

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук
(повна назва)

Кафедра _____ Інформаційних управляючих систем
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

Дослідження методів і моделей побудови
чат-ботів в освітніх CRM-системах

(тема)

Виконав:

здобувач 2 року навчання,
групи ІУСТМ-24-1

Олексій Дробишев
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-професійна
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Інформаційні управляючі
системи та технології
(повна назва освітньої програми)

Керівник: ст. викл. каф. ІУС Катерина Чиркова
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту

Зав. кафедри ІУС


(підпис)

Костянтин ПЕТРОВ
(власне ім'я, прізвище)

2025 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
 Кафедра _____ Інформаційних управляючих систем _____
 Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
 Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
 (код і повна назва)
 Тип програми _____ освітньо-професійна _____
 (освітньо-професійна або освітньо-наукова)
 Освітня програма _____ Інформаційні управляючі системи та технології _____
 (повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри _____
(підпис)

“ 24 ” листопада 2025 р.

ЗАВДАННЯ**НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві _____ Дробишеву Олексію Сергійовичу _____
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів і моделей побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах.

затверджена наказом по університету від “ 24 ” листопада 2025 р. № 1055Ст

2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії “15” грудня 2025 р.


3. Вихідні дані до роботи науково-технічні публікації щодо дослідження методів і моделей побудови чат-ботів, матеріали передатестаційної практики, інтернет джерела в сфері досліджуваної проблеми.

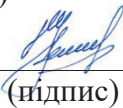
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі аналіз існуючих CRM-систем та їх класифікація, аналіз методів та моделей побудови чат-ботів, визначення показників оцінювання існуючих методів побудови чат-ботів, розробка гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням освітньо орієнтованої ENLP-моделі, порівняння гібридного контекстуального методу з використанням ENLP-моделі з існуючими методами побудови чат-ботів за визначеними показниками, опис методики використання гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі, апробація гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної області, методів та моделей побудови чат-ботів	24.11.2025 – 25.11.2025	Виконано
2	Постановка задачі дослідження	26.11.2025 –	Виконано
3	Аналіз вимог побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах	28.11.2025 – 29.11.2025	Виконано
4	Проектування гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	30.11.2025 – 01.12.2025	Виконано
5	Визначення показників оцінювання методів побудови чат-ботів	02.12.2025 – 03.12.2025	Виконано
6	Опис методики використання гібридного контекстуального методу побудови чат-боту в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	04.12.2025 – 05.12.2025	Виконано
7	Практична апробація розробленого методу	06.12.2025 –	Виконано
8	Оформлення пояснювальної записки	08.12.2025 –	Виконано
9	Формування презентації	10.12.2025 –	Виконано
10	Захист роботи	18.12.2025	Виконано

Дата видачі завдання 24 листопада 2025 р.

Здобувач 
(підпис)

Керівник роботи  ст. викл. каф. ІУС Катерина Чиркова
(підпис) (посада, власне ім'я, прізвище)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи: 123 с., 51 рис., 13 табл., 3 дод., 28 джерел.

ГІБРИДНИЙ КОНТЕКСТУАЛЬНИЙ МЕТОД, ОСВІТНЯ CRM-СИСТЕМА, ЧАТ-БОТ, ENLP-МОДЕЛЬ, NLG, NLU.

Об'єктом дослідження кваліфікаційної роботи є процес побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах.

Предметом дослідження роботи є моделі та методи побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження та розробка ефективного методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах, який матиме змогу орієнтуватись на освітній контекст та підвищити конверсію освітньої установи.

Методи дослідження – системний аналіз, методи підвищення оцінки ефективності та конверсії, машинне навчання.

В ході кваліфікаційної роботи було виконано: аналіз предметної області та постановка задачі дослідження, розробка гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі, опис методики використання гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі, апробація гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.

У результаті виконання кваліфікаційної роботи було розроблено гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням освітньо орієнтованої ENLP-моделі.

ABSTRACT

Explanatory note of the qualification work: 123 p., 51 fig., 13 tables, 3 appendices, 28 sources.

CHAT BOT, EDUCATIONAL CRM SYSTEM, ENLP MODEL, HYBRID CONTEXTUAL METHOD, NLG, NLU.

The object of the qualification work is the process of building chatbots in educational CRM systems.

The subject of the research work is the models and methods of building chatbots in educational CRM systems.

The purpose of the qualification work is to research and develop an effective method for building chatbots in educational CRM systems, which will be able to focus on the educational context and increase the conversion of an educational institution.

Research methods - system analysis, methods for improving efficiency and conversion assessment, machine learning.

During the qualification work, the following were performed: analysis of the subject area and formulation of the research task, development of a hybrid contextual method for building chatbots in educational CRM systems using the ENLP model, description of the methodology for using the hybrid contextual method for building chatbots in educational CRM systems using the ENLP model, testing of the hybrid contextual method for building chatbots in educational CRM systems using the ENLP model.

As a result of the qualification work, a hybrid contextual method for building chatbots in educational CRM systems using the educationally oriented ENLP model was developed.

ЗМІСТ

	С.
Скорочення та умовні позначки	9
Вступ.....	10
1 Аналіз предметної області та постановка задачі дослідження.....	12
1.1 Аналіз CRM-систем	12
1.1.1 Класифікація CRM-систем.....	12
1.1.2 Дослідження призначення CRM-систем у сфері освіти	14
1.1.3 Дослідження архітектури освітніх CRM-систем та перспективи впровадження чат-ботів	17
1.1.4 Аналіз існуючих освітніх CRM-систем та сервісів створення чат- ботів.....	21
1.2 Огляд NLP-моделей побудови чат-ботів	23
1.3 Аналіз методів побудови чат-ботів	26
1.4 Постановка задачі дослідження.....	35
2 Розробка гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.....	38
2.1 Аналіз вимог побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах	38
2.2 ENLP-модель в гібридному контекстуальному методі.....	40
2.3 Проектування гібридного контекстуального методу побудови в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	47
2.4 Визначення показників оцінювання методів побудови чат-ботів	53
2.4.1 Показник ефективності.....	53
2.4.2 Показник досягнення цілей.....	56
2.4.3 Показник конверсії	57
2.4.4 Інтегральний показник результативності.....	58
3 Методика використання гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.....	61

3.1	Опис технологічних рішень впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	61
3.2	Формування алгоритму впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-бота в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	62
4	Апробація гібридного контекстуального методу побудови чат-боту в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.....	65
4.1	Побудова гібридного контекстуального чат-бота для освітніх CRM-систем з використанням ENLP-моделі	65
4.2	Дослідження інтегрального показника результативності методів побудови чат-ботів.....	68
4.2.1	Дослідження інтегрального показника результативності гібридного контекстуального методу побудови чат-боту з використанням ENLP-моделі.....	68
4.2.2	Дослідження інтегрального показника результативності методу rule-based.....	71
4.2.3	Дослідження інтегрального показника результативності методу ML/NLP.....	75
4.2.4	Дослідження інтегрального показника результативності методу AI/LLM.....	78
4.2.5	Дослідження інтегрального показника результативності гібридного методу.....	80
4.2.6	Порівняльний аналіз існуючих методів побудови чат-ботів.....	83
4.3	Порівняльний аналіз гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі з rule-based методом	85
	Висновки	90
	Перелік джерел посилання	92
	Додаток А Графічний матеріал кваліфікаційної роботи.....	95

Додаток Б Програмний код чат-боту побудованого гібридним контекстуальним методом побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі	112
Додаток В Наукові публікації за темою кваліфікаційної роботи	122

СКОРОЧЕННЯ ТА УМОВНІ ПОЗНАКИ

IT – інформаційні технології
AI – artificial intelligence
B2B – business-to-business
CCPI – comprehensive chatbot performance index
CR – conversion rate
CRM – customer relationship management
ENLP – education natural language processing
GCR – goal completion rate
GPT – generative pre-trained transformer
HCM – hybrid contextual method
JWT – JSON Web Token
KB – knowledge base
LLM – large language model
ML – machine learning
NER – named entity recognition
NLG – natural language generation
NLP – natural language processing
NLU – natural language understanding
SMS – short message service

ВСТУП

Сучасні освітні системи управління відносинами з клієнтами (Customer Relationship Management, CRM) відіграють ключову роль в організації процесів взаємодії між студентами, викладачами та адміністративним персоналом. Проте, незважаючи на активний розвиток цифрових технологій, значна частина таких систем досі не містить вбудованих чат-ботів, здатних забезпечити повноцінну автоматизацію комунікацій. Переважна більшість наявних рішень базується на rule-based підходах, що обмежує функціональність заздалегідь визначеними сценаріями та не дозволяє враховувати контекст користувацьких запитів чи формувати адаптивні відповіді [1].

Сучасні тенденції розвитку штучного інтелекту (Artificial Intelligence, AI) та обробки природної мови (Natural Language Processing, NLP) демонструють перехід від жорстко формалізованих rule-based систем до адаптивних моделей, здатних аналізувати контекст запитів, навчатися на даних і формувати природні діалоги. Технології великих мовних моделей (Large Language Models, LLM) та гібридні архітектури, що поєднують правила, машинне навчання та нейромереві підходи, відкривають можливість створення нових типів чат-ботів, які вбудовуються в освітні платформи та виконують роль інтелектуальних асистентів.

Тенденції розвитку зумовлюють потребу у дослідженні методів побудови чат-ботів для освітніх CRM-систем із використанням сучасних методів побудови, які використовують контекст діалогу, мають гібридну архітектуру, можуть орієнтуватись в освітньому контенті.

Наукова новизна полягає в розробці вдосконаленого методу побудови чат-ботів, який, на відміну від існуючих підходів, орієнтований на специфіку освітніх CRM-систем, забезпечує підвищену ефективність взаємодії з користувачами, гнучкість у налаштуванні функціоналу та змогу

вбудовуватись в освітні CRM-системи.

Практичні результати передбачають створення механізму побудови чат-ботів, які можуть бути використані в освітніх CRM-системах завдяки гібридності та орієнтованості на освітній контент.

Кваліфікаційна робота виконується згідно державними стандартами [2-3].

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕННЯ

1.1 Аналіз CRM-систем

1.1.1 Класифікація CRM-систем

CRM-система – це програмні рішення для автоматизації взаємодії з клієнтами. Їх класифікують за різними ознаками.

CRM-система ґрунтується на декількох ключових принципах: централізоване збереження всієї інформації про клієнтів, багатоканальна комунікація (включаючи email, телефонію, чати, соціальні мережі, заходи, форми), а також на систематичному зборі, аналізі та обробці інформації про клієнтів відповідно до обраної стратегії компанії.

CRM-системи поділяються на:

- локальні CRM-системи, які встановлюються безпосередньо на внутрішніх серверах компанії вони потребують значних початкових інвестицій у обладнання і підтримку, тому частіше використовуються великими корпораціями з власною ІТ-інфраструктурою;

- хмарні CRM-системи, які працюють через інтернет і зберігають дані на віддалених серверах провайдера, вони знижують витрати на обслуговування, є доступнішими для малого та середнього бізнесу, й надають можливість працювати з будь-якого пристрою та місця;

- операційні CRM-системи, які підтримують повсякденні бізнес-процеси, автоматизують управління клієнтами, ведення завдань та історії взаємодій, вони підходять компаніям, які прагнуть структурувати щоденну роботу з клієнтами;

- аналітичні CRM-системи, які призначені для глибокого аналізу даних, класифікації клієнтів, прогнозування продажів та оцінки маркетингової ефективності, вони важливі для бізнесів, орієнтованих на прийняття рішень на основі даних.

- колабораційні CRM-системи, які орієнтовані на комунікацію і взаємодію через різні канали (телефон, email, месенджери), як всередині компанії, так і із зовнішніми партнерами, вони ключові для компаній з інтенсивною командною роботою та партнерськими зв'язками;

- гібридні (комбіновані) CRM-системи, які об'єднують функції операційних та аналітичних систем, дозволяють автоматизувати процеси й отримувати аналітику для стратегічного управління, вони часто використовуються середніми і великими компаніями [4].

Класифікація CRM-систем має важливе практичне значення, адже вона допомагає бізнесу правильно обрати рішення, яке найбільше відповідає його потребам, масштабам та ресурсам. Різні компанії мають відмінні цілі у роботі з клієнтами: для одних головне аналітика й прогнозування продажів, для інших автоматизація щоденної комунікації, а для третіх забезпечення ефективної взаємодії між відділами. Саме тому розуміння типів CRM-системи і їхніх особливостей дозволяє уникнути перевитрат, підвищити ефективність роботи та забезпечити довгостроковий розвиток.

Приклади відповідності типів CRM-системи до конкретних бізнесів:

- роздрібна торгівля (магазини одягу, електроніки), до яких найкраще підходять операційні CRM-системи, адже вони дозволяють відстежувати історію покупок, управляти дисконтними програмами та автоматизувати роботу з повторними замовленнями;

- фінансові установи (банки, страхові компанії) потребують аналітичних CRM-системи, які допомагають сегментувати клієнтів за рівнем доходу, прогнозувати ризики й формувати персоналізовані фінансові продукти;

- e-commerce (інтернет-магазини, маркетплейси) ефективно працюють із аналітичними та гібридними CRM-системи, оскільки вони дозволяють не лише управляти замовленнями, але й будувати прогноз продажів, формувати індивідуальні пропозиції на основі поведінки клієнтів;

- сервісні компанії (туристичні агентства, логістика, консалтинг)

найбільше виграють від колабораційних CRM-систем, що забезпечують постійну взаємодію з клієнтами через різні канали та координацію роботи між відділами;

- B2B (Business-To-Business, B2B) компанії у сфері виробництва чи дистрибуції частіше використовують гібридні CRM-системи, які дозволяють поєднати довготривале ведення угод, контроль етапів продажів та глибоку аналітику клієнтської бази;

- освітній бізнес (приватні школи, онлайн-курси, університети) зазвичай обирає хмарні CRM-системи із колабораційними й операційними можливостями, такі системи спрощують ведення бази студентів, контроль оплати та відвідуваності, автоматизацію нагадувань, а також організують комунікацію між викладачами, студентами та батьками.

За даними аналітичної платформи SelectHub, серед підприємств, які впроваджують CRM-системи, провідні галузі включають сферу послуг (понад 32%), ІТ та виробництво (по 13%), фінанси (10%), дистрибуцію (7%) та освіту (5%). Ця статистика відображає глобальні тенденції використання CRM для оптимізації клієнтських відносин у різних секторах, де освіта посідає помітне, але не лідерське місце [5].

Отже, класифікація CRM-систем не лише наукова систематизація, а й практичний інструмент, що допомагає підприємствам різних галузей і розмірів обрати найбільш ефективний для себе CRM-продукт з урахуванням власних цілей і ресурсів [6].

1.1.2 Дослідження призначення CRM-систем у сфері освіти

CRM-системи у сфері освіти виконують ключову роль у підвищенні ефективності управління навчальним процесом та організацією взаємодії між учасниками освітнього середовища, а саме студентами, викладачами,

адміністрацією й батьками. Їх основне призначення це автоматизація рутинних операцій, покращення комунікації та створення персоналізованого навчального процесу.

Завдяки впровадженню CRM-системи заклади освіти можуть централізовано зберігати і оперативно опрацьовувати інформацію про студентів, вести облік відвідуваності, успішності, розкладів і виконання завдань. Це суттєво знижує адміністративне навантаження на персонал та допомагає більше часу приділяти безпосередньому навчанню.

Крім того, CRM-система забезпечує багатоканальну комунікацію, студенти та їхні батьки можуть отримувати актуальну інформацію через електронну пошту, месенджери або телефонні дзвінки. Це підвищує прозорість освітнього процесу та покращує взаєморозуміння між усіма сторонами.

CRM-системи надають аналітичні інструменти для оцінки успішності і виявлення проблемних аспектів навчання, що дозволяє вчасно коригувати освітні програми та індивідуально підтримувати студентів. В умовах сучасних викликів дистанційного чи змішаного навчання CRM-система інтегрується з онлайн-платформами, забезпечуючи безперервний контроль і підтримку навчального процесу [7].

Освітні CRM-системи відрізняються від інших типів CRM-систем передусім специфікою цілей, задач і процесів, які вони автоматизують. З метою детального аналізу та кращого розуміння відмінностей між освітніми та комерційними CRM-системами було проведено порівняльне дослідження, результати якого наведено в таблиці 1.1.

Таблиця 1.1 – Порівняння освітніх та комерційних CRM-систем

Критерій	Освітні CRM-системи	Комерційні CRM-системи
Основна мета	Управління навчальним процесом. Комунікація зі студентами, батьками, викладачами. Проведення уроків.	Підвищення продажів, управління клієнтами, матеріалами, рекламами.

Кінець таблиці 1.1

Критерій	Освітні CRM-системи	Комерційні CRM-системи
Основні користувачі	Учні, батьки, викладачі, адміністрація.	Продавці, менеджери з продажу, маркетологи.
Завдання	Організація навчального процесу, введення обліку, комунікація, аналітика	Введення обліку, управління продажами, маркетинг-компаніями, обслуговування клієнтів
Проблеми, що вирішують	Автоматизація управління навчанням, зниження адміністративного навантаження, покращення комунікації з учасниками навчального процесу	Оптимізація комерційних процесів, збільшення конверсій, підвищення лояльності клієнтів
Специфічні функції	Інтеграція з електронними журналами, планування розкладу, проведення уроку, обмін документами та домашнім завданням	Обробка замовлень, управління клієнтською базою, аналітика продажів
Типи комунікації	Взаємодія з учнями, батьками, викладачами через email, дзвінки, месенджери, нагадування про події	Взаємодія із клієнтами через маркетингові канали, служби підтримки, CRM-системи для телефонії
Галузеві особливості	Підтримка різних освітніх програм, контроль відвідуваності та успішності	Більший фокус на продажі товарів та послуг, роботу з контрактами та сервіс

Освітні CRM-системи часто мають специфічні модулі для автоматизації вступних кампаній, управління навчальними групами, моніторингу академічної успішності, а також інтеграції з системами дистанційної освіти, що рідко зустрічається у загальних комерційних CRM-системах.

