації : 3, створення контенту : 5, маркетинг: 5, менеджмент : 2, освіта : 5		
Ролі в команді	Маркетолог, бізнес-аналітик, менеджер з постачання, консультант з освіти, спеціаліст з персоналу		
Додаткові значення	Бізнеси, Середній рівень інновації, Продажі		
RB (D) : EdTech Startup	ОП (D) : Marketing /Sales	ФП (D) : Marketing / Sales	
RB (W) : EdTech Startup	ОП (W) : Marketing / Sales	ФП (W) : Marketing / Sales	

Третій профіль поєднує різнопланові характеристики, що створює конкуренцію між кількома категоріями. Команда представлена як маркетинговими, так і освітніми ролями: маркетолог, консультант з освіти, бізнес-аналітик, спеціаліст з персоналу. Додаткові значення містять поняття "бізнес", "продажі" та "середній рівень інноваційності", що ще більше ускладнює вибір. У режимі D, лише RB класифікує проєкт як EdTech Startup, ймовірно, через наявність освітніх термінів та ролей. Натомість ОП і ФП в обох режимах стабільно визначають категорію як Marketing / Sales. Це свідчить про те, що RB сильніше реагує на окремі ключові слова, навіть якщо загальна семантична маса більше відповідає іншій категорії. Така поведінка демонструє потенційні обмеження Rule-Based підходу в умовах неоднозначного профілю, коли семантика розподілена між кількома напрямками.

Проведений експеримент на основі трьох автоматично згенерованих профілів демонструє, що методи класифікації по-різному реагують на набір вхідних параметрів, а також на зміну режиму оцінювання — від рівномірного до індивідуального зважування.

6.2.4 Сценарій 4. Аналіз впливу окремих параметрів.

У межах цього сценарію система генерує базовий випадковий профіль, після чого створюється кілька модифікованих варіантів, у кожному з яких змінюється лише один параметр — наприклад, склад команди, набір навичок або значення ваги певного критерію. Для кожної модифікації система повторно здійснює обчислення трьома методами, що дозволяє оцінити чутливість системи до локальних змін у структурі вхідних даних та визначити найбільш впливові фактори, які суттєво змінюють результат (див. табл. 6.6).

Таблиця 6.6 – Аналіз впливу окремих параметрів (таблиця виконана самостійно)

Команда : інженер, консультант з освіти Навички : створення контенту, консалтинг, психологія, технології Ціль : маркетинг			
Змінні параметри	RB	ОП	ФП
1) goal: 5, skills: 1, team: 1 2) goal: 1, skills: 5, team: 1	1)Marketing/ Sales 2)Marketing/ Sales	1)EdTech Startup 2) Marketing/Sales	1) EdTech Startup 2) Marketing/Sales
1) AI, design 2) marketing, data analysis	1) EdTech Startup 2) AI/ Data Science	1) EdTech Startup 1) EdTech Startup	1) Marketing/Sales 2) Marketing/Sales
1) developer, designer 2) marketer, business analyst	1) Marketing/Sales 2) Marketing/Sales	1) Marketing/Sales 2) Marketing/Sales	1) Marketing/Sales 2) Marketing/Sales
1)Education 2) marketing	1) EdTech Startup 2) EdTech Startup	1) EdTech Startup 2) Marketing/Sales	1) EdTech Startup 2) Marketing/Sales

Проведений аналіз продемонстрував, що навіть невеликі локальні зміни у структурі вхідних даних можуть суттєво впливати на результат класифікації залежно від обраного методу. Найбільш чутливими до змін виявилися методи Rule-Based і Frame-Based, які швидко реагують на зміни ваги або ключових термінів у

навичках, меті чи складі команди. Навпаки, Ontology-Based метод продемонстрував відносну стабільність і більшу інерційність у зміні результатів.

Особливо помітний вплив мала зміна вагових коефіцієнтів: коли пріоритет надавався цілі (goal) або навичкам (skills), методи починали фокусуватися саме на цих полях, змінюючи категорію у відповідності до змісту. Також значний ефект спостерігався при зміні ключових слів у навичках — наприклад, додавання термінів, пов'язаних із ШІ або маркетингом, одразу переорієнтовувало результат на відповідну категорію (AI / Data Science або Marketing / Sales), навіть без зміни команди чи мети.

