
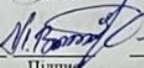
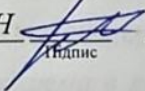


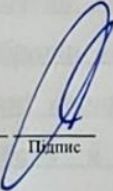
Хмельницький національний університет
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

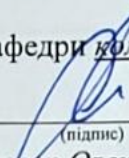
Виконав: студент групи КН-21-2  Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: Асистент кафедри КН  Леонід ВОЗНЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
20 06 2025 р.

Хмельницький 2025

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь бакалавр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 10 » 02 2025 року


ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів»
2. Завдання видано студенту Віталію ДОБРЯНСЬКОМУ
(Ім'я, прізвище)
3. Керівник роботи асистент кафедри КН Леонід ВОЗНЮК
(посада, ім'я, прізвище)
4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23
5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані: Мета роботи підвищити точність визначення емоційного забарвлення користувацьких коментарів шляхом удосконалення моделей глибокого навчання для обробки природної мови (NLP), зокрема в контексті платформи YouTube. Задля досягнення цієї мети передбачено проаналізувати сучасні методи емоційної класифікації текстів, відібрати найбільш ефективні алгоритми машинного навчання, розробити метод автоматизованого аналізу настрою коментарів, реалізувати систему збору й обробки даних із соціальних платформ, а також провести експериментальну оцінку точності й ефективності запропонованого підходу.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	Викорано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	Викорано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	Викорано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	Викорано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	Викорано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	Викорано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка пояснювальної записки на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	Викорано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	Викорано

Виконавець: студент групи КН-21-2  Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент кафедри КН  Леонід ВОЗНЮК
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-2 Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Леонід ВОЗНЮК


Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
56	24	8	45	2

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є покращення точності автоматизованого визначення емоційного забарвлення користувацьких коментарів у соціальних мережах шляхом застосування сучасних методів обробки природної мови та глибокого навчання з подальшою інтеграцією розробленої моделі в веб-застосунок, створений на базі фреймворку Laravel.

У кваліфікаційній роботі розроблено систему автоматизованого аналізу емоційного забарвлення коментарів YouTube з використанням NLP-методів та великої мовної моделі (LLM). Проведено аналіз підходів до класифікації емоцій, обрано ефективну архітектуру, реалізовано модель засобами ШІ та створено REST API для взаємодії з веб-інтерфейсом. Цей метод призначений для аналізу коментарів у соцмережах, моніторингу громадської думки та контент-модерації.

Ключові слова: емоційний аналіз, коментарі, соціальні мережі, Laravel, Python, обробка природної мови, штучний інтелект, машинне навчання, веб-застосунок.

Виконавець: студент групи КН-21-2 
Група виконавця Підпис

Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень.....	3
Вступ.....	4
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	6
1.1 Аналіз предметної області автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах.....	6
1.2 Огляд теоретичних підходів до аналізу емоційного забарвлення текстів на основі методів обробки природної мови.....	9
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень для визначення настрою текстів.....	11
1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи.....	15
Розділ 2 Розробка методу автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів.....	17
2.1 Основна концепція та підхід до визначення настрою коментарів у соціальних мережах.....	17
2.2 Вибір NLP-моделей глибокого навчання та обґрунтування архітектури	18
2.3 Проектування архітектури автоматизованого визначення настрою	21
2.4 Інформаційне та програмне забезпечення системи.....	27
2.5 Обробка вхідних текстових даних попередня підготовка	30
2.6 Метрики оцінювання точності та ефективності методу	32
2.7 Висновки до розділу 2.....	35
Розділ 3. Програмна реалізація та експериментальне дослідження системи аналізу настрою коментарів YouTube із використанням LLM.....	37
3.1 Архітектура програмної системи	37
3.2 Реалізація клієнтської та серверної частин.....	40
3.3 Інтеграція LLM у систему.....	45
3.4 Експериментальні дослідження та оцінка ефективності	45
Помилка! Закладку не визначено.	
Висновки до розділу 3	53
Загальні висновки.....	56
Перелік посилань	58

Додатки

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
NLP	Обробка природної мови
ML	Машинне навчання
TF-IDF	Термінна частота - обернена частота документа
SVM	Методи опорних векторів
LLM	Велика мовна модель
BERT	Назва моделі - трансформера, Bidirectional Encoder Representations from Transformers
GPT	Назва моделі-трансформера (Generative Pre-trained Transformer)
HTML	HyperText Markup Language (мова розмітки гіпертексту)
URL	Uniform Resource Locator (уніфікований покажчик ресурсу)

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена розробці методу автоматизованого визначення емоційного забарвлення користувацьких коментарів у соціальних мережах на основі сучасних методів обробки природної мови (NLP) і алгоритмів глибокого навчання.