Таким чином, головною відмінністю освітніх CRM-систем є їхня орієнтація на підтримку навчального процесу, взаємодію великої кількості різних користувачів і автоматизацію освітніх, а не комерційних бізнес-процесів [8].

Отже, освітні CRM-системи це не просто інструмент для обліку, а комплексна система підвищення якості освіти, оптимізації процесів і покращення комунікації між усіма учасниками освітнього середовища, що є критично важливим для успіху навчального закладу у сучасних умовах.

1.1.3 Дослідження архітектури освітніх CRM-систем та перспективи впровадження чат-ботів

Освітні CRM-системи будуються за модульним принципом, що дозволяє гнучко адаптувати систему під специфічні потреби навчального закладу. Такий підхід забезпечує можливість масштабування, поступового впровадження та оптимізації функціоналу відповідно до зростання організації або появи нових завдань

Загальна структура подібної системи включає кілька ключових модулів, кожен із яких виконує важливу роль в управлінні освітнім процесом та організаційною діяльністю. До основних модулів зазвичай належать:

- модуль управління студентами та групами забезпечує ведення бази даних студентів, розподіл на класи, групи, формування розкладу занять;
- модуль контролю успішності та відвідуваності забезпечує облік оцінок, домашніх завдань, відвідуваності та ведення електронних журналів;
- модуль комунікації забезпечує багатоканальну взаємодію між студентами, викладачами, адміністрацією та батьками через email, SMS (Short Message Service) та телефонію;
- модуль фінансів забезпечує облік фінансів, боргів, автоматизація виставлення рахунків і нагадувань;
- аналітичний модуль забезпечує збір і обробка даних для оцінювання успішності, ефективності викладачів та загального стану навчального процесу;

– модуль управління викладачами забезпечує ведення бази даних викладачів, кваліфікація, зарплатні ставки [9].

Кожен із цих модулів працює окремо, але водночас інтегрується з іншими компонентами системи, забезпечуючи цілісність даних та безперервність бізнес-процесів. Завдяки цьому навчальний заклад отримує не просто програмний інструмент, а комплексну інформаційну систему, здатну підтримувати всі ключові аспекти управління освітньою діяльністю.

На сьогоднішній день у сучасному конкурентному середовищі освітніх CRM-систем спостерігається тенденція до розширення функціоналу, а саме додавання нових модулів до освітньої CRM-системи, , одним з таких модулів є чат-бот.

Чат-бот – програма, яка імітує справжню розмову та налаштована на автоматичне здійснення певних дій.

Чат-боти використовуються в різних сферах, включаючи підтримку клієнтів, маркетинг, продажі та автоматизацію бізнес-процесів через здатність швидко обробляти великі обсяги запитів, працювати безперебійно без втрати якості, зменшувати навантаження на персонал та підвищувати ефективність взаємодії з користувачами. Вони бувають як внутрішні, які автоматизують різні процеси всередині компанії, так і зовнішні, які націлені на спілкування з клієнтами, підрядниками, партнерами.

Головні тенденції розвитку чат-ботів:

– тенденція росту попиту – згідно досліджень Master.Of.Code проведеними в 2025 році використання чат-ботів різко зросло на 92% з 2019 року;

– тенденція впровадження – згідно досліджень Master.Of.Code проведеними в 2025 році 80% лідерів з продажу та маркетингу впровадили або запланували інтеграцію чат-боту [10];

– тенденція росту ринку – згідно досліджень Grand View проведеними в 2025 році прогнозується, що сегмент рішень захопить домінуючу частку приблизно 62,0% світового доходу [11];

– тенденція росту ринкової вартості – згідно досліджень Research and Markets проведеними в 2024 році очікується, що ринкова вартість чат-ботів зросте з 17,17 мільярдів доларів у 2020 році до 102,29 мільярдів доларів до 2026 року [12].

У деяких CRM-системах орієнтовані на інші сфери діяльності передбачено вбудовані чат-боти, які допомагають автоматизувати комунікацію з клієнтами та внутрішні процеси компанії. Проте в освітніх CRM-системах подібне рішення не зустрічається, оскільки специфіка освітніх процесів передбачає більш персоналізовану взаємодію зі студентами, викладачами та батьками, тому використання чат-ботів у такому контексті не застосовується в існуючих освітніх CRM-системах.

Впровадження чат-бота в освітню CRM-систему надає змогу зберігати всю інформацію про клієнтів в одній централізованій системі, що полегшує роботу з даними, персоналізує комунікацію з клієнтами та поліпшує управління продажами, а також можливість контролювати доступ користувачів до віртуального співбесідника на основі інформації, що зберігається в системі. Наприклад, якщо в CRM-системі є дані про те, що певний користувач ще не зареєстрований в системі або має негативний статус, чат-бот може обмежити доступ до обслуговування його запитів або надати інформацію про рекомендовані дії для розв'язання проблеми.

Основні задачі модуля чат-боту в освітніх CRM-системах:

– автоматизація відповідей на типові запитання, наприклад розклад занять, домашнє задання, текстове сповіщення про заборгованість, внутрішні правила;

– підтримка цілодобової комунікації, студент або батьки можуть отримати допомогу та консультації без затримок, навіть поза робочим часом адміністрації;

– збір на відвідування пробного уроку, наприклад чат-бот може приймати заявки, перенаправляти їх відповідним співробітникам, а також автоматично обробляти;

- нагадування про важливі події, наприклад початок занять, дедлайни виконання домашнього завдання, борг за уроки;
- індивідуальна підтримка та рекомендації на основі даних CRM-системи, чат-бот може надавати персоналізовані дані та підтримку [13].

Впровадження чат-боту в освітній CRM-системі особливо актуально, оскільки знижує навантаження на персонал, дозволяє оперативніше обробляти запити та покращує якість комунікації. Завдяки цьому освітні заклади можуть забезпечити більш якісний сервіс та комунікацію. Архітектура освітньої CRM-системи з модулем чат-боту зображена на рисунку 1.1.

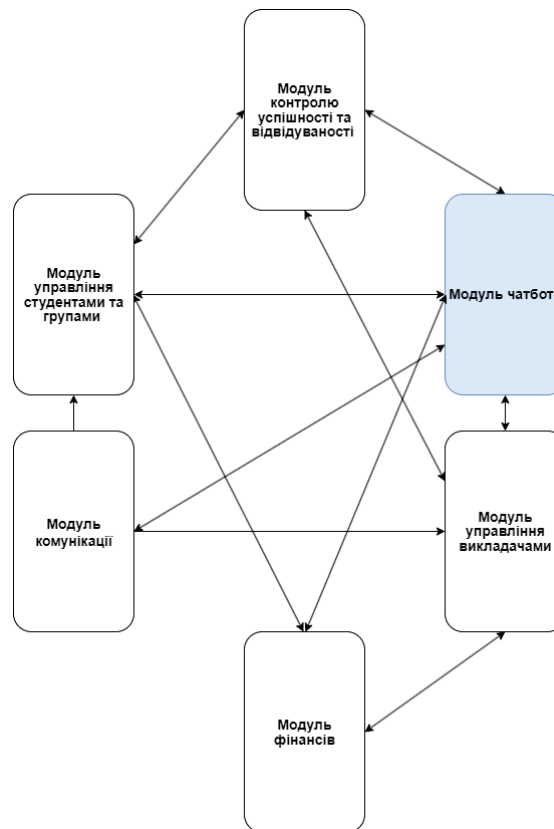


Рисунок 1.1 – Архітектура освітньої CRM-системи з модулем чат-боту

Загалом архітектура освітньої CRM-системи розрахована на гнучке впровадження різних модулів, що забезпечують комплексну підтримку навчального процесу, управління ресурсами та ефективну взаємодію всіх учасників освітнього середовища.

1.1.4 Аналіз існуючих освітніх CRM-систем та сервісів створення чат-ботів

Існує низка найпопулярніших CRM-систем, які займають більшу частину ринку та пропонують широкий функціонал для управління навчальним процесом: KeyCRM, HubSpot CRM, Creatio CRM, Kwiga CRM. Порівняльний аналіз зазначених CRM-систем із зазначенням можливості підтримки використання сервісів створення чат-ботів наведено в таблиці 1.2.

Варто зазначити, що навіть серед провідних CRM-систем на ринку спостерігається значна різниця у функціональних. Деякі платформи орієнтовані на повну автоматизацію комунікацій і дозволяють створювати власні сценарії взаємодії зі студентами, тоді як інші надають лише базові інструменти для адміністрування навчального процесу.

Таблиця 1.2 – Порівняння функціональних можливостей найпопулярніших освітніх CRM-систем

CRM-система	Основні функції	Наявність сервісів побудови чат-ботів
KeyCRM	Управління клієнтською базою, автоматизація комунікації зі студентами, можливість побудови чат-ботів за допомогою сервісів	Має
HubSpot CRM	Автоматизація маркетингу, сегментація, аналітика, управління комунікацією, побудова чат-ботів за допомогою сервісів	Має
Creatio CRM	Автоматизація бізнес-процесів, управління освітніми заходами та процесами	Немає
Kwiga CRM	Управління освітніми проектами, базові інструменти для комунікації	Немає

Аналізуючи таблицю 1.2 можна сказати, що інтеграція чат-ботів не є стандартною функцією для всіх освітніх CRM-систем. Лідерами за рівнем автоматизації комунікацій є KeyCRM та HubSpot CRM, які дозволяють не лише централізовано вести облік студентів, але й створювати чат-боти використовуючи сервіси побудови. У той же час, системи як Creatio та Kwiga орієнтовані насамперед на управління бізнес-процесами та освітніми проектами і не надають можливостей для автоматизованої взаємодії зі студентами через чат-ботів.

Для впровадження чат-ботів в освітні CRM-системи KeyCRM та HubSpot CRM використовують провідні сервіси побудови чат-ботів:

- Drift – популярний сервіс, який дозволяє автоматично взаємодіяти з відвідувачами веб-сайтів у реальному часі, кваліфікувати лідів, планувати зустрічі, сегментувати аудиторію, маршрутизувати чат до потрібного менеджера й аналізувати розмови, має можливість AI-аналізу контексту, інтеграції GPT (Generative Pre-trained Transformer) для підказок менеджерам і широку екосистему інтеграцій;

- Intercom – сервіс призначений для обслуговування клієнтів і автоматизації маркетингу через чат-ботів, підтримує налаштування чат-ботів для відповідей на типові питання, збору інформації, перенаправлення до живих агентів, відомий своєю гнучкістю, можливістю побудови складних сценаріїв та інтеграцією з CRM-системами та маркетинговим програмним забезпеченням;

- ManyChat – сервіс, який має конструктор чат-ботів з орієнтацією на Facebook Messenger та Instagram Direct, також підтримує веб-чат, призначений переважно для маркетингових випадків, збору лідів та автоматизації спілкування, має інтуїтивний інтерфейс та готові шаблони;

- MobileMonkey – сервіс для створення мультिकанальних чат-ботів (Facebook Messenger, SMS, веб), орієнтований на маркетинг, збирання лідів, автоворонки продажів.

Аналіз показує, що інтеграція чат-ботів у сучасних освітніх CRM-

системах наразі здебільшого розглядається як додатковий функціональний модуль, який доступний не для всіх платформ та часто реалізується через сторонні сервіси.

1.2 Огляд NLP-моделей побудови чат-ботів

Обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP) – галузь штучного інтелекту та лінгвістики, що дозволяє комп'ютерам розуміти, аналізувати та генерувати людську мову.

Аналітичні дослідження прогнозують збільшення глобального ринку обробки природної мови з 20.98 мільярдів доларів США у 2021 році до 127.26 мільярдів доларів США у 2027 році з сукупним середньорічним темпом зростання у 29,4% [14].

Базовими модулями NLP-моделі є розуміння природної мови (Natural Language Understanding, NLU) та генерація природної мови (Natural Language Generation, NLG).

NLU зосереджене на інтерпретації значення тексту для кращого розуміння його контексту. Серед основних операцій NLU можна виділити: семантичний аналіз, розпізнавання наміру, розпізнавання сутностей (Named Entity Recognition, NER) та аналіз почуттів. Для цього використовуються такі базові компоненти NLP-моделі:

- токенізація – розбиття тексту на окремі елементи (токени), такі як слова, числа, символи або знаки пунктуації, що дозволяє машині обробляти текст по частинах;
- нормалізація – приведення тексту до стандартної форми, включаючи перетворення всіх символів у нижній регістр, видалення зайвих пробілів та спеціальних символів, що спрощує подальший аналіз;
- векторизація – перетворення слів, фраз або цілих речень у числові

вектори для обробки алгоритмами машинного навчання;

- лематизація – приведення слова до його базової або словникової форми (леми), що дозволяє зменшити кількість варіантів слова для аналізу та враховувати контекст;

- NER– автоматичне визначення у тексті ключових об'єктів, таких як імена, назви предметів, дати, місця або специфічні терміни;

- ембедінги (Embeddings) – векторні уявлення слів або фраз у багатовимірному просторі, що дозволяє відображати семантичні зв'язки між словами та розпізнавати контекстні відношення.

Синтаксичний аналіз, який NLU використовує у своїх операціях, виправляє структуру речень і витягує з тексту точні або словникові значення. З іншого боку, семантичний аналіз аналізує граматичний формат речень, включаючи розташування фраз, слів і речень.

NLG зосереджується на створенні природної мови зі структурованих даних. На відміну від NLU модулю, основною метою NLG є створення відповідей людською мовою та перетворення даних у мовний формат.

NLG використовує трифазну систему, мовні правила базуються на морфології, лексиці, синтаксисі та семантиці:

- визначення змісту: на цьому етапі модуль NLG визначає, який контент має бути згенерований на основі введених користувачем даних, і логічно його виправляє;

- природне покоління мови: на цьому етапі перевіряються та виправляються пунктуація, потік тексту та абзаци вмісту, створеного на першому етапі, займенники та сполучники також додаються до тексту, де потрібно;

- фаза реалізації: граматична точність перевіряється повторно, текст перевіряється на дотримання правил пунктуації та відмінювання [15].

Найпопулярніші NLP-моделі: рекурентна нейромережева мовна модель, Word2vec, GloVe, fastText [16].

В таблиці 1.3 наведено детальний аналіз переваг та недоліків

найпопулярніших NLP-моделей, що широко застосовуються у сучасних інтелектуальних системах. Такий порівняльний огляд дає змогу краще зрозуміти функціональні можливості кожної моделі, особливості їх використання, а також визначити оптимальне рішення для конкретних завдань обробки природної мови.

Таблиця 1.3 – Аналіз переваг та недоліків NLP-моделей

Назва моделі	Призначення	Переваги	Недоліки
Рекурентна нейромережева мовна модель (Recurrent Neural Network Language Model)	Для простих відповідей, але не враховує освітній контекст	Швидко навчається, генерує ембедінги.	Не враховує довгострокові залежності; простота обмежує можливості використання
Word2vec	Розпізнавання окремих термінів, але недостатньо для освітніх запитів	Швидко навчається та генерує ембедінги; ембедінги наділені змістом, спірні моменти піддаються розшифровці; поширена	Немає інформації про контекст, у якому використовується слово; модель не враховує різне значення слів
GloVe (Global Vectors)	Семантичні зв'язки, але недостатньо для освітніх запитів	Проста архітектура; швидка; осмислені ембедінги	Погано обробляє невідомі та рідкісні слова.
fastText	Векторне представлення слів з n-грамами	Завдяки n-грам непогано працює на рідкісних і застарілих словах	Немає інформації про контекст, у якому використовується слово; модель не враховує різного значення слова у різних контекстах

Розглянуті моделі RNNLM, Word2Vec, GloVe та fastText показують, що кожна модель має свої переваги та обмеження. RNNLM добре підходить для простих задач генерації тексту, проте не справляється з довгостроковими залежностями. Word2Vec та GloVe ефективні для побудови векторних уявлень слів, але обмежені контекстом окремого слова. FastText, завдяки використанню n-грам, краще обробляє рідкісні слова, проте також не враховує повний контекст речення.

Вибір конкретної моделі залежить від задачі та контексту її використання. Для створення освітніх чат-ботів доцільно комбінувати підходи NLU та NLG, а також використовувати сучасні контекстуальні векторні моделі, що дозволяють враховувати специфіку освітнього контенту та забезпечують більш точне розуміння і генерацію природної мови.

1.3 Аналіз методів побудови чат-ботів

Чат-боти можуть бути побудовані за різними методами, кожен з яких має свої переваги та обмеження. У сучасній літературі найчастіше зустрічаються такі підходи, як rule-based, машинне навчання (Machine Learning, ML) та NLP, AI/LLM та гібридні моделі, що поєднують декілька підходів одночасно.

Метод побудови rule-based – найпростіший метод побудови чат-бота, який працює за заздалегідь визначеними правилами або шаблонами. У такому боті для кожного можливого запиту користувача передбачено конкретну відповідь або набір відповідей, а логіка роботи складається з набору «якщо-то» правил. Коли користувач вводить запит, бот порівнює це з набором шаблонів, і якщо знайде відповідність, то надсилає відповідь. Мета полягає в тому, щоб імітувати реальну розмову, але вони обмежені певною темою.

Алгоритм роботи чат-боту побудованого методом rule-based наведено на рисунку 1.2.