Також важливо, що усі три методи у деяких ситуаціях приходили до однакових результатів, що свідчить про узгодженість при чітко вираженому тематичному профілі. У випадках, де вхідні параметри були суперечливими або слабо вираженими, результати розходилися, і саме вагове налаштування дозволяло відкоригувати логіку і досягти стабільнішого результату.

Загалом цей сценарій доводить, що:

- rule-based підхід гнучкий, але чутливий до термінів і ваг;
- онтологічний підхід стабільний, але менш гнучкий;
- фреймовий підхід орієнтується на контекст і ролі, але також реагує на вагу;

Використання вагових коефіцієнтів — ключовий інструмент для адаптації системи до різних типів користувачів та сценаріїв.

Таким чином, цей експеримент підтверджує доцільність поєднання всіх трьох методів у комплексній системі, а також підкреслює важливість гнучкого налаштування ваг як засобу підвищення точності та адаптивності результатів.

6.3 Узагальнені висновки щодо ефективності методів

У результаті проведеного комплексного дослідження, що поєднувало як теоретичний аналіз, так і експериментальну перевірку обраних підходів, було здійснено детальний порівняльний аналіз трьох альтернативних методів побудови баз знань. У межах роботи було змодельовано прикладну ситуацію з чітко окресленими параметрами, після чого кожен із підходів було застосовано до однієї

й тієї ж предметної області з метою виявлення їхніх сильних і слабких сторін. Ураховуючи результати практичного тестування, а також попередні теоретичні припущення, можна сформулювати наступні узагальнені висновки.

Rule-based показав високу точність за умов чітко визначених правил і логічно структурованих вхідних даних. Він добре працює у випадках, коли існує попередньо сформалізована база знань, однак виявив нижчу гнучкість у ситуаціях з неоднозначною або хаотичною інформацією. Схильний до стабільного, але менш адаптивного вибору.

Онтологічний підхід виявив себе як найбільш структурно стійкий та контекстно чутливий метод. Завдяки представленню знань у вигляді взаємозв'язаних понять і класів, він краще за інші справлявся з неповними або варіативними даними. Особливо добре реагував на взаємозв'язки між сутностями, демонструючи узгодженість результатів навіть при зміні ваг або окремих характеристик.

Фреймовий підхід продемонстрував високу чутливість до контексту, зокрема до змісту ролей, цілей і навичок. Він забезпечував гнучке реагування на зміни в профілі користувача, але іноді міг давати менш передбачувані результати при нестандартних чи суперечливих входах. Його ефективність особливо проявляється при аналізі текстових чи описових полів, що не завжди чітко формалізуються.

Слід наголосити, що жоден з досліджуваних методів не може вважатися універсальним або безумовно кращим для всіх типів задач. У ході аналізу було чітко встановлено, що кожен підхід має власну сферу ефективності, яка значною мірою залежить від природи вхідних даних, ступеня їх структурованості, а також цілей, що стоять перед системою. Залежно від конкретного випадку, один метод може демонструвати стабільні результати, інший — високу адаптивність, а третій — глибоку контекстну чутливість. Саме тому, з практичної точки зору, найбільш доцільним і обґрунтованим є комбіноване використання декількох методів у межах єдиної системи.

ВИСНОВКИ

Пояснювальна записка до магістерської роботи є комплексним дослідженням, у якому поєднано теоретичне обґрунтування та практичну реалізацію методів побудови баз знань для експертних систем підтримки прийняття рішень. У процесі виконання роботи вдалося побудувати логічно послідовну структуру дослідження, охопити ключові аспекти предметної області, проаналізувати сучасні підходи до моделювання знань і сформулювати цілісне уявлення про розробку інтелектуальних систем.

У межах теоретичної частини було проведено системний аналіз методів представлення знань — rule-based, ontology-based та frame-based. Розглянуто їх сильні та слабкі сторони, а також обґрунтовано доцільність вибору саме цих підходів для порівняння. Особливу увагу приділено питанням масштабування, адаптації, інтеграції та формалізації знань у змінному інформаційному середовищі.