Актуальність теми.

У сучасному цифровому середовищі соціальні мережі виступають ключовим каналом комунікації та обміну інформацією. Щоденно мільйони користувачів залишають текстові повідомлення, коментарі та відгуки, що містять важливу інформацію про їхній емоційний стан, ставлення до подій і брендів. Здатність автоматично аналізувати ці повідомлення дозволяє виявляти тенденції у громадській думці, оперативно реагувати на негативні сигнали, здійснювати ефективну модерацию контенту та приймати обґрунтовані рішення в бізнесі, маркетингу й суспільстві.

Аналіз настрою в текстах (sentiment analysis) є складним завданням, оскільки потребує врахування контексту, іронії, неоднозначності висловлювань, вживання сленгу та емодзі. Сучасні моделі обробки природної мови, ті які створені на трансформерах, відкривають нові можливості для підвищення точності виявлення емоційного забарвлення в текстах. Це робить тему дослідження надзвичайно актуальною.

Об'єкт дослідження – процес аналізу текстового контенту соціальних мереж за настроями.

Предмет дослідження – алгоритми машинного навчання та методи обробки природної мови та класифікації настроїв із використанням штучного інтелекту.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – покращення точності визначення настрою в текстах коментарів за допомогою оптимізації NLP-моделей глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз предметної області та сформулювати основні проблеми автоматизованого аналізу настрою.
2. Ознайомитись із сучасними методами та моделями NLP, що використовуються для аналізу емоційного забарвлення текстів.
3. Обґрунтувати вибір інструментів, фреймворків і архітектур моделей для реалізації задачі.
4. Розробити та обґрунтувати метод оптимізації трансформерної NLP-моделі для підвищення точності визначення емоційного забарвлення коментарів.
5. Реалізувати систему автоматизованого аналізу коментарів у вигляді вебзастосунку.
6. Провести експериментальну перевірку та оцінити точність розробленого рішення.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз предметної області автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах

У цифрову епоху соціальні мережі стали ключовим простором для публічного висловлення думок, обміну інформацією та емоційного реагування на події, товари чи послуги. Щодня мільйони користувачів залишають коментарі, що відображають їхнє ставлення, емоції та реакції. Ці повідомлення є цінним джерелом для маркетологів, політичних аналітиків, модераторів, соціологів, психологів та інших фахівців. Наприклад, компанії використовують аналіз коментарів для виявлення лояльності клієнтів або ризиків репутації, а політики – для моніторингу реакцій на передвиборчі заяви.

Аналіз емоційного забарвлення текстів – визначення позитивного, негативного чи нейтрального настрою – має велике значення у прийнятті рішень. Ручне опрацювання коментарів є повільним, трудомістким і суб'єктивним, особливо при наявності сарказму, іронії чи багатозначних висловів, що обумовлює потребу в автоматизації за допомогою інформаційних технологій і інтелектуальних систем.

Характерні особливості коментарів у соцмережах: неформальність і лінгвістична варіативність (сленг, скорочення, емодзі), багатомовність, стислість, що потребує контекстної інтерпретації, та висока динаміка оновлення (нові повідомлення щосекунди). Ці фактори ускладнюють розробку автоматизованих рішень і визначають актуальність дослідження.

У цій роботі аналіз настрою розглядається як класифікація тексту за емоційним тоном (позитивний, негативний, нейтральний). Це важливо для моніторингу репутації, онлайн-модерації, персоналізованих рекомендацій, маркетингового аналізу.

Автоматизоване визначення настрою широко застосовується в маркетингу, аналізі громадської думки та політиці. Процес включає збір, очищення та аналіз

текстів за допомогою NLP і машинного навчання. Складність додає неформальний стиль соцмереж із сленгом, сарказмом і багатозначністю, що потребує спеціалізованих моделей [1].