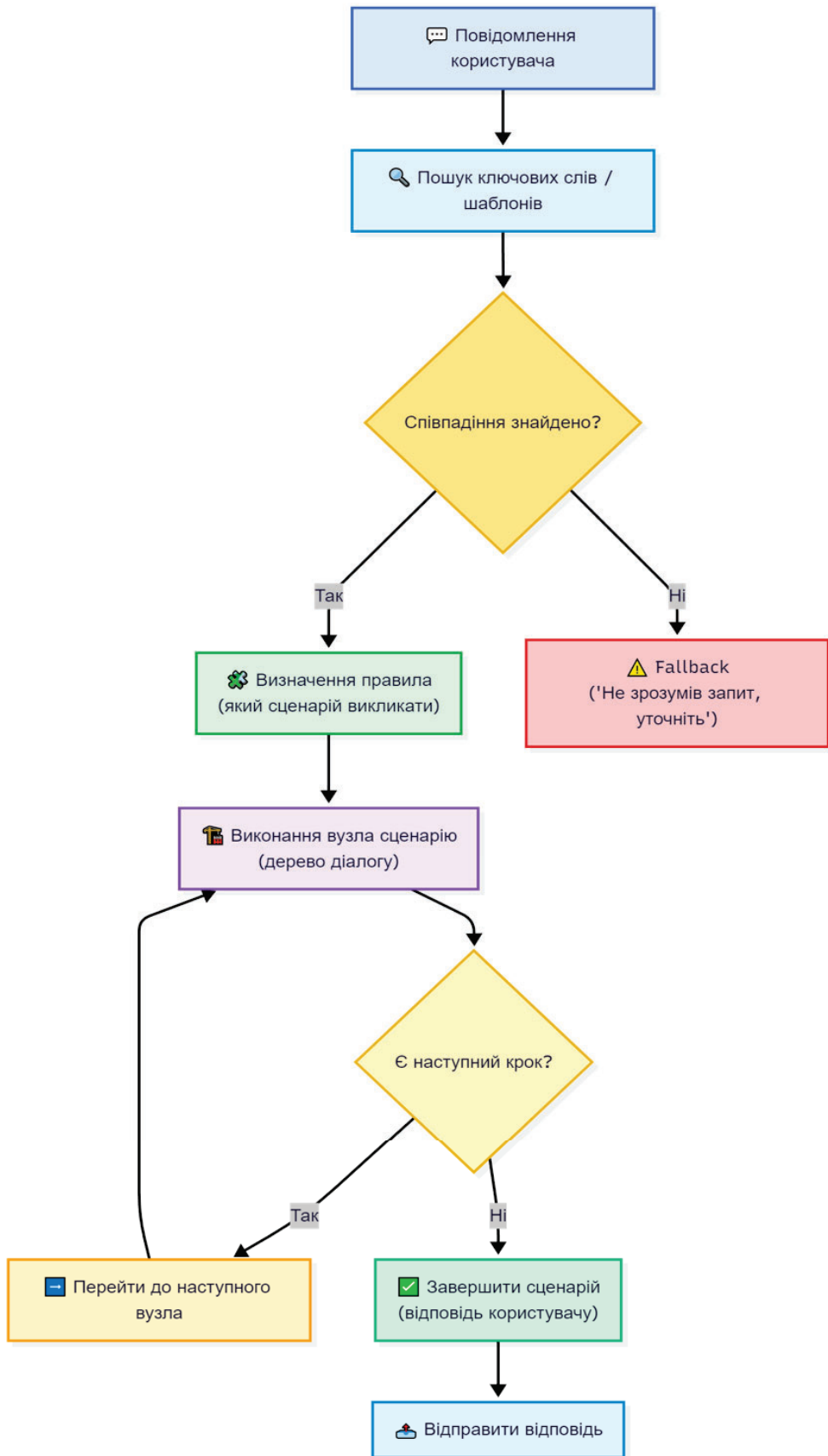


Рисунок 1.2 – Алгоритм роботи чат-бота побудованого методом rule-based

Метод має свої переваги: простота розробки, розуміння методу побудови, прогнозованість поведінки, легкість модифікації за допомогою додавання нових правил.

До недоліків методу можна віднести: обмеженість відповіді на непередбачені повідомлення, неможливо вести складні діалоги, відсутність гнучкості бесіди, немає здатності до навчання та адаптації під нові ситуації.

Чат-бот, який побудований rule-based методом широко використовується як базовий на початкових етапах або для сфер із чіткими сценаріями спілкування без потреби глибокого розуміння тексту користувача [17].

Метод побудови ML/NLP – базується на застосуванні технологій ML та NLP. На відміну від rule-based методу, такі чат-боти здатні аналізувати та розуміти сенс вхідних повідомлень, класифікувати наміри користувача, вилучати сутності і відповідно реагувати на різні варіанти фраз [18].

Основні етапи відповіді на повідомлення ML/NLP чат-бота:

- отримання введеного повідомлення від користувача;
- нормалізація тексту, токенізація, лематизація;
- класифікація наміру тексту;
- виділення параметрів (сутностей) з повідомлення;
- перевіряється історія діалогу та попередні кроки;
- якщо даних достатньо чат-бот викликає дію, якщо даних бракує чат-бот поставить уточнююче запитання;
- створення пробного уроку, нового учня, аналітичного звіту, відправка повідомлення менеджеру, а також інші дії залежні від контексту та повідомлення;
- формування шаблонізованої або згенерованої відповіді;
- відправка відповіді користувачу.

Алгоритм роботи чат-боту побудованого методом ML/NLP наведена на рисунку 1.3.

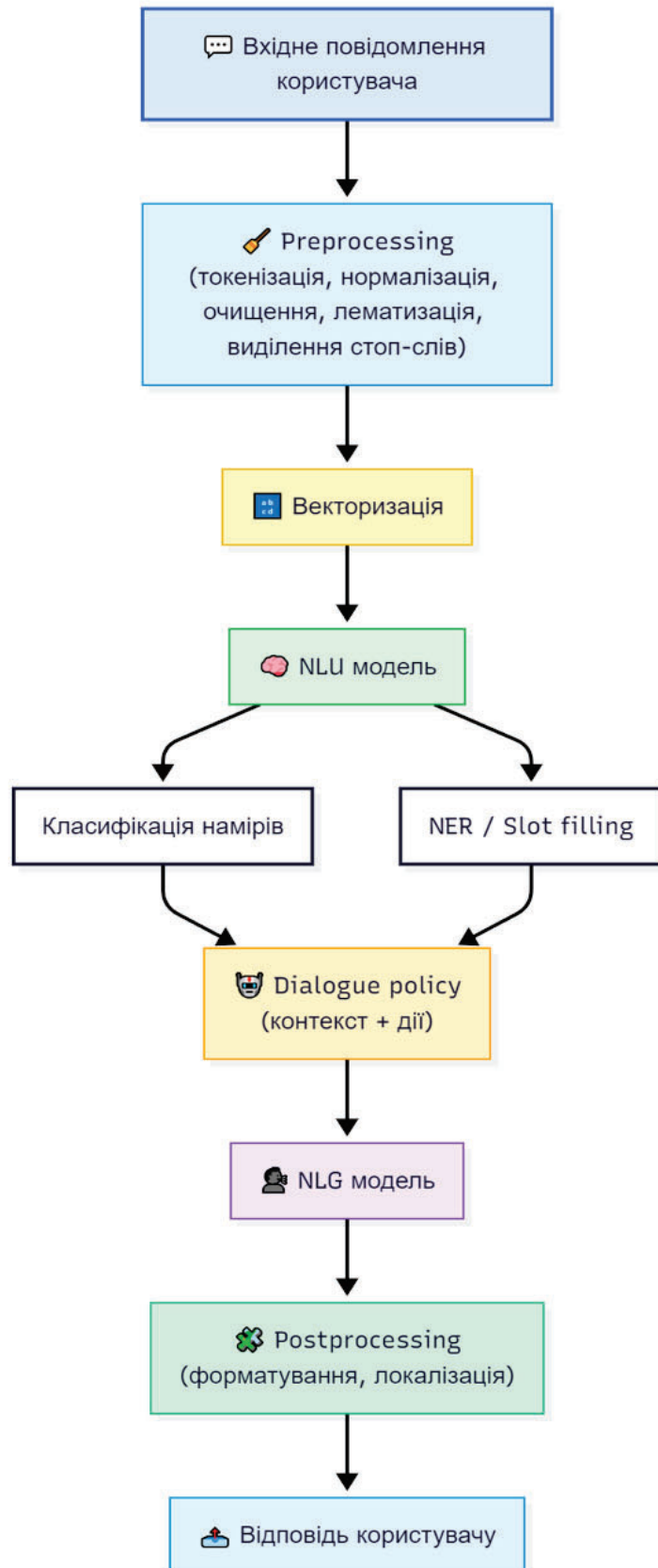


Рисунок 1.3 – Алгоритм роботи чат-бота побудованого методом ML/NLP

Метод має наступні переваги: гнучкість у розпізнаванні різних формулювань одного запиту, можливість автоматичного навчання і поліпшення, краща здатність вести природні та контекстуальні діалоги.

Метод має також свої недоліки: вимагає збір й підготовку значних обсягів даних для навчання, складність розробки і підтримки, можливі помилки у розпізнаванні намірів при недостатній якості навчання.

Метод ML/NLP істотно розширює можливості чат-ботів у порівнянні з базовими rule-based системами.

Метод побудови AI/LLM – використовує LLM, побудовані на основі AI та глибокого навчання, які здатні розуміти контекст, інтерпретувати природну мову й генерувати відповіді на рівні, близькому до людського. У межах методу використовуються такі визначення:

- prompt – запит або повідомлення користувача;
- embedding – спосіб перетворення тексту, зображень, слів у числові вектори, щоб чат-бот міг їх аналізувати, порівнювати або знаходити схожість;
- self-attention – надає моделі можливість зважувати важливість кожного слова у реченні відносно інших;
- feed-forward – після self-attention кожен вектор пропускається через невелику нейронну мережу (feed-forward);
- context learning – блок трансформера допомагає моделі запам'ятати контекст попередніх слів;
- next token prediction – прогнозування наступного елемента (токена) у послідовності.

Алгоритм роботи чат-бота побудованого методом AI/LLM наведена на рисунку 1.4.

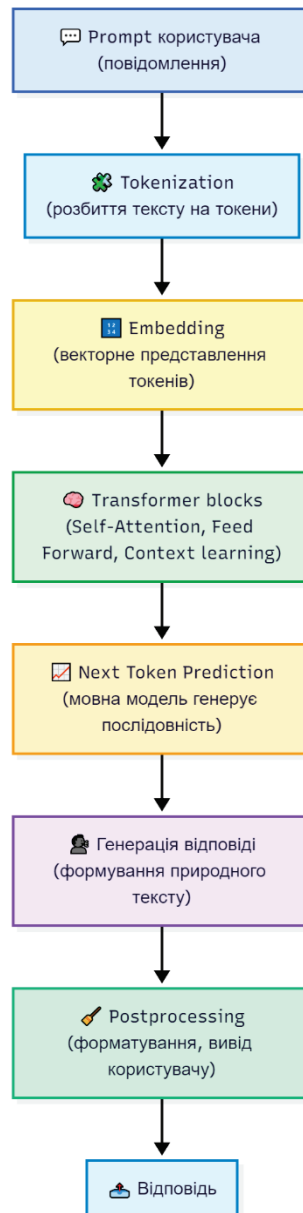


Рисунок 1.4 – Алгоритм роботи чат-бота побудованого методом AI/LLM

Основні принципи роботи чат-ботів побудованих методом AI/LLM:

- вхідний текст розбивається на токени – мінімальні одиниці мовлення, які можуть бути словами, частинами слів або символами;
- модель розуміє контекст і зв'язки між токенами через механізми уваги, що дозволяє враховувати значення слів незалежно від їх порядку чи відстані;
- вся інформація перетворюється у числові вектори для обробки нейронною мережею, яка вчиться на величезних масивах текстових даних.

- LLM використовують багато шарів нейронної мережі для прогнозування наступних слів у реченні, формуючи природні, гладкі відповіді;
- чат-боти на основі LLM можуть враховувати історію розмови, підтримувати тривалі контекстні діалоги, а також адаптуватися і покращуватися через нові взаємодії;
- дозволяють працювати у складних динамічних середовищах, наприклад, при персоналізованому обслуговуванні клієнтів або створенні AI-супутників.

Метод має наступні переваги: розуміння контексту на глибшому рівні, генерація унікальних відповідей, здатність працювати з широким спектром тем і більш природна комунікація.

Метод також має свої недоліки: потребують значних обчислювальних ресурсів і налаштувань для коректної роботи.

Метод AI/LLM значно підвищує якість взаємодії користувача з ботом порівняно з rule-based і класичними ML/NLP системами [19].

Гібридний метод побудови чат-ботів поєднує три підходи: rule-based, NLP та LLM. Цей підхід спрямований на поєднання переваг кожного методу для отримання більш гнучкої, точної й ефективної системи. У межах цього методу використовуватимуться такі визначення:

- intent – це мета або намір користувача;
- entities – це конкретні деталі або ключові елементи з повідомлення користувача.

Основна ідея гібридного методу:

- rule-based компоненти контролюють чітко визначені сценарії та прості повторювані завдання, де потрібна надійність і передбачуваність відповідей, вони швидко реагують на ключові слова та шаблони, забезпечуючи стабільний каркас взаємодії;

- NLP використовує класичні алгоритми машинного навчання для розпізнавання намірів і вилучення сутностей в тексті користувача, це надає змогу працювати з варіативними формулюваннями і зберігає контекст

розмови;

– LLM відповідають за генерацію природних, гнучких і контекстуально правильних відповідей у складних ситуаціях, де правила і класичне NLP не справляються або потрібно підтримати більш креативний діалог.

Архітектура чат-бота побудованого гібридним методом наведена на рисунку 1.5.

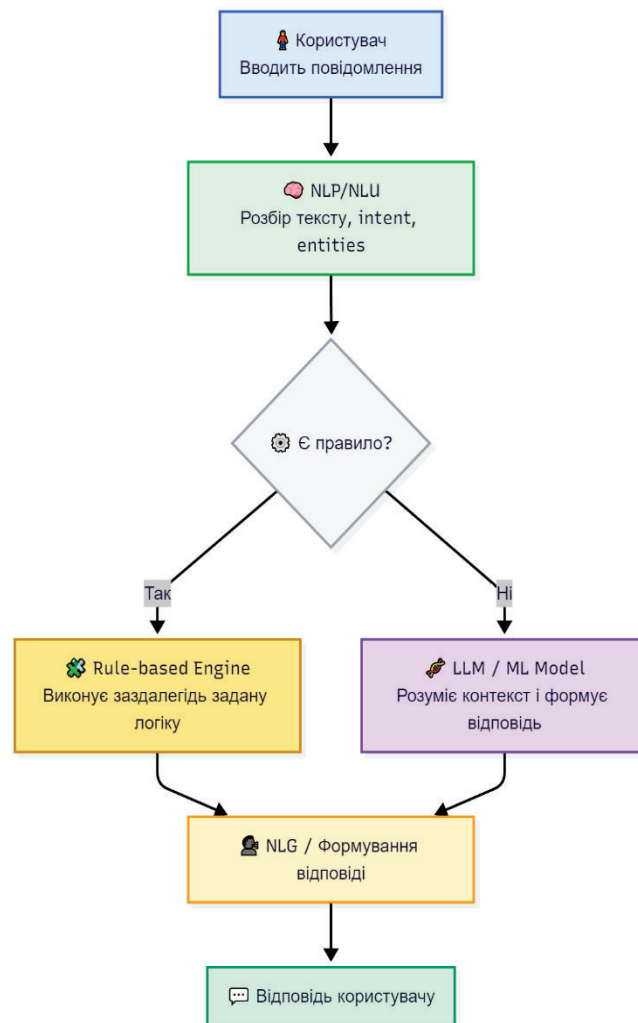


Рисунок 1.5 – Алгоритм роботи чат-боту побудованого гібридним методом

Переваги впровадження гібридного методу:

– висока точність і стабільність за рахунок правил для типових випадків;

– здатність до адаптивної й інтелектуальної обробки в складних або

нових запитах через NLP та LLM;

- збереження контексту і плавність діалогу при активному використанні LLM;

- економія ресурсів, коли правила використовуються для рутинних операцій, LLM активується лише за потреби.

Практична реалізація часто означає, що при простих запитах працює rule-based система, при більш складних NLP-модель виконує класифікацію намірів і вилучення сутностей, а для генерації складних відповідей або штучного інтелектуального діалогу залучається LLM.

Гібридний метод використовується для створення мультифункціональних чат-ботів, здатних розв'язувати широкий спектр задач від стандартних відповідей на часто заданні питання та замовлень до інтелектуальних помічників і консьєрж-сервісів.

Гібридний метод має перевагу в поєднанні кращого з усіх методів для забезпечення високої якості взаємодії з користувачами.

До недоліків гібридного метода можна віднести: високу вартість, складність розробки та підтримки [20].

Порівняльний аналіз розглянутих методів побудови чат-ботів наведено в таблиці 1.4.

Таблиця 1.4 – Порівняння аналізу існуючих методів побудови чат-ботів

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
rule-based	Надає відповідь за жорстко заданими правилами (if-else)	Легкість розробки, точність у визначених сценаріях, стабільність	Обмеженість, не працюють з незрозумілими запитами
ML/NLP	Машинне навчання та класичні методи обробки природної мови для розпізнавання намірів та сутностей	Гнучкість у розумінні різних формулювань, можливість навчання, підтримка контексту діалогу	Необхідність великого обсягу навчальних даних, потреба в підтримці і налаштуванні.

Кінець таблиці 1.4

Метод	Опис	Переваги	Недоліки
AI/LLM	LLM з глибоким навчанням	Висока здатність до ведення природних, гнучких діалогів, генерація унікальних відповідей	Висока ресурсомісткість, можливі помилки через неточний контекст
Гібридний	Поєднує rule-based, ML/NLP та LLM для комплексної роботи	Об'єднання сильних сторін усіх методів, гнучкість, надійність та висока якість взаємодії	Складність реалізації, потребує великого обсягу ресурсів і складної архітектури

Аналіз таблиці 1.4, показав, що зростання складності методу підвищує гнучкість та якість взаємодії з користувачем: rule-based простий і стабільний, але обмежений, ML/NLP додає адаптивність і навчання, AI/LLM забезпечує природність і складний контекст, а гібридний метод поєднує всі переваги, проте потребує більше ресурсів і складної реалізації.

1.4 Постановка задачі дослідження

Проаналізувавши сучасні CRM-системи, зокрема ті, що орієнтовані на освітню сферу, було встановлено, що більшість із них зосереджені на автоматизації облікових, фінансових та організаційних процесів, але не забезпечують повноцінної підтримки комунікації зі студентами, викладачами та батьками. Наявні рішення або взагалі не мають вбудованих чат-ботів, або використовують поверхневі rule-based сценарії, які працюють як окремі сервіси та не інтегровані глибоко з даними освітньої CRM-системи.