Практична частина реалізована у вигляді веб-застосунку, що забезпечує покрокову взаємодію з користувачем, візуалізацію результатів і демонстрацію логіки роботи кожного з підходів. Реалізовано інтерфейс, механізми оцінювання, порівняння методів і збереження результатів.

У дослідницькому блоці проведено серію експериментів із варіацією вхідних параметрів для кожного з методів, проаналізовано стійкість, точність і логічну узгодженість результатів. Отримані дані дозволили зробити обґрунтовані висновки щодо практичної ефективності та доцільності використання різних підходів у залежності від типу задачі.

Загалом магістерська робота демонструє як володіння теоретичними знаннями, так і практичні навички проектування, моделювання й реалізації експертних систем. Результати можуть бути використані для подальших наукових досліджень або адаптовані до прикладних задач у сфері підтримки прийняття рішень.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Бідюк П.І., Кривий О. М., Лук'янець С. І. та ін. Системи і методи підтримки прийняття рішень : підручник / за ред. П.І. Бідюка. — Київ : КПІ ім. Ігоря Сікорського, 2022. — 610 с.
2. Rule-Based Systems: Logic Explained [Електронний ресурс] — URL: <https://www.numberanalytics.com/blog/rule-based-systems-logic-explained> (дата звернення: 10.04.2025).
3. Frame (artificial intelligence) [Електронний ресурс] — URL: [https://en.wikipedia.org/wiki/Frame_\(artificial_intelligence\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Frame_(artificial_intelligence)) (дата звернення: 12.04.2025).
4. Ontology [Електронний ресурс] — URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877705811016900> (дата звернення: 16.04.2025).
5. Гребеннік І.В., Романова Т.Є., Тевяшев А.Д., Яськов Г.М. Методи підтримки прийняття рішень : навч. посіб. — Харків : ХНУРЕ, 2010. — 128 с.
6. Дмитрієнко В.Д. Вступ до теорії і методів прийняття рішень : навч. посіб. В.Д. Дмитрієнко, В.О. Кравець, С.Ю. Леонов. — Харків : НТУ "ХПІ", 2010. — 139 с.
7. Василевич Д.Ф., Юртин І.І. Прийняття рішень за умов конфлікту та невизначеності : навч. посіб. — Київ : Київський у. ім. Б. Грінченка, 2013. — 128 с.
8. Гвоздинський А.М., Якімова Н.А., Губін В.О. Методи оптимізації в системах прийняття рішень. Навч.посібник. — Харків: ХНУРЕ, 2006. — 325 с.
9. Нестеренко О.В., Савенков О.І., Фаловський О.О. Інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень : навч. посіб. — Київ : Національна академія управління, 2016. — 188 с.
10. Наконечний О.Г., Гребеннік І.В., Романова Т.Є., Тевяшев А.Д. Методи прийняття рішень : навч. посіб. — Харків : ХНУРЕ, 2016. — 131 с.
11. GitHub [Електронний ресурс] — URL: https://github.com/navwie/2025_M_PI_IPZzm-23-1_Lykhova_A_H (дата звернення: 07.06.2025).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ЗА НАУКОВИМИ НАПРЯМАМИ
КЕРІВНИКА ТА НАУКОВЦІВ КАФЕДРИ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

12. Шевченко О. Ю. Модель розподіленої онтологічної бази знань для інтелектуальних інформаційних систем // Системи обробки інформації. — 2010. — № 6(87). — С. 25–29.
13. Babenko V., Danova M., Feoktystova O. Creation of ontological knowledge bases in the Semantic Web by analyzing table structures // Studies in Computational Intelligence. — 2021. — Vol. 941. — P. 207–228. DOI: 10.1007/978-3-030-64619-6_9
14. Chalyi S., Leshchynskyi V. Detailing explanations in the recommender system based on matching temporal knowledge // Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. — 2020. — Vol. 4, № 2(106). — P. 6–13.