Основні етапи автоматичного визначення настрою: збір і підготовка даних; токенизація та векторизація; класифікація; застосування трансформерів і глибокого навчання; адаптація моделей під різні мови та культури; впровадження в практику; подолання викликів і розвиток технологій.

Перший крок – збір і очищення текстів (лемматизація, видалення стоп-слів і шуму). Тексти токенизуються та перетворюються у вектори (TF-IDF, Word2Vec) для машинного навчання. Мета – класифікувати тексти як позитивні, негативні або нейтральні.

Для класифікації застосовують алгоритми: наївний Баєс, SVM, RNN, трансформери (BERT, GPT) [2, 5, 39, 40]. Найефективнішими є трансформери, що працюють із короткими і довгими текстами, типовими для соцмереж [3]. Успішність залежить від адаптації моделей до мовної та культурної специфіки, включно з жаргоном і скороченнями [4, 6].

Аналіз настрою корисний для моніторингу брендів та швидкого реагування на негатив [7]. Однак складні випадки, як-от сарказм, досі залишаються викликом, хоч сучасні глибинні моделі вже демонструють покращення в цій сфері [8, 9].

На рисунку 1.1 зображено загальний процес автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах, який включає етапи збору даних, їх підготовки, токенизації, векторизації та класифікації настрою.

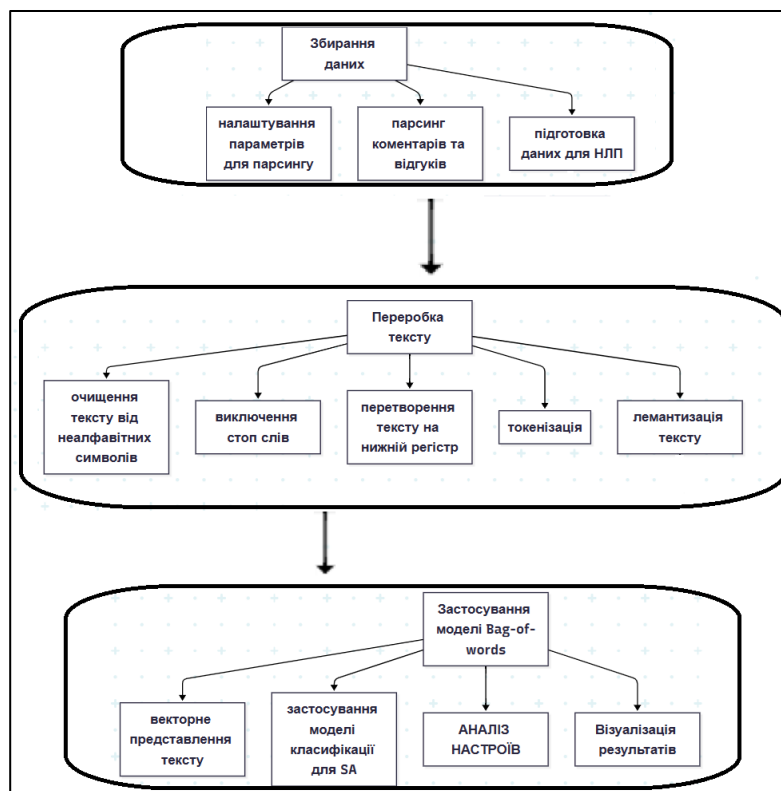


Рисунок 1.1 – Процес автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах.

У результаті аналізу було визначено, що завдання автоматизованого аналізу настрою в коментарях соціальних мереж залишається надзвичайно актуальним у зв'язку з постійним зростанням обсягів користувацького контенту, складністю його інтерпретації та необхідністю оперативного реагування.

Серед основних проблем, які потребують автоматизації з використанням ШІ, виокремлюються:

- визначення емоційного тону коротких неструктурованих повідомлень;
- обробка багатомовного тексту та специфіки неформальної мови (сленг, емодзі, іронія);
- генерація аналітичних звітів за результатами аналізу коментарів;
- масштабування аналізу для великих обсягів даних у реальному часі;
- адаптація моделей під конкретні домени (наприклад, політика, маркетинг, ігрова індустрія тощо).

Для подальшого проектування системи автоматизованого аналізу, було виокремлено основні сутності предметної області та їх атрибути:

1. Коментар – текстове повідомлення користувача, розміщене на платформі.

Атрибути: автор, текст, дата/час публікації, платформа, мова, ідентифікатор.