Такий підхід не дозволяє враховувати історію взаємодії, навчальні

результати, індивідуальні особливості здобувачів освіти та контекст запитів користувача. У результаті чат-бот виконує лише функції «довідника» та не здатен забезпечити персоналізовану підтримку навчального процесу, формувати рекомендації чи адаптувати відповіді до конкретної ситуації.

Сучасні можливості NLP та LLM створюють передумови для побудови більш гнучких та розумних чат-ботів. Водночас їх безпосереднє використання без поєднання з правилами та структурованими даними CRM-системи може призвести до нестабільної поведінки, неконтрольованих відповідей та ускладнень в інтеграції з реальними бізнес-процесами освітнього закладу. Це зумовлює необхідність розробки саме гібридного контекстуального методу, який поєднує rule-based, ML/NLP, AI/LLM та орієнтовану на освітній контент NLP-модель.

Таким чином, виникає науково-практична задача: розробити та дослідити гібридний контекстуальний метод побудови чат-бота, вбудований в освітньою CRM-систему, який забезпечує контекстуальну та персоналізовану керовану взаємодію з користувачами на основі даних CRM-системи та освітнього контенту.

Об'єктом дослідження є процес інтелектуальної взаємодії користувачів (студентів, викладачів, адміністрації, батьків) з освітньою CRM-системою за допомогою чат-бота.

Предметом дослідження є моделі та методи побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах.

Метою кваліфікаційної роботи є дослідження та розробка ефективного метода побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах, який забезпечуватиме:

- використання даних освітньої CRM-системи для формування персоналізованих відповідей;
- комбінування заданих правил rule-based із контекстною обробкою природної мови;
- використання LLM, як метод резервної відповіді.

Для того щоб досягнути поставленої мети в рамках дослідження,

потрібно виконати наступні етапи:

- сформулювати та обґрунтувати гібридний контекстуальний метод побудови чат-бота для інтеграції в освітню CRM-систему;
- визначити показники оцінювання, за якими можна проаналізувати методи;
- здійснити порівняльний аналіз отриманих показників роботи гібридного контекстуального методу та rule-based методу;
- описати методику використання гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі;
- провести апробацію гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.

2 РОЗРОБКА ГІБРИДНОГО КОНТЕКСТУАЛЬНОГО МЕТОДУ ПОБУДОВИ ЧАТ-БОТІВ В ОСВІТНІХ CRM-СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ENLP-МОДЕЛІ

2.1 Аналіз вимог побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах

З метою детального аналізу та кращого розуміння функціональних можливостей чат-бота, було сформовано діаграму прецедентів, зображену на рисунку 2.1. Діаграма прецедентів відображає ключові сценарії взаємодії користувачів із системою та демонструє використання її функціоналу різними типами акторів залежно від їхніх ролей у межах освітнього процесу. Вона дозволяє формалізувати вимоги до чат-бота, систематизувати його функціональні можливості, а також виявити взаємозв'язки між окремими випадками використання.

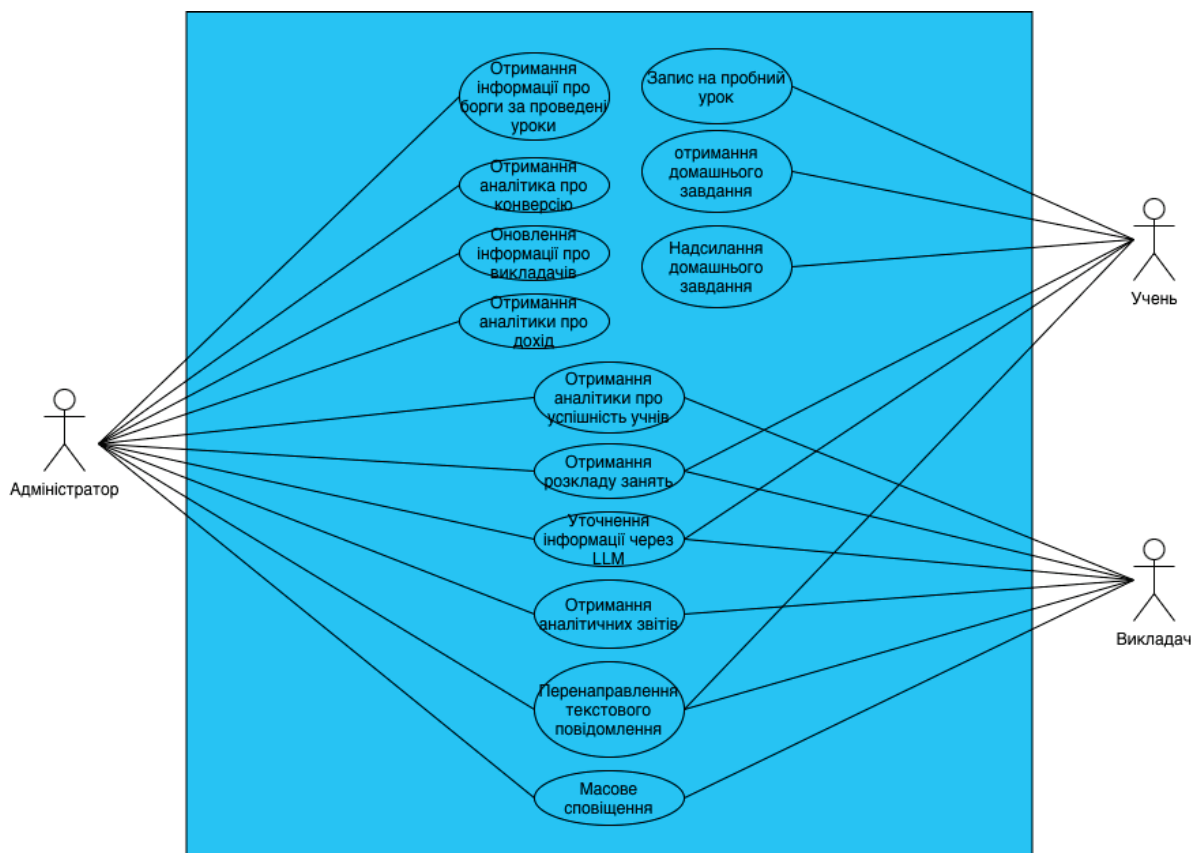


Рисунок 2.1 – Діаграма прецедентів чат-боту

Чат-бот повинен мати 3 актори:

- адміністратор – всі права доступу для повної взаємодії з функціоналом чат-боту, виконує трудомікі задачі за допомогою запитів до чат-бота, взаємодіє з інформацією CRM-системи через повідомлення;

- викладач – обмежені права доступу, виконує трудомікі задачі за допомогою запитів до чат-бота, взаємодіє з інформацією CRM-системи через повідомлення;

- учень – обмежені права доступу, взаємодіє з інформацією CRM-системи через повідомлення, має змогу оновити інформацію, що системно відноситься до нього.

Випадки використання для адміністратора: отримання інформації про борги за проведені уроки; отримання аналітики про конверсію; отримання інформації про викладачів; отримання аналітики про дохід; отримання аналітики про успішність учнів; отримання розкладу занять; уточнення інформації через LLM; отримання аналітичних звітів; перенаправлення текстового повідомлення; масове сповіщення.

Випадки використання для викладача: отримання аналітики про успішність учнів; отримання розкладу занять; уточнення інформації через LLM; отримання аналітичних звітів; перенаправлення текстового повідомлення; масове сповіщення.

Випадки використання для учня: запис на пробний урок; отримання домашнього завдання; надсилання домашнього завдання; отримання розкладу занять; уточнення інформації через LLM; перенаправлення текстового повідомлення.

Побудована діаграма прецедентів дозволяє наочно відобразити структуру взаємодії користувачів із чат-ботом та чітко розмежувати функціональні можливості системи відповідно до ролей акторів. Вона слугує основою для формалізації функціональних вимог, спрощує подальше проєктування та реалізацію чат-бота, а також забезпечує узгодженість його функціоналу з потребами освітнього процесу та CRM-системи.

2.2 ENLP-модель в гібридному контекстуальному методі

Загальна модель побудови чат-боту для освітніх CRM-систем повинна забезпечувати точну інтерпретацію запитів користувачів, доступ до бізнес-логіки CRM, адаптивність та контекстно залежну генерацію відповідей. Для цього модель об'єднує три підходи: rule-based, Education Natural Language Processing (ENLP) та LLM. Кожен з них виконує окрему функцію, а разом вони утворюють єдину багаторівневу систему.

Загальна модель гібридного контекстуального чат-боту формалізує взаємодію всіх рівнів, демонструє послідовність обробки запитів від початкового розпізнавання до генерації відповіді, а також враховує історію діалогу, роль користувача та дані з CRM-системи, вона має наступний вигляд:

$$M_{chatbot}(U) = NLG(D(RB(NLU(U)), LLM(NLU(U))))$$

де U – вхідний запит користувача;

NLG – формування остаточної граматично правильної освітньо орієнтованої відповіді;

D – Decision Layer, котрий на основі результату обробки обирає, який модуль потрібно використати;

RB – rule-based обробка запиту;

NLU – лінгвістична обробка запиту;

LLM – семантична обробка та генерація змісту на основі великої мовної моделі.

Оскільки кожний етап роботи чат-бота є окремою функціональною підсистемою, модель можна подати як вектор компонентів:

$$M_{chatbot} = \{NLU, D, RB, LLM, NLG\}$$

де NLU – лінгвістична обробка запиту;

D – Decision Layer, обирає варіант обробки запиту;

RB – rule-based обробка запиту;

LLM – семантична обробка та генерація змісту на основі великої мовної моделі;

NLG – формування остаточної граматично правильною освітньо орієнтованою відповіді.

Для опису роботи rule-based логіки використовується така формальна модель:

$$RB(I, E) = A$$

де I – визначений NLU намір користувача;

E – набір сутностей, вилучених із запиту;

A – конкретна дія або відповідь.

Правила rule-based моделі мають наступний вигляд:

$$IF(I = U_k \wedge E = E_k THEN A = A_k$$

де IF – умовний оператор «якщо-то»;

I – намір користувача, визначений на етапі ENLU;

E – сутності, які були отримані з тексту запиту;

I_k – еталонний намір, зафіксований у конкретному правилі;

E_k – набір сутностей, котрі повинні бути присутні в запиті, щоб правило виконалось;

A_k – дія, яку необхідно виконати (маніпуляція з даними в освітній CRM-системі, текстова відповідь).

Формально роботу LLM в гібридному контекстуальному методі можна подати у вигляді такої моделі:

$$LLM(\{Q, I, E, K\}) \rightarrow R$$

де Q – текстове представлення запиту;

I – намір запиту, визначений ENLU;

E – набір сутностей, визначених із запиту;

K – доменне знання освітньої CRM-системи;

R – семантично згенерована відповідь або інструкція для виконання визначених дій в освітній CRM-системі.

Для забезпечення точного розуміння запитів у освітніх CRM-системах традиційних NLU-модулів недостатньо, оскільки вони не враховують специфіку навчального процесу: ролі користувачів (учень, викладач, адміністратор), структуру розкладу, типи навчальних подій, навчальну термінологію та правила самої CRM-системи. Тому в гібридному контекстуальному методі використовується розширення ENLP-модель, яка доповнює класичну NLP доменною освітньою семантикою та структурним контекстом.

Основні операції ENLP-моделі включають:

– нормалізація – у контексті освітніх чат-ботів нормалізація дозволяє системі ігнорувати відмінності у реєстрі букв, зайві пробіли, спеціальні символи або варіанти написання слів, наприклад, «математика», «Математика», «математика!» будуть оброблятися як одна і та ж сутність, допомагає точно розпізнавати предмети, домашні завдання, оцінки та інші ключові дані;

– векторизація – у освітньому контексті векторизація дозволяє системі «розуміти» семантичні зв'язки між словами, наприклад, що «дзвінок» і «урок» пов'язані із розкладом, а «домашнє завдання» і «оцінка» із навчальним процесом, забезпечує точніше розпізнавання намірів учнів і створення персоналізованих відповідей;

– токенізація – у навчальному контексті дозволяє виділяти назви предметів, уроків та оцінок;

- лематизація – приведення слів до їх базової форми, що допомагає системі розпізнавати різні відмінки та форми слів (наприклад, «учень», «учня», «учнем» розпізнаються як одна лема «учень»);

- розпізнавання сутностей – визначення ключових елементів у тексті, таких як імена учнів і викладачів, предмети, дати, домашні завдання та оцінки;

- ембедінги – перетворення слів у числові вектори для збереження семантичних зв'язків та контексту, що дозволяє моделі розуміти значення термінів у навчальному середовищі.

NLU модуль ENLP-моделі відповідає за розуміння тексту та інтерпретацію намірів користувача. Основні функції включають:

- розпізнавання намірів (Intent Recognition) – визначення, чи користувач запитує розклад, оцінку, домашнє завдання або консультацію;

- аналіз контексту – розуміння займенників, посилань на попередні запити та логічних зв'язків у тексті;

- аналіз почуттів (Sentiment Analysis) – оцінка емоційного стану учня або батьків, що дозволяє персоналізувати відповіді;

- виділення сутностей (Entity Recognition) – точне витягування ключових даних із запитів, наприклад, предметів, дат, імен та номерів уроків.

NLG модуль ENLP-моделі відповідає за генерацію текстових відповідей з урахуванням освітніх особливостей. Основні функції включають:

- визначення змісту – система формує ключові дані, які потрібно повідомити користувачу, з урахуванням його запиту та ролі в освітньому процесі;

- природне формування мови – генерація тексту у зрозумілій формі, правильне використання займенників, сполучників, абзаців та пунктуації;

- фаза реалізації – перевірка граматичної та стилістичної точності, логічної послідовності та узгодження даних.

Формальне подання моделі ENLP-моделі подано наступною формулою:

$$ENLP(x) = G(N(V(L(T(x))))))$$

де x – вхідний текст користувача;

G – генерація структурованого контенту;

N – нормалізація, виявлення освітніх сутностей та термінів;

V – векторизація;

L – лематизація;

T – токенізація.

Формальне подання токенізації в ENLP-моделі подано наступною формулою:

$$T(x) = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$$

де t – окремий токен, на який розбивається текст;

t_n – кількість токенів у тексті.

Формальне подання лематизації в ENLP-моделі подано формулою:

$$L(T(x)) = \{l_1, l_2, \dots, l_n\}$$

де $T(x)$ – множина токенів, отриманих після токенізації;

l – нормалізовані форми відповідних токенів;

l_n – кількість токенів у множині $T(x)$.

Формальне подання нормалізації в ENLP-моделі подано формулою:

$$V(L(T(X))) = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}, v_i \in R^d$$

де V – векторизація отриманих лем;

v – семантичні вектори відповідних лем у d -вимірному просторі;

v_n – координата вектора в d -вимірному просторі, вектори, які близькі за значенням слів будуть близькими в цьому просторі.

Формальне подання освітнього розпізнавання сутностей в ENLP-моделі

подано наступною формулою:

$$N(v) = \{(e_1, c_1), (e_2, c_2), \dots, (e_m, c_m)\}$$

де V – вектори лем після токенизації та лематизації;

e_i – розпізнавання сутності в освітньому контексті;

c_i – клас сутності;

m – кількість знайдених сутностей у запиті.

Формальне подання освітньої NLG в моделі ENLP подано наступною формулою:

$$G(N(V)) = K$$

де $N(V)$ – нормалізовані вектори для уніфікації термінів;

V – вектори лем після токенизації та лематизації;

K – кінцева згенерована відповідь користувачеві в освітньому контексті.

Векторний вигляд ENLP подано наступною формулою:

$$ENLP = \{T, L, V, N, G\}$$

Алгоритм роботи ENLP-моделі наведена на рисунку 2.2. Вона демонструє послідовність обробки запитів користувачів та взаємодію всіх компонентів моделі.

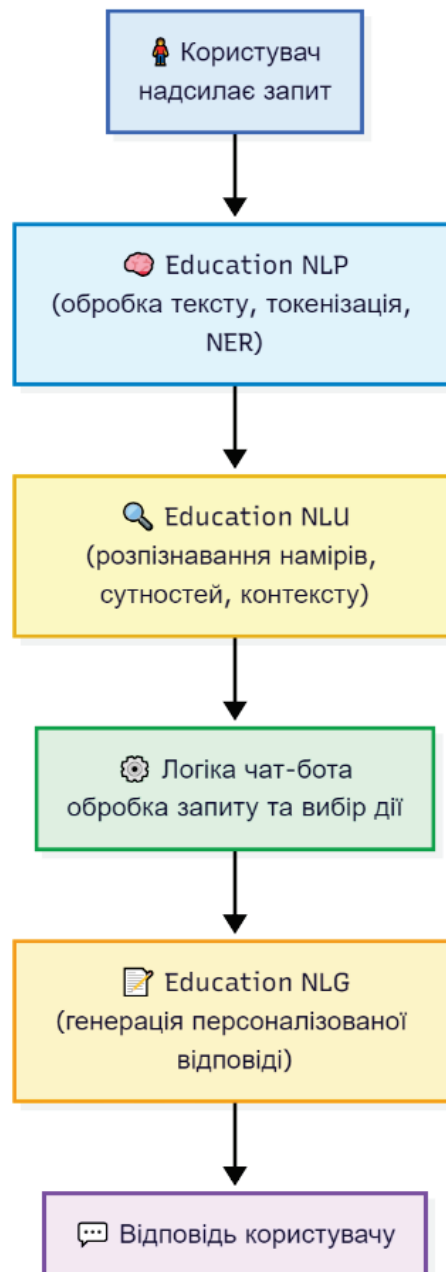


Рисунок 2.2 – Алгоритм роботи ENLP-моделі

ENLP-модель в порівнянні з моделями RNNLM, Word2Vec, GloVe, fastText розглянуті в розділі «Огляд NLP-моделей побудови чат-ботів» має наступні переваги: визначення освітніх інтенцій та витяг освітніх сутностей із запиту, контрольоване формування відповіді за освітнім контекстом, перевірка, чи відповідає текст мінімальним вимогам (повнота, структура).

Це дозволяє отримати стабільні та передбачувані відповіді для освітніх запитів, зменшуючи залежність від LLM та підвищуючи керованість системи.

2.3 Проектування гібридного контекстуального методу побудови в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі

Запропоновано гібридний контекстуальний метод для освітніх CRM-систем (Hybrid Contextual Method, HCM), який поєднує rule-based, NLP та мовні моделі у єдину багаторівневу систему, що забезпечує адаптивність, контекстність і точність відповідей.

Гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі динамічно обирає, який модуль обробить запит користувача, також враховує історію діалогу, роль користувача та інформацію з освітньої CRM-системи.

ENLP-модель у гібридному контекстуальному методі покращує роботу чат-ботів за кількома напрямками:

- забезпечує більш точне розпізнавання намірів та сутностей у запитах учнів, викладачів і батьків завдяки спеціалізованій токенізації, лематизації, нормалізації та векторизації тексту освітнього контенту;
- ENLP дозволяє ефективно інтегрувати контекст попередніх діалогів, що підвищує точність відповідей і зменшує ймовірність непорозумінь;
- завдяки застосуванню ембеддінгів та контекстуальних моделей, ENLP підтримує більш природне формування мови, адаптоване до специфіки навчальної інформації.

Таким чином, впровадження ENLP забезпечує баланс між rule-based та LLM, підвищуючи загальну ефективність та персоналізацію чат-ботів у освітніх CRM-системах.

Головна ідея гібридного контекстуального методу побудови чат-бота:

- rule-based рівень – для точного виконання бізнес-логіки CRM-системи (розклад, уроки, фінанси, користувачі);
- ENLU рівень – для розпізнавання намірів, сутностей, контексту освітнього середовища (викладач, група, урок, студент);

- ENLG рівень – генерація відповіді природною мовою;
- LLM рівень – для генерації природних, пояснювальних і рекомендаційних відповідей у складних або нестандартних ситуаціях.

Новизна гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів:

- поєднання правил CRM-системи, ENLP та інтелектуальної генерації LLM;
- система сама визначає, який модуль краще відповість;
- LLM зберігає історію діалогу;
- підходить як для навчальних, так і адміністративних сценаріїв;
- кожен рівень (NLU, NLG, rule-based, LLM) розділений логічно та технічно.

Логіка роботи гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів:

- попередня обробка запиту (ENLP) – токенизація, лематизація, визначення частин мови, виявлення освітніх термінів;
- визначення намір запиту (NLU) – класифікація наміру користувача (запис на пробний урок, запитання про домашнє завдання, повідомлення вчителю), виявлення сутностей (імена учні, назви предмету уроку, дати);
- рівень прийняття рішень (Decision Layer), якщо намір належить до визначеного правила, тоді використовується rule-based логіка, якщо ні виконується звернення до NLG для семантичного тлумачення або рекомендації;
- обробка запиту – rule-based рівень звертається до API CRM-системи для отримання або зміни даних, LLM рівень може згенерувати пояснення, відповідь або резюме на основі інформації з CRM-системи;
- рівень перевірки відповіді – якщо не було знайдено визначеного правила на рівні rule-based та NLG не змогло надати відповідь, тоді LLM генерує можливу відповідь на основі вірогідності правильності відповіді;
- генерація відповіді (NLG / LLM) – природна побудова фрази користувачеві з урахуванням контексту, специфіки освітнього контенту та історії діалогу.

Гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі включає наступні кроки.

Крок 1. Отримання запиту від користувача.

Крок 2. Визначення наміру запиту користувача, класифікація наміру користувача, виявлення сутностей, токенізація, лематизація, визначення частин мови, виявлення освітніх термінів з використанням ENLP-моделі.

Крок 3. Використання рівень прийняття рішень (Decision Layer), для визначення наміру запиту, якщо він належить до визначеного правила, тоді використовується rule-based логіка, якщо ні виконується звернення до LLM для семантичного тлумачення.

Крок 4. Обробка запиту користувача, rule-based рівень звертається до CRM-системи для отримання або зміни даних.

Крок 5. Генерація відповіді природною мовою з використанням ENLP-моделі користувачу з урахуванням освітнього контексту та історії діалогу.

Крок 6. Перевірка якості відповіді, якщо чат-бот не надав якісну відповідь або взагалі її не надав, тоді відповідь надасть LLM модуль.

Крок 7. Надсилання згенерованої відповіді користувачу чат-бота.

Алгоритм роботи чат-боту побудованого гібридним контекстуальним методом з використанням ENLP-моделі відображає послідовність обробки користувацького запиту від моменту його надходження до формування коректної відповіді та наведений на рисунку 2.3.

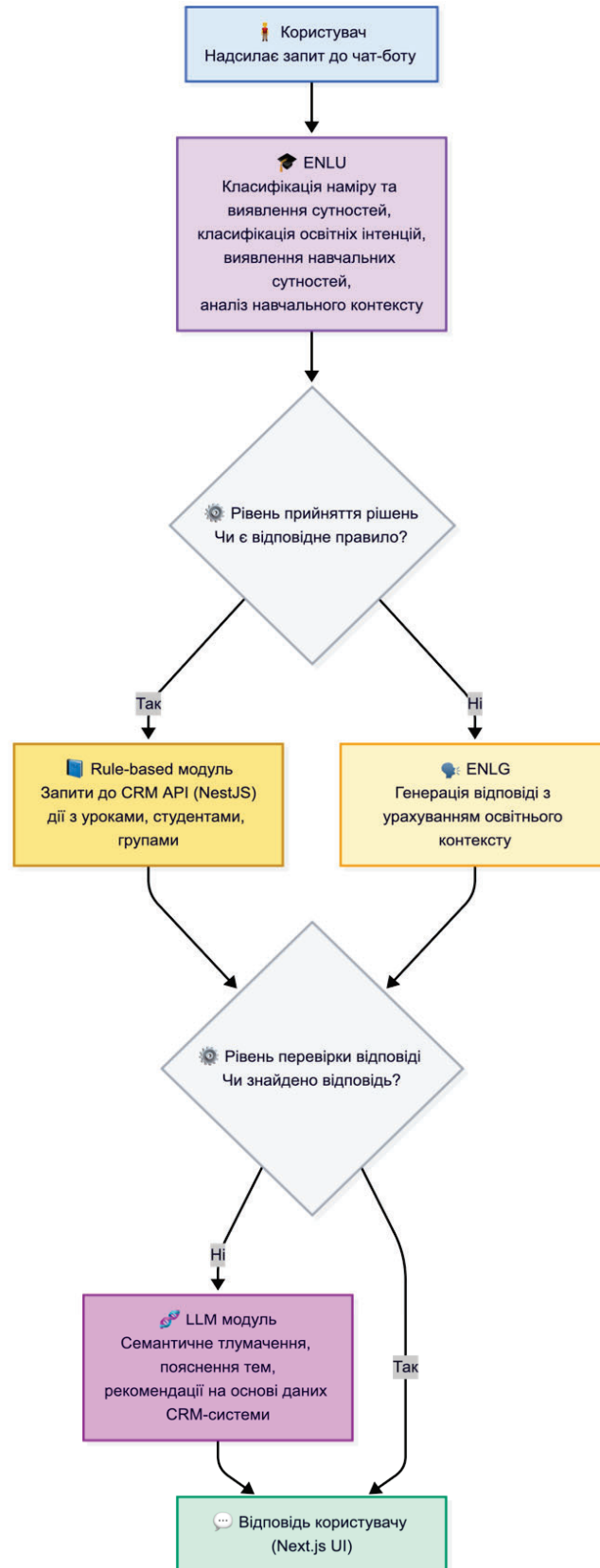


Рисунок 2.3 – Алгоритм роботи чат-бота побудованого гібридним контекстуальним методом з використанням освітньо-орієнтованої ENLP-моделі

IDEF0-діаграма наведена на рисунку 2.4 демонструє процес взаємодії чат-бота з користувачем.



Рисунок 2.4 – IDEF0-діаграма процесу взаємодії чат-бота з користувачем

Вхідна інформація: контекст діалогу, текст повідомлення користувача, дані з бази даних CRM-системи, роль користувача, база знань ENLP-моделі.

Вихідна інформація: згенерована відповідь користувачу, виконана дія в CRM-системі, звіт кількості досягнення цілей в діалогах.

Декомпозицію першого рівня IDEF0-діаграми процесу взаємодії чат-бота з користувачем відображає основні функціональні підпроцеси обробки запитів користувачів, інформаційні потоки між ними, а також вхідні дані та вихідні дані наведено на рисунку 2.5.

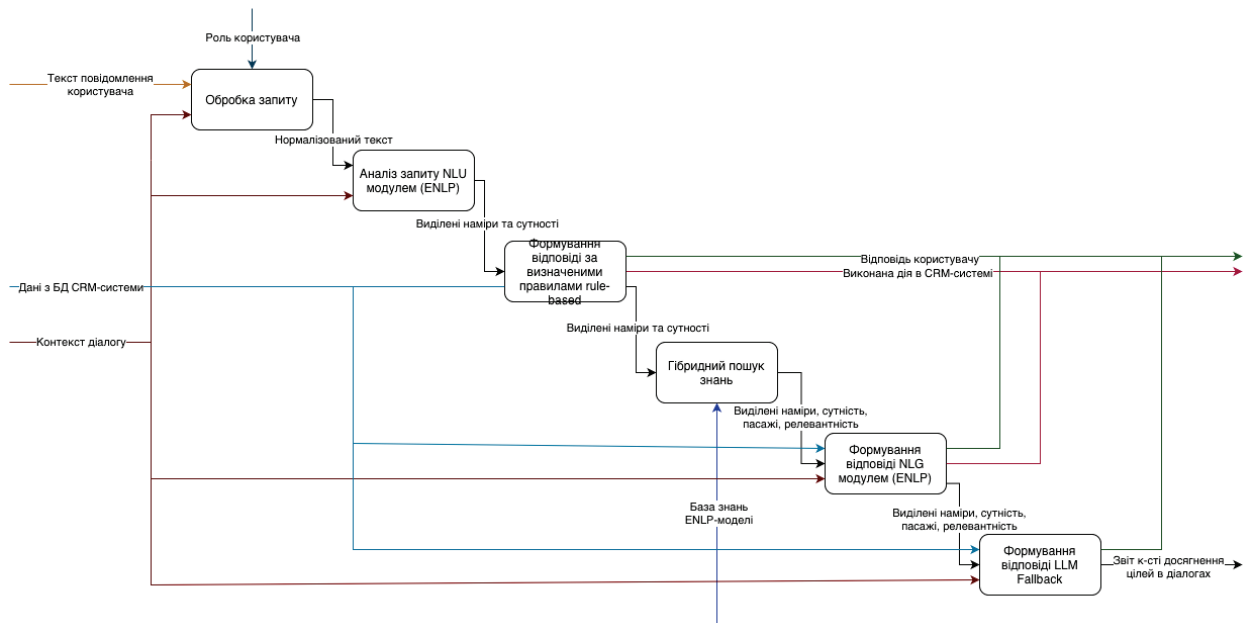


Рисунок 2.5 – Декомпозиція першого рівня IDEF0-діаграми процесу взаємодії чат-бота з користувачем

Декомпозиція першого рівня показує основні функціональні підсистеми чат-бота та взаємозв'язки між ними. Вона дозволяє зрозуміти, які головні дії виконує чат-бот, які дані на вході обробляються і які результати формуються на виході.

Основні процеси, що виконуються при взаємодії користувача з чат-ботом:

- обробка запиту – процес відповідає за прийом, а також нормалізацію текстового повідомлення користувача;
- аналіз запиту NLU модулем – процес при якому розпізнаються наміри та сутності запиту;
- формування відповіді за визначеними правилами rule-based – процес відповідає на запит користувача за здалегіть визначеними правилами, також виконує поставлені задачі в освітній CRM-системі;
- гібридний пошук знань – процес виконує пошук в базі знань ENLP потрібну відповідь за допомогою намірів та сутностей запиту користувача;
- формування відповіді NLG модулем – процес формування відповіді

природною мовою, також виконує поставлені задачі в освітній CRM-системі;

- формування відповіді LLM Fallback – процес формування відповіді за допомогою мовної моделі, яка враховує весь контекст та оброблені дані попередніх процесів.

Впровадження гібридного контекстуального методу у освітніх CRM-системах відкриває нові можливості для автоматизації навчального процесу та адміністративних задач. Він дозволяє не лише обробляти стандартні запити, а й адаптуватися до складних або нестандартних ситуацій, забезпечуючи інтелектуальну підтримку користувачів у реальному часі. Завдяки поєднанню rule-based логіки, спеціалізованого ENLP та потужності LLM чат-боти стають здатними підтримувати персоналізовану комунікацію, пропонувати рекомендації, пояснювати матеріал та інтегрувати дані з різних модулів CRM-системи.

Гібридний контекстуальний метод повинен підвищити ефективність навчального процесу через змогу орієнтуватись в освітньому контексті, що дозволяє прогнозувати потреби студентів і оптимізувати роботу викладачів та адміністрації. Такий підхід сприяє не тільки економії часу та ресурсів, а й створює комфортні умови для навчання та комунікації, забезпечуючи більш глибоку взаємодію.

2.4 Визначення показників оцінювання методів побудови чат-ботів

2.4.1 Показник ефективності

Показник ефективності (E) – відображає ступінь досягнення системою поставлених цілей або виконання певних функцій, демонструє, наскільки успішно чат-бот виконує свої завдання з точки зору точності, швидкості, зручності та стабільності роботи. Для цього використовують групи кількісних і якісних критеріїв, а саме: якість відповідей, функціональна точність,

продуктивність і ефективність, користувацький досвід, підтримуваність та масштабованість, а також безпечність і надійність системи. Кожна з цих груп відображає окремий аспект роботи чат-бота, від здатності точно розпізнавати наміри користувача до стабільності функціонування та рівня захисту даних.

Кожен критерій має чітке визначення, методи вимірювання та ваговий коефіцієнт, що показує його відносну важливість у загальній оцінці. Вищу важливість отримали показники, що безпосередньо впливають на успішне виконання завдань користувачем, точність розпізнавання намірів та вилучення сутностей. Менші ваги присвоєно допоміжним характеристикам, таким як граматичність, узгодженість або час безперебійної роботи. Такий розподіл ваг дозволяє збалансовано оцінювати як технічну ефективність, так і зручність використання чат-бота у навчальному процесі.

Критерії групи функціональної точності:

- рівень успішного виконання завдань (%) – відсоток діалогів, у яких бот успішно завершив завдання (наприклад, запис на пробний урок), вимірюється як частка успішних діалогів до загальної кількості;

- точність розпізнавання намірів – середня точність класифікації намірів користувача; обчислюється як гармонічне середнє між precision і recall;

- точність вилучення сутностей – точність вилучення сутностей із тексту (наприклад, дат, імен, місць), визначається шляхом порівняння з еталонною розміткою.

Критерії групи якості відповідей:

- доречність (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – оцінює, наскільки відповідь відповідає запиту користувача;

- граматичність (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – оцінка граматичної та стилістичної правильності відповіді;

- узгодженість (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – перевіряє, чи враховується контекст попередніх повідомлень;

– частка вигаданих відповідей (%) – частка відповідей, що містять неправдиву або вигадану інформацію.

Критерії групи продуктивності і ефективності:

– затримка відповіді (мс) – середній час від надходження запиту до формування відповіді;

– пропускна здатність (запитів/с) – кількість одночасно оброблюваних запитів;

– вартість обробки 1000 запитів (умовна одиниця) – вартість обслуговування 1000 запитів, що включає обчислювальні ресурси, API-запити та інфраструктуру.

Критерії групи користувацького досвіду:

– задоволеність користувачів (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – оцінка користувачем якості роботи бота після завершення діалогу;

– частка звернень до оператора (%) – частка випадків, коли бот не зміг відповісти і звернувся до оператора;

– тривалість діалогу – середня кількість повідомлень у діалозі до вирішення проблеми.

Критерії групи підтримуваності та масштабованості:

– підтримуваність (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – зручність у модифікації, оновленні або додаванні нових сценаріїв;

– масштабованість (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – здатність системи підтримувати велику кількість одночасних користувачів без втрати продуктивності.

Критерії групи безпеки і надійності:

– токсичність (%) – частота образливих або етично неприйнятних відповідей;

– захист даних (оцінюється за п'ятибальною шкалою, де 1 – дуже низька, 5 – відмінна) – рівень захисту персональних даних;

– час безперебійної роботи (%) – стабільність роботи системи в часі.

Наведені критерії оцінювання дозволяють комплексно оцінити ефективність чат-ботів за різними аспектами: від точності виконання завдань та якості відповідей до продуктивності, користувацького досвіду, підтримуваності та безпеки системи.

Показник ефективності (E) методу побудови чат-боту обчислюється наступним чином:

$$E = \sum_{i=1}^n w_i \times s_i, \quad (1)$$

де w_i – вага критерію;

s_i – оцінка за критерієм.

Показник ефективності може застосовуватися як інструмент безперервного моніторингу: регулярний збір метрик допомагає відстежувати вплив оновлень моделі, зміни бази знань (Knowledge Base, KB) або сценаріїв взаємодії з користувачами. Таким чином, показник ефективності слугує основою для прийняття рішень щодо впровадження, налаштування та вдосконалення чат-ботів у навчальному процесі.

2.4.2 Показник досягнення цілей

Goal Completion Rate (GCR) – показник досягнення цілей, визначених для чат-бота [21]. Цілю може бути будь-яка завершена дія, що вважається «успіхом», наприклад: отримав потрібну відповідь або довідкову інформацію; заповнив форму; виконав оплату чи оновив дані в CRM-системі.

Визначення GCR надає змогу:

– відстежувати, чи справді чат-бот виконує свою функцію, а не лише «відповідає»;

- виявляти, на якому етапі користувачі зупиняють взаємодію з чат-ботом;
- визначати, які сценарії спілкування потребують оптимізації;
- підвищувати показник конверсії (Conversion Rate, *CR*).

GCR методу побудови чат-боту розраховується наступним чином:

$$GCR = \frac{N_{success}}{N_{total}}, \quad (2)$$

де $N_{success}$ – кількість успішних діалогів, які завершили цільову дію;

N_{total} – загальна кількість діалогів користувачів.