2. Настрій (емоційна оцінка) – результат аналізу тексту коментаря.

Атрибути: категорія (позитивний / негативний / нейтральний), ймовірність, рівень впевненості.

3. Користувач (автор) – особа, яка залишила коментар.

Атрибути: унікальний ідентифікатор, мова комунікації, демографічна інформація (опціонально).

4. Платформа – соціальна мережа, звідки отримано коментар.

Атрибути: назва платформи (Facebook, YouTube, Twitter тощо), специфіка API.

5. Результат аналізу (аналітичний звіт) – агрегована інформація за сукупністю коментарів.

Атрибути: обсяг позитивних/негативних/нейтральних повідомлень, динаміка змін, інтерпретація результатів.

1.2 Огляд теоретичних підходів до аналізу емоційного забарвлення текстів на основі методів обробки природної мови

Аналіз емоційного забарвлення текстів (sentiment analysis) – провідна задача NLP, що полягає у виявленні емоційного тону (позитивний, негативний, нейтральний) у текстах. Він широко застосовується для розуміння суспільної думки, поведінки користувачів та їх реакцій на події, бренди чи продукти [10].

Історично лексиконні методи (SentiWordNet, WordNet-Affect) забезпечували базовий аналіз емоційної валентності, але не враховували контексту [10]. Згодом їх замінили алгоритми машинного навчання: наївний баєс, SVM, логістична регресія [11]. Справжній прорив дали глибинні нейронні мережі.

Рекурентні мережі (LSTM, GRU) [2] і особливо трансформери (BERT, RoBERTa, GPT) [12, 3, 4] із механізмом self-attention дозволяють ефективно моделювати контекстні залежності, працювати з багатомовними та неформальними текстами соцмереж, де часто використовують емодзі, хештеги, скорочення [1, 5].

Для адаптації до специфіки соцмереж застосовують нормалізацію тексту, емодзі-лексикони, fine-tuning моделей на короткі повідомлення. Значний розвиток має багатомовна обробка через трансформери з крос-мовною семантикою чи машинний переклад [6, 14].

Крім загального настрою, важливий аспектно-орієнтований аналіз (Aspect-Based Sentiment Analysis, ABSA), що виявляє емоції щодо окремих характеристик об'єкта (наприклад, «камера гарна, але батарея слабка»), поєднуючи ідентифікацію аспектів та їх класифікацію.

На рисунку нижче представлено класифікацію основних підходів до аналізу емоційного забарвлення текстів у NLP.