GCR є ключовим інструментом для оцінки ефективності чат-бота, оскільки безпосередньо відображає, наскільки успішно система допомагає користувачам досягати поставлених цілей. Його визначення дозволяє не лише кількісно виміряти успішність виконання завдань, але й виявити слабкі місця в сценаріях взаємодії, що потребують оптимізації.

Згідно останніх аналітичних досліджень середнє значення показника досягнення цілей для чат-ботів є 96% [22].

Відстеження *GCR* сприяє підвищенню загальної продуктивності чат-бота, покращенню користувацького досвіду та підвищенню конверсії, що робить цей показник важливим критерієм для прийняття рішень щодо розвитку та вдосконалення системи.

2.4.3 Показник конверсії

CR – показник конверсії, який відображає, наскільки ефективно чат-бот перетворює відвідувачів у реальних клієнтів або учнів, демонструє частку користувачів, які після взаємодії з ботом здійснили цільову дію, що веде до

реального результату для освітнього закладу (наприклад, записались на пробний урок, оплатили навчання або прийшли на пробний урок) [23].

CR методу побудови чат-боту розраховується наступним чином:

$$CR = \frac{N_{converted}}{N_{visitors}}, \quad (3)$$

де $N_{converted}$ – кількість користувачів, котрі після спілкування з чат-ботом розпочали навчання або виконали цільову дію;

$N_{visitors}$ – загальна кількість користувачів, які взаємодіяли з ботом за певний період.

Дослідження Glassix показують, що середній коефіцієнт конверсії для систем, які вводять чат-боти з штучним інтелектом збільшується на 23%, отже мінімальний приріст конверсії сучасних чат-ботів має бути більше 23% [24].

Висока конверсія свідчить про те, що чат-бот виконує свою роль ефективно: надає релевантні відповіді, допомагає потенційному студенту зорієнтуватися в освітніх послугах та мотивує його до подальшої взаємодії з навчальним закладом. Низький показник конверсії, навпаки, може сигналізувати про недоліки в сценаріях спілкування, недостатню персоналізацію або неякісну взаємодію з користувачем.

Таким чином, аналіз конверсії є важливою частиною управління чат-ботом, оскільки дозволяє коригувати структуру діалогу, вдосконалювати контент, покращувати логіку роботи та адаптувати систему під реальні потреби аудиторії. Це робить показник конверсії одним із основних критеріїв при оцінці цінності чат-бота для освітньої установи.

2.4.4 Інтегральний показник результативності

Інтегральний показник результативності (Comprehensive Chatbot

Performance Index, *CCPI*) – інтегральний показник результативності чат-бота, який узагальнює всі ключові аспекти його роботи.

CCPI методу побудови чат-бота розраховується наступним чином:

$$CCPI = E + \alpha \times GCR + \beta \times CR, \quad (4)$$

де E – ефективність чат-боту;

α та β – вагові коефіцієнти, що визначають вплив кожного додаткового показника;

GCR – показник досягнення цілей;

CR – показник конверсії.

Вибір вагових коефіцієнтів $\alpha = 0,2$ та $\beta = 0,2$ обґрунтований необхідністю збалансованого врахування додаткових показників, таких як GCR і CR , при оцінюванні ефективності чат-бота для освітньої CRM-системи. Значення 0,2 дозволяє надати достатню вагу практичним бізнес-орієнтованим показникам, не знижуючи при цьому значущості базової ефективності системи. Такий підхід забезпечує, що *CCPI* відображає як технічну надійність, так і користь для навчального процесу, дозволяючи об'єктивно порівнювати різні методи побудови чат-ботів і визначати найбільш оптимальний для конкретної освітньої системи.

CCPI є важливим інструментом оцінки чат-ботів, оскільки дозволяє узагальнити різні аспекти роботи системи, від технічних характеристик (якість відповіді, швидкість обробки запитів, задоволеність користувачів) до бізнес-орієнтованих результатів (досягнення цілей та конверсія).

Цільові показники ефективності методів побудови чат-ботів наведені в таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Цільові показники ефективності методів побудови чат-ботів

Показник	Цільове значення	Метод вимірювання
Ефективність (<i>E</i>)	>0,80	Експертна оцінка
Досягнення цілей (<i>GCR</i>)	>0,96	Отримання з CRM-системи
Конверсія (<i>CR</i>)	>0,23	Отримання з CRM-системи

Таким чином, інтегральний показник результативності слугує ключовим індикатором для оцінки ефективності чат-бота з комплексної точки зору, поєднуючи технічну надійність та практичну користь для користувачів і бізнесу. Він узагальнює результати за окремими групами критеріїв в одну підсумкову оцінку, що робить можливим коректне порівняння різних підходів і конфігурацій системи. Крім того, інтегральний показник дозволяє відстежувати динаміку змін після оновлень (логіки діалогу, КВ, моделей розпізнавання намірів), а також визначати, які саме компоненти найбільше впливають на загальну результативність і потребують першочергового вдосконалення.

3 МЕТОДИКА ВИКОРИСТАННЯ ГІБРИДНОГО КОНТЕКСТУАЛЬНОГО МЕТОДУ ПОБУДОВИ ЧАТ-БОТІВ В ОСВІТНІХ CRM-СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ENLP-МОДЕЛІ

3.1 Опис технологічних рішень впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі

Важливим аспектом побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах є чітке визначення вхідних та вихідних даних, що забезпечує коректну обробку запитів користувачів та формування адекватних відповідей.

Вхідна інформація включає не лише безпосередні повідомлення користувача, але й додаткові дані, що дозволяють враховувати контекст, роль користувача. Вихідна інформація, у свою чергу, є результатом обробки цих даних і може містити як текстові відповіді, так і дії у CRM-системі.

Для реалізації чат-бота, побудованого за гібридним контекстуальним методом, потрібно використати сучасні засоби та інструменти штучного інтелекту.

Клієнтську частину потрібно створити на основі NextJS, а також для запобігання атакам використати проху-сервер, який за допомогою модулю обчислення має змогу аналізувати атаки та запобігати їм у майбутньому [25].

Серверну частину потрібно створити на основі Python, який реалізує серверну логіку, маршрутизацію та взаємодію з базою даних. Як об'єктно-реляційна проєкція використовується Prisma, що працює з MySQL. Для кешування проміжних даних та зберігання контексту діалогів застосовується Redis.

Інтеграцію штучного інтелекту потрібно здійснити через Olamma, що дозволяє підключати LLM для генерації природних відповідей.

Система автентифікації потрібно здійснити на основі JSON Web Token (JWT), що забезпечує безпечний обмін даними між клієнтом та сервером.

3.2 Формування алгоритму впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-бота в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі

Було побудовано алгоритм впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-бота в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі, котрий зображений на рисунку 3.1.

Алгоритм впровадження дозволяє зрозуміти послідовність кроків, які потрібно виконати для успішного впровадження гібридного контекстуального чат-боту з використанням ENLP-моделі в освітню CRM-систему.

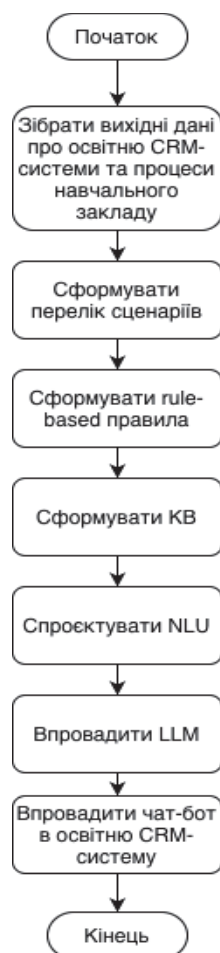


Рисунок 3.1 – Алгоритм впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-бота в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі

Детальний опис алгоритму впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі.

Крок 1. Збір вихідних даних про освітню CRM-систему та процеси навчального закладу, а саме, типові запити, користувачі та ролі в CRM-системі, основні сутності та інтенції.

Крок 2. Формування переліку сценаріїв означає визначення найпоширеніших запитань, правил реагування на запит, повідомлення відповіді.

Крок 3. Формування rule-based правил означає побудову структурованих правил за допомогою визначених в кроці 2 переліку сценаріїв, котрі мають чітку структуру в яких визначений ідентифікатор, інтент, патерн, текст повідомлення (див. рисунок 3.2).

Крок 4. Формування KB означає побудову структурованих карток знань за допомогою визначених в кроці 1 вихідних даних, котрі мають чітку структуру в яких визначений ідентифікатор, сутність, інтент, заголовок відповіді, розбиті на логічні етапи відповіді та теги (див. рисунок 3.3).

Крок 5. Проектування NLU включає в себе визначення загального списку інтенцій, сутностей та правил валідації.

Крок 6. Впровадження LLM включає в себе впровадження освітньо-орієнтованої LLM або навчання власної LLM під особливості навчальних закладів.

Крок 7. Впровадження чат-боту в освітню CRM-систему включає в себе інтеграції гібридного контекстуального чат-бота з використанням ENLP-моделі з модулями освітньої CRM-системи.

```

turn [
  Rule(
    id="policy_refund",
    intent="payment_question",
    patterns=[r"повернен", r"refund", r"повернути\s+кошти"],
    response_template=(
      "Повернення коштів обробляється за правилами школи/договору.\n"
      "Зазвичай потрібно: дата платежу, підстава, і чи були використані заняття.\n"
      "Напиши номер інвойсу або дату платежу – підкажу наступний крок."
    ),
  ),
),

```

Рисунок 3.2 – Структуровані rule-based правила

```

if nlu.intent == "GRADE_FOR_LESSON":
    subj = normalize_subject(nlu.entities.get("topic"))
    if not subj:
        return "За який предмет показати оцінку? Наприклад: «оцінка з англійської»."
    grades = (student.get("grades") or {}).get(subj)
    if not grades:
        return f"Немає оцінок з предмета «{subj}»."
    last = sorted(grades, key=lambda x: str(x.get("date", "")), reverse=True)[0]
    val = last.get("value")
    typ = last.get("type")
    dt = last.get("date")
    if val is None:
        return f"Немає коректного запису оцінки з предмета «{subj}»."
    if typ and dt:
        return f"Оцінка з {subj}: {val} ({typ}, {dt})."
    if dt:
        return f"Оцінка з {subj}: {val} ({dt})."
    return f"Оцінка з {subj}: {val}."

```

Рисунок 3.3 – Структуровані картки знань KB

Було розроблено та формалізовано алгоритм впровадження гібридного контекстуального методу побудови чат-бота в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі. Запропонований алгоритм дозволяє структурувати процес впровадження чат-бота, починаючи від аналізу вихідних даних та освітніх процесів навчального закладу і завершуючи інтеграцією чат-бота з модулями освітньої CRM-системи.

4 АПРОБАЦІЯ ГІБРИДНОГО КОНТЕКСТУАЛЬНОГО МЕТОДУ ПОБУДОВИ ЧАТ-БОТУ В ОСВІТНІХ CRM-СИСТЕМАХ З ВИКОРИСТАННЯМ ENLP-МОДЕЛІ

4.1 Побудова гібридного контекстуального чат-бота для освітніх CRM-систем з використанням ENLP-моделі

За запропонованим гібридним контекстуальним методом побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі було побудовано чат-бот для освітньої CRM-системи Jest за методикою описаною в розділі 3, який має змогу: використовувати дані освітньої CRM-системи для формування персоналізованих відповідей, використовувати жорстко задані правила rule-based та генерацію природної мови ENLP-моделі, а також використовувати LLM як метод резервної відповіді. Програмний код побудованого чат-бота наведено в додатку Б.

Проведено тестування побудованого гібридного контекстуального чат-бота з використанням ENLP-моделі, яке включало наступні задачі перевірки: точності класифікації інтенцій, якості витягнення сутностей, адекватності шаблонів та поведінка LLM fallback у складних випадках.

Основна мета підтвердити, що гібридний метод:

- коректно маршрутизує запити між rule-based, NLU, NLG та LLM;
- забезпечує точні та стабільні відповіді для типових запитів;
- не генерує фактичних помилок;
- коректно працює з неповними запитами;
- зберігає узгодженість відповідей у межах одного діалогу.

Для повного тестування, було підготовлено набір запитів, які охоплюють: найпоширеніші запитання, операційні сценарії в CRM-системі, неповні запити, різні формулювання одного наміру, помилки введення, комбіновані запити, нестандартні запити.

Результати проведення тестування чат-бота побудованого гібридним

контекстуальним методом з використанням ENLP-моделі наведені на рисунках 4.1 – 4.6.

You: *Перевір статус оплати за поточний місяць*

Bot [rule]: Щоб перевірити оплату, мені потрібен хоча б один параметр:

- номер рахунку/інвойсу, або
- курс/місяць оплати.

Напиши: 'інвойс 12345' або 'оплата за листопад курс Математика'.

Рисунок 4.1 – Демонстрація опрацювання напоширенішого запитання чат-ботом побудованого гібридним контекстуальним методом

You: *зміни сьогоднішній розклад уроків*

Bot [rule]: Ок, перенесемо заняття. На яку дату/час? (напр. 10.12.2025 18:00)

Рисунок 4.2 – Демонстрація застосування операційних сценаріїв освітньої CRM-системи чат-ботом побудованого гібридним контекстуальним методом

Ти: *Яка в мене оцінка з англійської мови?*

Бот [nlg]: За який предмет показати оцінку? Наприклад: «оцінка з англійської».

Ти: *Так скажи яка в мене оцінка з англійської мови за вчорашній урок?*

Бот [nlg]: Оцінка з англійська: 10 (тест, 2025-12-10).

Ти:

Рисунок 4.3 – Демонстрація стійкості чат-бота побудованого гібридним контекстуальним методом до помилок

You: *перенести*

Bot [rule]: Ок, перенесемо заняття. На яку дату/час? (напр. 10.12.2025 18:00)

Рисунок 4.4 – Демонстрація вирішення не повного запиту чат-ботом побудованого гібридним контекстуальним методом

Ти: *Привіт*

Бот [llm]: Вітаю! Чим можу допомогти?

Ти: *Скажи будь-ласка розклад на неділю, який предмет та час?*

Бот [nlg]: Розклад на неділю:

10:00 – математика

12:00 – англійська

Ти: *А скажи розклад на суботу?*

Бот [nlg]: Немає розкладу на «суботу».

Рисунок 4.5 – Демонстрація комбінованого запиту чат-ботом побудованого гібридним контекстуальним методом

You: *Чи складна англійська мова, якщо не розумієш граматику???*

Bot [llm]: Якщо ви не розумієте граматику, англійська може бути складною. Але багато ресурсів допоможуть її вивчити!

You: *Ваш освітній заклад може навчити мене граматики?*

Bot [llm]: Так, ми пропонуємо курси з граматики. Які ваші потреби?

You: *Багато добре знати більшість граматичних правил.*

Bot [llm]: Розумію. Я допоможу вам з цим. Які саме граматичні правила вас цікавлять?

Рисунок 4.6 – Демонстрація опрацювання нестандартних запитів чат-ботом побудованого гібридним контекстуальним методом

Таким чином, тестування чат-бота побудованого за допомогою гібридного контекстуального методу з використанням ENLP-моделі підтверджує працездатність гібридної архітектури на рівні наскрізних сценаріїв: система коректно маршрутизує запити між rule-based, NLG та LLM, забезпечує контрольовану генерацію відповідей та стабільну поведінку при неповних і варіативних формулюваннях. Результати тестування також формують основу для подальшої оптимізації: розширення набору правил rule-based, покращення структури KB.

4.2 Дослідження інтегрального показника результативності методів побудови чат-ботів

4.2.1 Дослідження інтегрального показника результативності гібридного контекстуального методу побудови чат-боту з використанням ENLP-моделі

Було створено близько 5000 сценаріїв взаємодії користувача з чат-ботом. Сценарії охоплювали різні ситуації, включаючи запити інформаційного характеру, управління уроками та розкладом, фінансові операції та комунікацію. Метою симуляції було перевірити точність розпізнавання намірів, правильність вилучення сутностей та відповідність відповідей очікуванням користувачів.

У дослідженні взяли участь 15 користувачів, які оцінювали природність і доречність відповідей бота. Кожен користувач взаємодіяв із системою за стандартними сценаріями, після чого заповнював анкети оцінки якості відповідей за такими критеріями: доречність, граматичність, узгодженість відповідей, задоволеність взаємодією, частка звернень до оператора та інші.

Таблиця 4.1 – Результати оцінювання критеріїв ефективності гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів з використанням ENLP-моделі

Критерій	Оцінка (s_i)	Вага (w_i)	Коментар
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,96	0,15	Висока точність завдяки комбінації методів
Точність розпізнавання намірів	0,94	0,15	Добра класифікація завдяки NLP компоненту
Точність вилучення сутностей	0,95	0,10	Комбіноване витягування сутностей
Доречність (1–5)	5	0,10	Відповіді максимально доречні
Граматичність (1–5)	5	0,05	Природна та граматично правильна мова
Узгодженість (1–5)	5	0,05	Контекст діалогів враховується повністю
Частка вигаданих відповідей (%)	5	0,05	Значно менше, ніж у чистого LLM
Затримка відповіді (мс)	0,85	0,05	Швидше за LLM
Пропускна здатність (запитів/с)	0,80	0,05	Залежить від обчислювальної потужності
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,60	0,05	Економія ресурсів при використанні правил
Задоволеність користувачів (1–5)	5	0,05	Дуже висока задоволеність

Кінець таблиці 4.1

Критерій	Оцінка (s_i)	Вага (w_i)	Коментар
Частка звернень до оператора (%)	0,03	0,05	Рідко передає оператору
Тривалість діалогу	0,97	0,05	Можливість тривалих діалогів
Підтримуваність (1–5)	4	0,05	Складніше, ніж чистий rule-based, простіше за LLM
Масштабованість (1–5)	4	0,05	Комбіноване масштабування
Токсичність (%)	3	0,05	Менше ризику, ніж у чистого LLM
Захист даних (1–5)	4	0,05	Кращий контроль за даними
Час безперебійної роботи (%)	0,95	0,05	Висока стабільність завдяки rule-based компонентам

Визначений показник ефективності (E) гібридного контекстуального методу з використанням ENLP-моделі був розрахований за формулою 1:

$$E = 0,90$$

Для визначення показника GCR було використано дані тестування на 100 стандартних сценаріях. З 100 сценаріїв чат-бот успішно виконав 96 завдань. Показник досягнення цілей був розрахований за формулою 2:

$$GCR = \frac{96}{100} = 0,96$$

Для визначення показника CR використано дані тестування з 100

користувачів, які взаємодіяли з ботом, 27 записались на пробний урок і почали навчання. Показник конверсії був визначений за формулою 3:

$$CR = \frac{27}{100} = 0,27$$

Обчислимо інтегральний показник *CCPI*, ваги α та β дорівнюють 0,2, що підкреслює важливість успішного досягнення цілей та комерційної результативності. Показник інтегральної результативності був розрахований за формулою 4:

$$CCPI = 0,90 + 0,2 \times 0,96 + 0,2 \times 0,27 = 1,15$$

CCPI демонструє, що гібридний контекстуальний метод з використанням ENLP-моделі забезпечує вищу ефективність порівняно з чистим AI/LLM методом. Гібридний підхід дозволяє поєднувати точність rule-based логіки, адаптивність NLP/NLU і природну генерацію LLM, що підвищує результативність виконання завдань користувачами, покращує конверсію та зменшує навантаження на операторів.