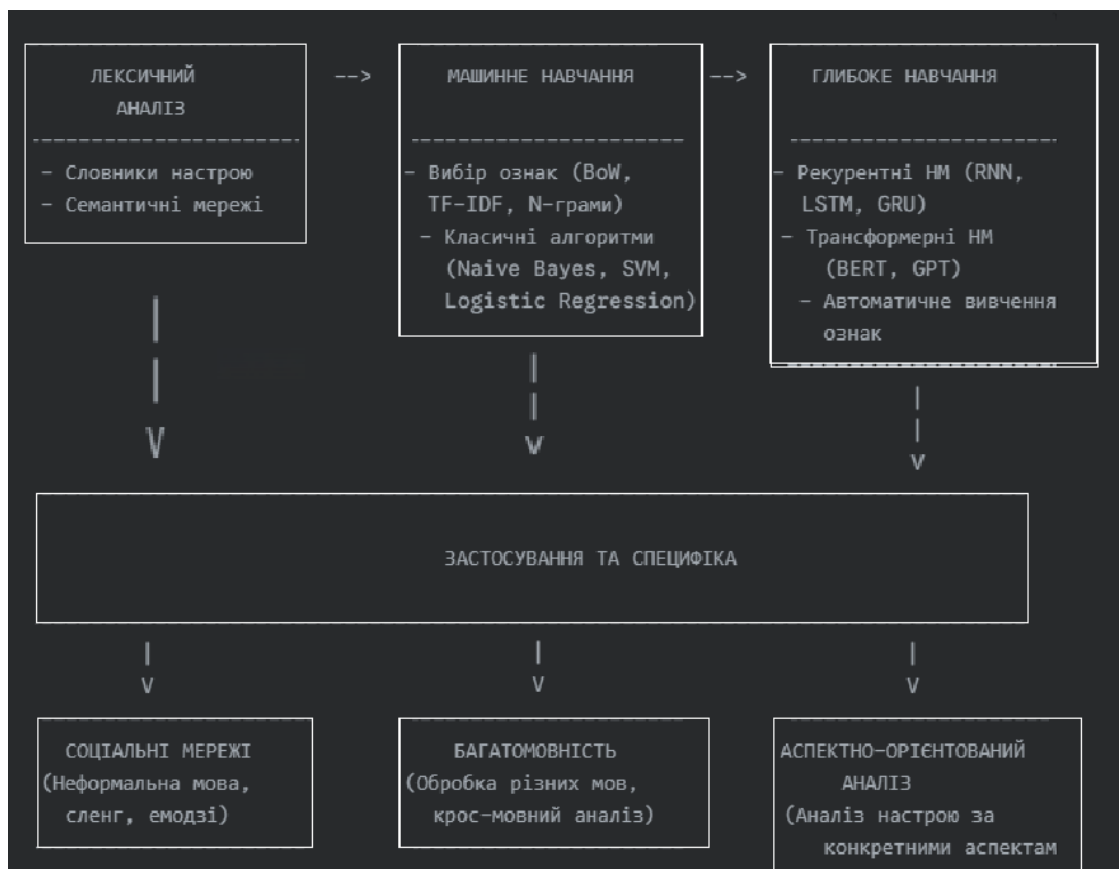


Рисунок 1.2 – Основні теоретичні підходи до аналізу емоційного забарвлення текстів.

Водночас з NLP-методами важливу роль у побудові систем аналізу настрою відіграють й інші компоненти інформаційних технологій:

- Штучний інтелект і глибокі нейронні мережі, зокрема методи трансферного навчання, векторні уявлення (embeddings), attention-механізми.

- Бази даних, які забезпечують зберігання текстових повідомлень, метаданих і результатів класифікації із застосуванням нормалізації, індексації та SQL-запитів.

- Об'єктно-орієнтоване програмування, яке використовується для модульної реалізації бізнес-логіки, обробки запитів та організації структури коду.

- Вебтехнології, що забезпечують зручний інтерфейс для доступу до результатів аналізу, інтеграцію з клієнтськими застосунками та адаптивність у різних середовищах.

Узагальнюючи, можна стверджувати, що аналіз емоційного забарвлення текстів – це міждисциплінарна задача, яка поєднує сучасні методи NLP, штучного інтелекту, баз даних та веброзробки. Становлення та розвиток теоретичних підходів у цій галузі є критично важливими для створення ефективних систем, здатних працювати з великими обсягами неструктурованої, контекстно змінної та багатомовної інформації [8, 9].

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень для визначення настрою текстів

У предметній області визначення настрою текстів представлені різноманітні програмні засоби та наукові дослідження, що формують основу сучасних методів. Метою цього розділу є огляд основних програмних продуктів і наукових рішень з точки зору функціональності, застосовності у вебдодатках на базі Laravel та актуальності для автоматизації аналізу настрою.

Серед PHP-бібліотек популярні лексичні аналізатори, такі як `php-sentiment-analyzer` [15], який простий у використанні, але обмежений через відсутність контекстного аналізу. Більш розширеним є `php-text-analysis` [16], що включає базові методи машинного навчання, але має обмежену підтримку моделей і мов. Для Laravel існують пакети, наприклад `laravel-sentiment-analysis` [17], які полегшують інтеграцію, але підтримують переважно англійську мову та мають обмежену гнучкість. Іноваційним є `sentimento` [18], що використовує моделі OpenAI GPT для глибшого контекстного аналізу, проте потребує зовнішніх API з додатковими витратами. Комплексним є `prism-ai/prism` [19], який об'єднує різні AI-сервіси й підтримує масштабування (рис. 1.3).