4.2.2 Дослідження інтегрального показника результативності методу rule-based

Для оцінки ефективності методу побудови rule-based було проведено тестування, котре здійснювалося на основі 100 стандартних сценаріїв, що включали типові запити користувачів: поширені питання, запис на пробний урок, запит на отримання розкладу уроків. Кожен сценарій був спрямований на перевірку здатності чат-бота коректно розпізнавати запит, знаходити

відповідне правило та формувати правильну відповідь.

У процесі тестування здійснювався контроль успішності виконання кожного сценарію, що дозволило оцінити не лише рівень точності відповідей, але й стабільність роботи системи, здатність чат-бота реагувати на незначні зміни формулювань та рівень його передбачуваності. Результати такого тестування дали змогу виявити сильні та слабкі сторони rule-based підходу.

Таблиця 4.2 – Результати оцінювання показників ефективності методу rule-based

Показник	Оцінка (S_i)	Вага (w_i)	Коментар
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,70	0,15	Відповідає на сценарії
Точність розпізнавання намірів	0,65	0,15	Обмежена точність через відсутність навчання
Точність вилучення сутностей	0,60	0,10	Визначає сутності лише у простих шаблонах
Доречність (1–5)	3	0,10	Відповіді частково доречні, шаблонні
Граматичність (1–5)	4	0,05	Відповіді граматично правильні
Узгодженість (1–5)	3	0,05	Діалог без контекстної пам'яті
Частка вигаданих відповідей (%)	0	0,05	Не генерує вигаданих відповідей
Затримка відповіді (мс)	0,95	0,05	Миттєва відповідь

Кінець таблиці 4.2

Показник	Оцінка (s_i)	Вага (w_i)	Коментар
Пропускна здатність (запитів/с)	0,90	0,05	Працює з високою пропускну здатністю
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,95	0,05	Мінімальні витрати
Задоволеність користувачів (1–5)	3	0,05	Швидко стає монотонним для користувача
Частка звернень до оператора (%)	0,80	0,05	Часто звертається до оператора при нестандартних запитах.
Тривалість діалогу	0,70	0,05	Діалог короткий, лінійний.
Підтримуваність (1–5)	4	0,05	Просте додавання нових правил.
Масштабованість (1–5)	4	0,05	Добре масштабується для великої кількості запитів.
Токсичність (%)	0	0,05	Безпечні відповіді.
Захист даних (1–5)	5	0,05	Просто система без зберігання даних.
Час безперебійної роботи (%)	0,98	0,05	Висока стабільність роботи.

Визначений показник ефективності (E) методу побудови чат-ботів rule-based був розрахований за формулою 1:

$$E = 0,78$$

Результат показника ефективності свідчить про достатню точність і стабільність роботи системи в рамках перевірених сценаріїв.

Для визначення GCR було використано дані тестування на 100 стандартних сценаріях. З 100 сценаріїв чат-бот успішно виконав 30 завдань. Показник досягнення цілей був розрахований за формулою 2:

$$GCR = \frac{30}{100} = 0,30$$

Для визначення CR використано дані тестування з 100 користувачів, які взаємодіяли з ботом, 8 записались на пробний урок і почали навчання. Показник конверсії був розрахований за формулою 3:

$$CR = \frac{8}{100} = 0,08$$

Обчислимо $CCPI$, ваги α та β дорівнюють 0,2, що підкреслює важливість успішного досягнення цілей та комерційної результативності. Показник інтегральної результативності був розрахований за формулою 4:

$$CCPI = 0,78 + 0,2 \times 0,30 + 0,2 \times 0,08 = 0,856$$

$CCPI$ свідчить, що метод rule-based має достатній рівень ефективності, проте обмежений у гнучкості та конверсії користувачів у реальних студентів.

Проте, незважаючи на високий інтегральний показник, даний підхід має обмеження, а також низьку конверсію користувачів у реальних студентів. Для освітніх CRM-систем, де важлива персоналізація, адаптація під запити учнів та інтерактивна взаємодія, такий рівень результативності може бути недостатнім, що робить необхідним розгляд більш сучасних або гібридних підходів.

Отже, rule-based підхід є надійним у типових сценаріях, але потребує

доповнення іншими методами для кращої гнучкості та підвищення конверсії користувачів у студентів.

4.2.3 Дослідження інтегрального показника результативності методу ML/NLP

Для визначення показника ефективності методу ML/NLP було використано набір тренувальних і тестових даних ($\approx 10\ 000$ фраз) для класифікації намірів та вилучення сутностей.

Таблиця 4.3 – Результати оцінювання критеріїв ефективності методу побудови чат-ботів ML/NLP

Критерій	Оцінка (S_i)	Вага (w_i)	Коментар
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,82	0,15	Виконує більшість завдань правильно
Точність розпізнавання намірів	0,88	0,15	Задовільна точність
Точність вилучення сутностей	0,83	0,10	Витягує сутності з більшістю повідомлень
Доречність (1–5)	4	0,10	Відповіді в більшості випадків доречні
Граматичність (1–5)	4	0,05	Граматично правильно, природність середня

Кінець таблиці 4.3

Критерій	Оцінка (s_i)	Вага (w_i)	Коментар
Узгодженість (1–5)	4	0,05	Враховує контекст коротких діалогів
Частка вигаданих відповідей (%)	5	0,05	Невеликий відсоток вигаданих відповідей
Затримка відповіді (мс)	0,80	0,05	200–300 мс
Пропускна здатність (запитів/с)	0,75	0,05	Середня пропускна здатність
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,70	0,05	Потребує більше ресурсів і API
Задоволеність користувачів (1–5)	4	0,05	Висока задоволеність користувачів
Частка звернень до оператора (%)	0,15	0,05	Рідко передає оператору
Тривалість діалогу	0,85	0,05	Можливість підтримки середніх діалогів
Підтримуваність (1–5)	3	0,05	Потребує підтримки моделей та даних
Масштабованість (1–5)	3	0,05	Потребує ресурсів для масштабування
Токсичність (%)	2	0,05	Іноді можливі невідповідні відповіді
Захист даних (1–5)	4	0,05	Потребує обробки даних для навчання
Час безперебійної роботи (%)	0,95	0,05	Висока стабільність, але залежить від сервера

Визначений показник ефективності (E) методу побудови чат-ботів ML/NLP був розрахований за формулою 1:

$$E = 0,83$$

Для визначення GCR було використано дані тестування на 100 стандартних сценаріях. З 100 сценаріїв чат-бот успішно виконав 82 завдань. Показник досягнення цілей був визначений за формулою 2:

$$GCR = \frac{82}{100} = 0,82$$

Для визначення CR використано дані тестування з 100 користувачів, які взаємодіяли з ботом, 12 записались на пробний урок і почали навчання. Показник конверсії був розрахований за формулою 3:

$$CR = \frac{12}{100} = 0,12$$

Обчислимо $CCPI$, ваги α та β дорівнюють 0,2, що підкреслює важливість успішного досягнення цілей та комерційної результативності. Показник інтегральної результативності був розрахований за формулою 4:

$$CCPI = 0,83 + 0,2 \times 0,82 + 0,2 \times 0,12 = 1,018$$

$CCPI$ демонструє, що метод ML/NLP має високу ефективність як з точки зору технічних характеристик, так і з точки зору досягнення цілей користувачем та конверсії в студентів.

Проте, незважаючи на високий показник, метод ML/NLP все одно не покриває повністю всі потреби освітніх CRM-систем.

4.2.4 Дослідження інтегрального показника результативності методу AI/LLM

Оцінювання методу побудови AI/LLM проводилося через симуляцію діалогів (≈ 5000 сценаріїв) та залучення 15 користувачів для оцінки природності та доречності відповідей.

Таблиця 4.4 – Результати оцінювання критеріїв ефективності методу побудови чат-ботів AI/LLM

Критерій	Оцінка (s_i)	Вага (w_i)	Коментар
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,92	0,15	Виконує завдання майже завжди
Точність розпізнавання намірів	0,95	0,15	Висока точність класифікації намірів
Точність вилучення сутностей	0,93	0,10	Добре витягує сутності
Доречність (1–5)	5	0,10	Відповіді дуже доречні
Граматичність (1–5)	5	0,05	Високий рівень природності і граматики
Узгодженість (1–5)	5	0,05	Контекст довгих діалогів враховується
Частка вигаданих відповідей (%)	10	0,05	Іноді генерує вигадані факти
Затримка відповіді (мс)	0,75	0,05	300–500 мс, потребує більше ресурсів
Пропускна здатність (запитів/с)	0,75	0,05	Залежить від обчислювальної потужності
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,50	0,05	Дорога обробка запитів
Задоволеність користувачів (1–5)	5	0,05	Дуже висока задоволеність
Частка звернень до оператора (%)	0,05	0,05	Не звертається до оператора

Кінець таблиці 4.4

Критерій	Оцінка (S_i)	Вага (W_i)	Коментар
Тривалість діалогу	0,95	0,05	Можливість тривалих діалогів
Підтримуваність (1–5)	3	0,05	Складно оновлювати модель
Масштабованість (1–5)	3	0,05	Потребує потужної інфраструктури
Токсичність (%)	5	0,05	Ризик генерації небажаного контенту
Захист даних (1–5)	3	0,05	Потребує захисту даних користувачів
Час безперебійної роботи (%)	0,90	0,05	Залежить від сервера і моделі

Визначений показник ефективності (E) методу побудови чат-ботів AI/LLM був розрахований за формулою 1:

$$E = 0,86$$

Для визначення GCR було використано дані тестування на 100 стандартних сценаріях. З 100 сценаріїв чат-бот успішно виконав 92 завдань. Показник досягнення цілей був визначений за формулою 2:

$$GCR = \frac{92}{100} = 0,92$$

Для CR використано дані тестування з 100 користувачів, які взаємодіяли з ботом, 15 записались на пробний урок і почали навчання. Показник конверсії був розрахований за формулою 3:

$$CR = \frac{15}{100} = 0,15$$

Обчислимо $CCPI$, ваги α та β дорівнюють 0,2, що підкреслює важливість

успішного досягнення цілей та комерційної результативності. Показник інтегральної результативності був розрахований за формулою 4:

$$CCPI = 0,86 + 0,2 \times 0,92 + 0,2 \times 0,15 = 1,074$$

CCPI демонструє, що метод AI/LLM має високу ефективність, забезпечуючи точні та доречні відповіді, високу результативність виконання завдань користувачами та кращу конверсію в студентів у порівнянні з методами rule-based та ML/NLP.

Проте, незважаючи на відносно високий результат, метод AI/LLM все ще не повністю покриває всі потреби освітніх CRM-систем, зокрема у питаннях адаптації до специфіки навчального контенту та забезпечення повної персоналізації взаємодії зі студентами.

4.2.5 Дослідження інтегрального показника результативності гібридного методу

Для оцінювання гібридного методу побудови було використано комбіноване тестування, де прості сценарії перевірялися rule-based, складні – NLP, а креативні – LLM. Загалом $\approx 12\ 000$ тестових фраз та 25 респондентів для оцінки користувацького досвіду.

Таблиця 4.5 – Результати оцінювання критеріїв ефективності гібридного методу побудови чат-ботів

Критерій	Оцінка (S_i)	Вага (W_i)	Коментар
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,94	0,15	Висока точність завдяки комбінації методів

Продовження таблиці 4.5

Критерій	Оцінка (S_i)	Вага (w_i)	Коментар
Точність розпізнавання намірів	0,92	0,15	Добра класифікація завдяки NLP компоненту
Точність вилучення сутностей	0,91	0,10	Комбіноване витягування сутностей
Доречність (1–5)	5	0,10	Відповіді максимально доречні
Доречність (1–5)	5	0,10	Відповіді максимально доречні
Граматичність (1–5)	5	0,05	Природна та граматично правильна мова
Узгодженість (1–5)	5	0,05	Контекст діалогів враховується повністю
Частка вигаданих відповідей (%)	5	0,05	Значно менше, ніж у чистого LLM
Затримка відповіді (мс)	0,85	0,05	Швидше, ніж LLM завдяки rule-based компонентам
Пропускна здатність (запитів/с)	0,80	0,05	Залежить від обчислювальної потужності
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,70	0,05	Економія ресурсів при використанні правил
Задоволеність користувачів (1–5)	5	0,05	Дуже висока задоволеність
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,70	0,05	Економія ресурсів при використанні правил
Задоволеність користувачів (1–5)	5	0,05	Дуже висока задоволеність
Частка звернень до оператора (%)	0,05	0,05	Рідко передає оператору
Тривалість діалогу	0,95	0,05	Можливість тривалих діалогів
Підтримуваність (1–5)	4	0,05	Складніше, ніж чистий rule-based, але простіше за LLM
Масштабованість (1–5)	4	0,05	Комбіноване масштабування
Токсичність (%)	3	0,05	Менше ризику, ніж у чистого LLM

Кінець таблиці 4.5

Критерій	Оцінка (S_i)	Вага (w_i)	Коментар
Захист даних (1–5)	4	0,05	Кращий контроль за даними
Час безперебійної роботи (%)	0,95	0,05	Висока стабільність завдяки rule-based компонентам

Визначений показник ефективності (E) гібридного методу побудови чат-ботів був рохрахований за формулою 1:

$$E = 0,90$$

Для визначення GCR було використано дані тестування на 100 стандартних сценаріях. З 100 сценаріїв чат-бот успішно виконав 94 завдань. Показник досягнення цілей визначений за формулою 2:

$$GCR = \frac{94}{100} = 0,94$$

Для CR використано дані тестування з 100 користувачів, які взаємодіяли з ботом, 20 записались на пробний урок і почали навчання. Показник конверсії був визначений за формулою 3:

$$CR = \frac{20}{100} = 0,20$$

Обчислимо $CCPI$, ваги α та β дорівнюють 0,2, що підкреслює важливість успішного досягнення цілей та комерційної результативності. Показник інтегральної результативності був розрахований за формулою 4:

$$CCPI = 0,90 + 0,2 \times 0,94 + 0,2 \times 0,20 = 1,128$$

ССРІ демонструє, що гібридний метод має найвищу ефективність серед розглянутих підходів. Він забезпечує високу точність, адекватне та доречне формування відповідей, але немає можливості орієнтуватись в освітньому контексті.

4.2.6 Порівняльний аналіз існуючих методів побудови чат-ботів

Таблиця 4.6 – Порівняння результатів оцінювання критеріїв ефективності побудови чат-ботів

Критерій / Метод	rule-based	ML/NLP	AI/LLM	Гібридний
Рівень успішного виконання завдань (%)	0,70	0,82	0,92	0,94
Точність розпізнавання намірів	0,65	0,83	0,93	0,91
Точність вилучення сутностей	0,60	0,83	0,93	0,91
Доречність (1–5)	3	4	5	5
Граматичність (1–5)	4	4	5	5
Узгодженість (1–5)	3	4	5	5
Частка вигаданих відповідей (%)	0	5	10	5
Затримка відповіді (мс)	0,95	0,80	0,75	0,85
Пропускна здатність (запитів/с)	0,90	0,75	0,75	0,80
Вартість обробки 1000 запитів (ум. одиниця)	0,95	0,70	0,50	0,70
Задоволеність користувачів (1–5)	3	4	5	5
Частка звернень до оператора (%)	0,80	0,15	0,05	0,05
Тривалість діалогу	0,70	0,85	0,95	0,95
Задоволеність користувачів (1–5)	3	4	5	5
Частка звернень до оператора (%)	0,80	0,15	0,05	0,05
Тривалість діалогу	0,70	0,85	0,95	0,95
Підтримуваність (1–5)	4	3	3	4
Масштабованість (1–5)	4	3	3	4
Токсичність (%)	0	2	5	3

Кінець таблиці 4.6

Критерій / Метод	rule-based	ML/NLP	AI/LLM	Гібридний
Захист даних (1–5)	5	4	3	4
Час безперебійної роботи (%)	0,98	0,95	0,90	0,95
Показник ефективності(<i>E</i>)	0,78	0,83	0,86	0,90

Дивлячись на таблицю 4.6, можна сказати, що гібридний метод забезпечує найвищу інтегральну результативність, поєднуючи стабільність rule-based, точність ML/NLP і природність AI/LLM. Чистий AI/LLM добре справляється зі складними діалогами, але вимогливий до ресурсів, ML/NLP забезпечує баланс між якістю та продуктивністю, а rule-based швидкий і дешевий, проте обмежений простими сценаріями. Загалом, чим складніший метод, тим кращий користувацький досвід, але зростають витрати та складність підтримки.

Таблиця 4.7 – Порівняння результатів показників методів побудови чат-ботів

Назва методу / Показник	<i>E</i>	<i>GCR</i>	<i>CR</i>	<i>CCPI</i>
Rule-based	0,78	0,30	0,10	0,92
ML/NLP	0,83	0,82	0,12	1,00
AI/LLM	0,86	0,92	0,15	1,07
Гібридний	0,90	0,94	0,20	1,13

Аналіз таблиці 4.7 демонструє, що ефективність чат-ботів зростає зі складністю застосованого методу. Rule-based підхід показує стабільну роботу для простих сценаріїв, але має низькі *GCR* та *CR*. Методи ML/NLP та AI/LLM забезпечують кращу адаптивність і точність, що позитивно впливає на *GCR* та *CR*. Найвищі результати за всіма показниками досягає гібридний метод, який поєднує сильні сторони всіх підходів: стабільність правил, точність ML/NLP та природність генерації AI/LLM.

4.3 Порівняльний аналіз гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі з rule-based методом

Для відображення ефективності гібридного контекстуального методу з використанням ENLP-моделі в сфері освіти було проведено порівняльний аналіз методів побудови чат-ботів: традиційного rule-based та гібридного контекстуального. Дослідження охоплювало ключові критерії показника ефективності (E), GCR та CR , що дозволяє наочно оцінити переваги запропонованого методу.

Отримані показники дають змогу проаналізувати вплив використання ENLP-моделі на якість обробки запитів користувачів, рівень їх залученості та результативність взаємодії з чат-ботом у межах освітньої CRM-системи.

Порівняння показників оцінювання методів побудови HCM з використанням ENLP-моделі та rule-based наведено в таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 – Порівняння показників оцінювання методів побудови чат-ботів гібридного контекстуального з використанням ENLP-моделі та rule-based

Показник / Метод	Rule-based	HCM	Висновок
Час розробки	короткий	середній	Гібридний контекстуальний чат-бот довше розробляти, але результат більш гнучкий
Показник ефективності (E)	0,78	0,90	Гібридний контекстуальний чат-бот точніше виконує завдання, враховує контекст та адаптивність
Показник досягнення цілей (GCR)	0,30	0,96	Гібридний контекстуальний чат-бот значно краще справляється із завданнями користувачів

Кінець таблиці 4.8

Показник конверсії (<i>CR</i>)	0,08	0,27	Гібридний контекстуальний чат-бот підвищує конверсію у студентів більш ніж у 3 рази
Інтегральний показник результативності (<i>CCPI</i>)	0,856	1,15	Гібридний контекстуальний чат-бот демонструє вищу комплексну ефективність

Аналізуючи результати, подані в таблиці 4.8, можна зробити висновок, що числові показники ефективності методів побудови чат-ботів потребують наочного представлення для кращого сприйняття та порівняльного аналізу. Доцільно доповнити проведений аналіз графічним представленням отриманих даних, що забезпечує більш інтуїтивне порівняння показників та наочно демонструє різницю між методами.

На рисунку 4.7 зображено графічне порівняння показників оцінювання методів побудови чат-ботів гібридного контекстуального з використанням ENLP-моделі та rule-based.

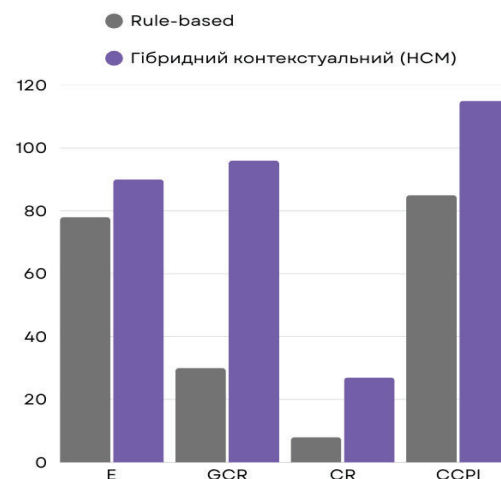


Рисунок 4.7 – Графічне порівняння показників оцінювання методів побудови чат-ботів гібридного контекстуального з використанням ENLP-моделі та rule-based

Результати демонструють, що гібридний контекстуальний метод з використанням ENLP-моделі забезпечує значно вищу точність і стабільність відповідей, краще справляється з комплексними та контекстуально залежними запитами, а також підвищує рівень конверсії користувачів у реальних студентів. На відміну від rule-based підходу, гібридний контекстуальний метод з використанням ENLP-моделі проявляє більшу гнучкість, здатність до масштабування та інтеграції нових функцій, що робить її більш придатною для сучасних освітніх CRM-систем.

Аналіз показників оцінювання чат-ботів, побудованих за методами rule-based та гібридного контекстуального, дозволяє більш детально оцінити переваги гібридного контекстуального підходу та його практичну цінність у сфері освітніх CRM-систем.

Час розробки гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів вищий за rule-based, тому що він потребує більш складної архітектури, включає інтеграцію моделей обробки природної мови, налаштування контекстних механізмів, навчання нейромережевих компонентів та розробку логіки поєднання статистичних і правил-орієнтованих підходів;

Розрахований показник ефективності (E) гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів (0,90) перевищує показник rule-based методу (0,78), що свідчить про вищу здатність гібридного підходу забезпечувати точніше розуміння користувацьких запитів, стабільніше реагування у змінних контекстах та кращу адаптивність до нетипових формулювань;

Розрахований показник GCR гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів (0,96) значно перевищує показник rule-based методу (0,30), що свідчить про набагато вищу здатність гібридного контекстуального методу забезпечувати успішне виконання користувацьких завдань та коректне доведення діалогу до логічного завершення. Такий розрив у значеннях демонструє, що гібридна контекстуальна модель значно ефективніше враховує попередні репліки, наміри та контекст взаємодії, що дозволяє чат-боту точніше визначати кінцеву мету користувача та обирати оптимальну стратегію

відповіді. У свою чергу, rule-based підхід суттєво обмежений жорсткими сценаріями, що призводить до низької результативності у складних або непередбачуваних ситуаціях;

Розрахований показник *CR* гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів (0,27) перевищує показник rule-based (0,08), що свідчить про більш високу здатність гібридного контекстуального методу сприяти переходу користувачів до цільової дії, тобто почати навчатись в освітньому закладі. Підвищена конверсія пояснюється тим, що гібридного контекстуальна модель краще адаптується до різних стилів комунікації, коректніше враховує контекст діалогу та забезпечує більш персоналізовану взаємодію. Натомість rule-based метод, обмежений фіксованими правилами, часто не здатен вести користувача до кінцевої мети у випадках відхилення від передбачених шаблонів, що й призводить до низького рівня конверсії;

Розрахований показник *CCPI* гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів (1,15) перевищує показник rule-based методу (0,856), що свідчить про загальну перевагу гібридного контекстуального методу. Вищий *CCPI* демонструє, що гібридна контекстуальна модель забезпечує більш збалансоване та якісне функціонування чат-бота, оскільки одночасно підвищує точність розуміння користувацьких запитів, здатність успішно завершувати діалоги та ефективно переводити взаємодію у цільові дії. На відміну від rule-based методу, який має обмежену гнучкість і залежить від попередньо визначених сценаріїв, гібридний підхід демонструє стійкішу роботу в умовах варіативних запитів, що й обумовлює його вищу інтегральну результативність.

Порівняльний аналіз підтверджує, що гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів з використанням ENLP-моделі є оптимальним для освітніх CRM-систем. Попри більші витрати на розробку та ресурси, метод має підвищену ефективність, конверсію та задоволеність користувачів, що роблять метод переважним вибором порівняно з rule-based.

Завдання, які виконує чат-бот побудований гібридним контекстуальним

методом в освітній CRM-системі з використанням ENLP-моделі:

- відповідає на запитання студентів, викладачів, адміністраторів;
- автоматизує запити до CRM-системи (розклад, уроки, оцінки, фінанси);
- повідомляє про зміни в розкладі, уроках, домашніх завданнях;
- надсилає нагадування про події (новий запланований урок, потреба в оплаті рахунку, оцінки за місяць);
- допомагає у навігації по системі («де знайти домашнє завдання», «як додати урок», «як прикріпити домашнє завдання»);
- генерує аналітичні звіти, поради, пояснення на основі інформації з освітньої CRM-системи;
- створює потрібну інформацію в освітній CRM-системі за запитом в чат-боті («створити регулярні уроки для учня», «оновити інформацію про викладача», «записатись на пробний урок»).

Використання ENLP-моделі в гібридному контекстуальному чат-боті надає змогу краще орієнтується в освітньому контексті, розпізнавати спеціалізовані терміни, сутності та наміри користувачів, що значно підвищує точність відповідей та ефективність взаємодії з користувачем. Завдяки поєднанню ENLP-моделі та гібридного контекстуального методу, чат-бот здатний враховувати попередні діалоги, роль користувача в освітньому процесі та специфіку навчальної установи. Це забезпечує формування більш релевантних, персоналізованих відповідей, зменшує навантаження на персонал освітнього закладу, збільшення показників ефективності (E), GCR та CR .

В підсумку, впровадження гібридного контекстуального методу з використанням ENLP-моделі створює комплексне, інтелектуальне та персоналізоване середовище для управління навчанням та комунікацією в сучасних освітніх CRM-системах.

ВИСНОВКИ

Проведено комплексний аналіз сучасних підходів до побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах та встановлено, що більшість наявних рішень досі базуються на rule-based технологіях, що обмежує їхню здатність до контекстної, гнучкої та персоналізованої взаємодії з користувачами. Дослідження показало, що застосування лише окремих методів rule-based, ML/NLP чи LLM не дає змоги повністю задовольнити специфічні потреби освітнього середовища, оскільки кожен із них має суттєві обмеження.

На основі проведеного аналізу запропоновано гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах з використанням ENLP-моделі, який поєднує структуровану rule-based логіку освітньої CRM-системи, доменну ENLP-модель та LLM. Така архітектура забезпечує динамічний вибір оптимального механізму обробки запиту, зберігає контекст діалогу, враховує ролі користувачів та освітню термінологію, що дозволяє формувати точні, контекстні та персоналізовані відповіді.

Аналіз показав, що класичні NLP-моделі, такі як RNNLM, Word2Vec, GloVe та fastText, добре справляються із загальною обробкою природної мови та побудовою векторних уявлень слів, проте вони не враховують специфіку освітнього контенту та потреб користувачів навчальних систем. Натомість запропонована ENLP-модель спеціально адаптована під освітній контекст і інтегрує всі етапи обробки, розуміння та генерації тексту. Це дозволяє забезпечувати більш точне розпізнавання намірів і сутностей у запитах, створювати персоналізовані та граматично коректні відповіді, а також значно підвищує ефективність взаємодії з учнями, викладачами та батьками.

Експериментальна оцінка, що включала понад 5000 симульованих сценаріїв та тестування за участю 15 користувачів, підтвердила ефективність гібридного контекстуального методу побудови чат-ботів за показником E ,

GCR, CR, CCPI. Отримані результати свідчать про здатність методу значно підвищувати якість автоматизованої комунікації, зменшувати кількість звернень до оператора, покращувати точність розуміння запитів, збільшити кількість досягнення цілей, а також підвищити показник конверсії в освітньому закладі.

За допомогою запропонованого гібридного контекстуального методу та ENLP-моделі було практично застосовано в розробці чат-боту, проведено налаштування шарів, додавання правил для rule-based, інтентів та сутностей для ENLP, створення словників для ENLP, інтеграція з LLM. Було проведено фінальне тестування, що включало в себе різні ситуації та різні формулювання для відображення готовності запропонованого методу вбудовуватись в освітні CRM-системи, а також майбутнього вдосконалення та розширення правил та словників.

Сфера застосування – автоматизація комунікаційних процесів, покращення обслуговування клієнтів в освітніх закладах.

Матеріали дослідження були сформовані в статтю і подані та прийняті для публікації у журналі № 13(54) 2025 категорії Б «Наука і техніка сьогодні» [26], а також за матеріалами роботи була представлена доповідь та опубліковані тези доповіді на міжнародній науково-технічній конференції «Інформаційно-комунікаційні технології та кібербезпека» [27].

Кваліфікаційна виконана згідно методичних вказівок [28].

Таким чином, гібридний контекстуальний метод побудови чат-ботів з використанням ENLP-моделі може стати основою для побудови нового покоління чат-ботів в освітніх CRM-системах, що підтримують персоналізацію навчання, підвищують доступність інформації та забезпечують ефективну взаємодію між усіма учасниками освітнього процесу. Запропонований підхід має значний потенціал для подальшого розвитку та інтеграції з інтелектуальною аналітикою, рекомендаційними системами та освітніми платформами.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Інтеграція CRM із чат-ботами. URL: <https://crmsolutions.ua/crm-integration-with-chatbots/> (дата звернення: 28.11.2025).
2. ДСТУ 3008:2015. Інформація та документація. Звіти у сфері науки і техніки. Структура та правила оформлювання, Чинний від 22.06.2015. Київ: ДП «УкрНДНЦ», 2016, 26 с.2.
3. ДСТУ 8302:2015 «Інформація та документація. Бібліографічне посилання. Загальні положення та правила складання».
4. Топ 17 сrm система для бізнесу. URL: <https://speka.ua/business/top-17-srm-sistema-dlya-biznesu-9wr5k4> (дата звернення: 29.11.2025).
5. Автоматизація бізнесу, CRM-системи 2024: статистика та прогнози. URL: <https://blog.keycrm.app/uk/avtomatizaciya-biznesu-crm-sistemi-2024-statistika-ta-prognozi/> (дата звернення: 29.11.2025).
6. CRM-системи: сутність, різновиди і важливість для бізнесу. URL: <https://shelfy.com.ua/newsroom/crm-systemy/> (дата звернення: 29.11.2025).
7. Переваги використання CRM в освіті. URL: <https://lcloud.in.ua/news/54-perevagu-vukorustannya-crm-v-osviti.html> (дата звернення: 30.11.2025).
8. CRM для навчальних закладів та проєктів – інтелектуальне рішення для освітньої галузі. URL: <https://ce.smart-it.com/blog-post/crm-for-schools-and-educational-institutions/> (дата звернення: 30.11.2025).
9. CRM система для школи. URL: <https://wezom.com.ua/ua/blog/crm-sistema-dlja-shkoly> (дата звернення: 30.11.2025).
10. Chatbot Statistics: How AI Is Powering the Rise of Digital Assistants. URL: <https://masterofcode.com/blog/chatbot-statistics> (дата звернення: 01.12.2025).
11. Chatbot Market (2025 - 2030). URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/chatbot-market> (дата

звернення: 01.12.2025).

12. Chatbot - Market Share Analysis, Industry Trends & Statistics, Growth Forecasts 2019 – 2029. URL: <https://www.researchandmarkets.com/reports/4622740/chatbot-market-share-analysis-industry-trends> (дата звернення: 02.12.2025).

13. Чат-бот & CRM-система: що можуть разом? URL: <https://crmium.com/uk/chatbot-crm-systema-shho-mozhut-razom/> (дата звернення: 03.12.2025).

14. Що таке обробка природної мови (NLP) та як вона може використовуватися у бізнесі. URL: <https://metinvest.digital/ua/page/1052> (дата звернення: 03.12.2025).

15. Що таке NLP, NLU та NLG, і чому ви повинні знати про них та їхні відмінності? URL: <https://uk.shaip.com/blog/difference-between-nlp-nlu-and-nlg/> (дата звернення: 04.12.2025).

16. A no-frills guide to most Natural Language Processing Models — The Pre-LSTM Ice-Age — (R)NNLM, GloVe, Word2Vec & fastText. URL: <https://medium.com/data-science/a-no-frills-guide-to-most-natural-language-processing-models-part-1-the-pre-lstm-ice-age-86055dd5d67c> (дата звернення: 04.12.2025).

17. Rule-Based Chatbots: Examples & Possible Applications. URL: <https://www.moin.ai/en/chatbot-wiki/rule-based-chatbots> (дата звернення: 05.12.2025).

18. Створення чат-ботів із використанням сучасних AI-технологій. URL: <https://itproger.com/ua/news/sozdanie-chat-botov-s-ispolzovaniem-sovremennih-ai-tehnologiy> (дата звернення: 05.12.2025).

19. LLM для Python спеціалістів: Advanced Data Analysis та Semantic Kernel. URL: <https://journal.gen.tech/post/llm-dlya-python-specialistiv-advanced-data-analysis-ta-semantic-kernel> (дата звернення: 05.12.2025).

20. Building a Rule-Based Chatbot with Natural Language Processing. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/nlp/building-a-rule-based-chatbot-with-natural->

[language-processing/](#) (дата звернення: 05.12.2025).

21. Goal Completion Rate Metric. URL: <https://www.klipfolio.com/resources/kpi-examples/digital-marketing/goal-completion-rate> (дата звернення: 07.12.2025).

22. What is goal completion rate in AI? URL: <https://ebi.ai/blog/goal-completion-rate/> (дата звернення: 08.12.2025).

23. Що таке конверсія і як її розрахувати. URL: <https://elit-web.ua/ua/blog/chto-takoe-konversiya-sajta> (дата звернення: 08.12.2025).

24. Glassix Study Shows: AI Chatbots Enhance Conversion by 23% and Resolve Issues 18% Faster with 71% Success. URL: <https://www.glassix.com/article/study-shows-ai-chatbots-enhance-conversions-and-resolve-issues-faster> (дата звернення 08.12.2025).

25. І.В Кобзев, К.Е Петров, О.В Орлов. Моделі визначення та запобігання атак на web-сервіси. Системи обробки інформації. 2013. № 9 (116). С. 158.

26. Дробишев О. С., Чиркова К. С. Гібридний контекстуальний метод побудови в освітніх CRM-системах. Наука і техніка сьогодні. 2025. № 13(54).

27. Дробишев О.С., Чиркова К.С. Аналіз методів побудови чат-ботів в освітніх CRM-системах. Матеріали Міжнародної науково-технічної конференції «Інформаційно-комунікаційні технології та кібербезпека» (ІКТК-2025). Харків, ХНУРЕ, 2025, С. 359-363.

28. Методичні вказівки щодо розробки та оформлення кваліфікаційної роботи другого (магістерського) рівня вищої освіти за освітньо-професійною програмою «Інформаційні управляючі системи та технології» спеціальності 122 Комп'ютерні науки / Упоряд.: Петров К.Е., Левикін В.М., Чалий С.Ф., Євланов М.В., Саєнко В.І., Міхнов Д.К., Міхнова А.В., Чала О.В. – Харків: ХНУРЕ, 2021. – 24 с.