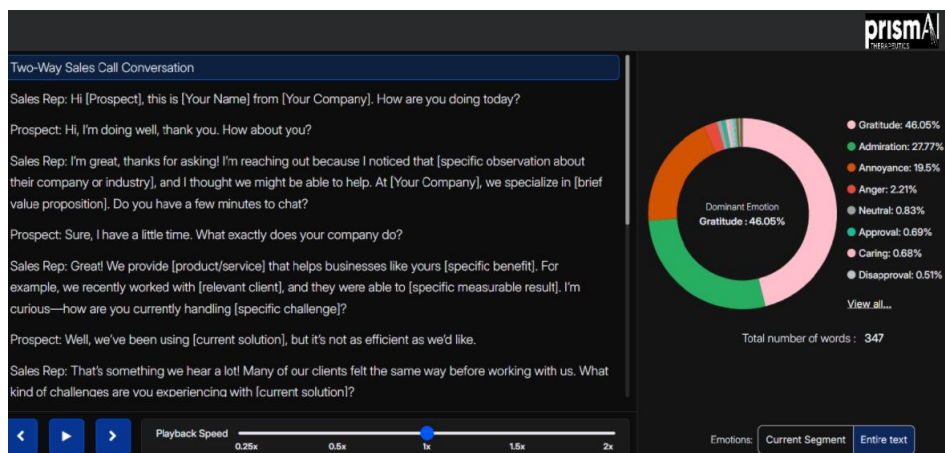


Рисунок 1.3 – Приклад використання пакета `prism-ai/prism` для аналізу настрою тексту в Laravel.

Обмеження PHP-рішень полягають у недостатній глибині контекстного розбору та меншій точності при складних текстах, тому їх часто комбінують із Python-бібліотеками або зовнішніми AI-сервісами. Python є провідною мовою для NLP, з популярними бібліотеками NLTK [22], spaCy [23], scikit-learn [24] та трансформерами з Hugging Face [25].

Інтеграція Python з Laravel здійснюється через виклик скриптів або організацію API на Flask/FastAPI [27]. Перший варіант простіший, але менш продуктивний, другий – більш масштабований. Зовнішні API, як Google Cloud Natural Language API [20] та AWS Comprehend [21], підтримують багатомовність

і широкий спектр NLP-завдань, знімаючи обчислювальне навантаження, проте потребують постійних витрат та залежать від сервісів [28].

Одним із відомих сервісів для автоматизованого аналізу емоційного забарвлення коментарів YouTube є Repustate YouTube Sentiment Analysis – компанія Repustate Inc [44]. Клас системи – платформа аналізу настрою коментарів у соціальних мережах. Призначення – моніторинг громадської думки, контент-модерація з використанням NLP-методів і машинного навчання.

Сервіс підтримує понад 20 мов, зокрема українську, і здійснює аналіз тексту та транскрипцій відео у реальному часі. Це дозволяє отримувати глибокі бренд-інсайти і швидку аналітику. Швидкість, точність, переваги та недоліки сервісу:

- Швидкість, використовується NLP та машинне навчання для аналізу коментарів у реальному часі. Репустейт заявляє, що їхня платформа забезпечує 12-кратне підвищення швидкості порівняно зі стандартними методами.

- Точність, використовується багатомовна підтримка та аналіз транскрипцій відео, що дозволяє отримувати глибокий контекстний аналіз. Відео-аналіз також включає розпізнавання осіб та логотипів.

- Переваги системи – багатомовність, аналіз відео та тексту, інтеграція через API.

- Недоліки – закритий код та платний доступ до повного функціоналу.

Іншим прикладом є інструмент Comments Analyzer від YesChat AI [45], що належить до класу систем глибинного аналізу коментарів YouTube. Призначення – визначення ключових тем, оцінка тональності, виявлення фактичних помилок.

Сервіс базується на GPT-4 і дозволяє здійснювати контекстний аналіз тексту для контент-модерації та досліджень громадської думки.

Швидкість, точність, переваги та недоліки сервісу:

- Швидкість, використовується GPT-4 для аналізу коментарів. Оскільки модель працює на основі великих мовних моделей, швидкість обробки залежить від обсягу даних. Може бути повільнішим при великій кількості коментарів

– Точність, використовується AI для аналізу основних тем, оцінки тональності та виявлення фактичних помилок. Може мати труднощі з розпізнаванням складних контекстів

– Переваги системи – використання сучасної моделі GPT-4, глибокий аналіз і безкоштовний доступ.

– Недоліки – обмежена точність у складних випадках і відсутність API для інтеграції.

Висновок:

– Repustate швидший та точніший у багатомовному аналізі, особливо для великих обсягів даних.

– Comments Analyzer добре підходить для глибокого аналізу коментарів, але може бути повільнішим та менш точним у складних випадках.

Обидва рішення ефективні для аналізу коментарів у соціальних мережах і можуть використовуватись для моніторингу громадської думки й модерації контенту.

Програмні рішення для аналізу настрою текстів представлені досить широко, проте жодне з них не може повністю задовольнити всі вимоги сучасних складних застосунків, що підкреслює необхідність подальшого аналізу наукових досліджень і розробок у цій сфері.

Однією з останніх фундаментальних робіт є стаття "A computational analysis of aspect-based sentiment analysis research through bibliometric mapping and topic modeling" (Chen et al., 2025) [42]. Автори провели всебічний бібліометричний аналіз публікацій у сфері аспектного аналізу настрою (ABSA), виокремивши ключові тренди, такі як розвиток методів глибокого навчання, застосування графових моделей та уваги (attention mechanisms). Перевагою цієї роботи є систематизація напрямів досліджень і виділення перспективних тем для подальших розробок, зокрема глибокої інтеграції аспектного аналізу у системи автоматичного аналізу коментарів. Недоліком є те, що це теоретичний огляд без конкретних практичних імплементацій.

Стаття "A systematic literature review on sentiment analysis techniques, challenges, and future trends" (Ali et al., 2025) [43] детально розглядає існуючі методики класифікації настрою, включаючи традиційні ML-підходи і сучасні трансформерні моделі. Автори звертають увагу на ключові проблеми – неоднозначність тексту, багатомовність, сарказм – та окреслюють шляхи їх подолання, пропонуючи фокус на глибокому навчанні та гібридних методах. Ця публікація є цінним джерелом для вибору методології з урахуванням реальних викликів, проте не містить конкретних програмних реалізацій.

У роботі "Evolving techniques in sentiment analysis: a comprehensive review" (Kumar et al., 2025) [41] проаналізовано розвиток алгоритмів від класичних методів до сучасних трансформерних моделей (GPT, BERT, T5). Автори підкреслюють, що сучасні трансформери забезпечують найвищу точність аналізу, особливо завдяки можливості враховувати семантичний контекст. Однак складність моделей і потреба в обчислювальних ресурсах є викликом для їх впровадження у вебзастосунках з обмеженими ресурсами.

Аналіз існуючих програмних продуктів і наукових публікацій свідчить про актуальність та перспективність розробки гібридних систем аналізу настрою, які поєднують переваги RНР-інструментів для швидкої інтеграції та масштабованості з потужністю сучасних Python-моделей або хмарних AI-сервісів. Особливо перспективним є використання трансформерних архітектур, які забезпечують високу точність і можливість контекстного аналізу.

Для реалізації у вебдодатку на базі Laravel доцільно обрати гібридний підхід із використанням API зовнішніх AI-сервісів або власного мікросервісу на Python, що дасть змогу максимально автоматизувати процес визначення настрою текстів з урахуванням особливостей предметної області.

1.4 Мета та завдання кваліфікаційної роботи

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення точності визначення емоційного забарвлення текстових коментарів у соціальних мережах

шляхом розробки методу оптимізації NLP-моделі глибокого навчання та створення інтелектуальної системи автоматизованого аналізу настрою.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. Провести аналіз предметної області та сформулювати основні проблеми автоматизованого аналізу настрою.
2. Ознайомитись із сучасними методами та моделями NLP, що використовуються для аналізу емоційного забарвлення текстів.
3. Обґрунтувати вибір інструментів, фреймворків і архітектур моделей для реалізації задачі.
4. Розробити та обґрунтувати метод оптимізації трансформерної NLP-моделі для підвищення точності визначення емоційного забарвлення коментарів.
5. Реалізувати систему автоматизованого аналізу коментарів у вигляді вебзастосунку.
6. Провести експериментальну перевірку та оцінити точність розробленого рішення.

Розділ 2 Розробка методу автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

2.1 Основна концепція та підхід до визначення настрою коментарів у соціальних мережах

Концептуальна модель розроблюваного методу автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах, зокрема на платформі YouTube, являє собою багаторівневу структуру, що охоплює етапи збору, попередньої обробки, аналізу та інтерпретації емоційного забарвлення текстових даних. Основна мета моделі полягає в покращенні точності визначення настрою в текстах коментарів за допомогою оптимізації NLP-моделей глибокого навчання.

На рисунку 2.1 представлено узагальнену блок-схему концептуальної моделі.

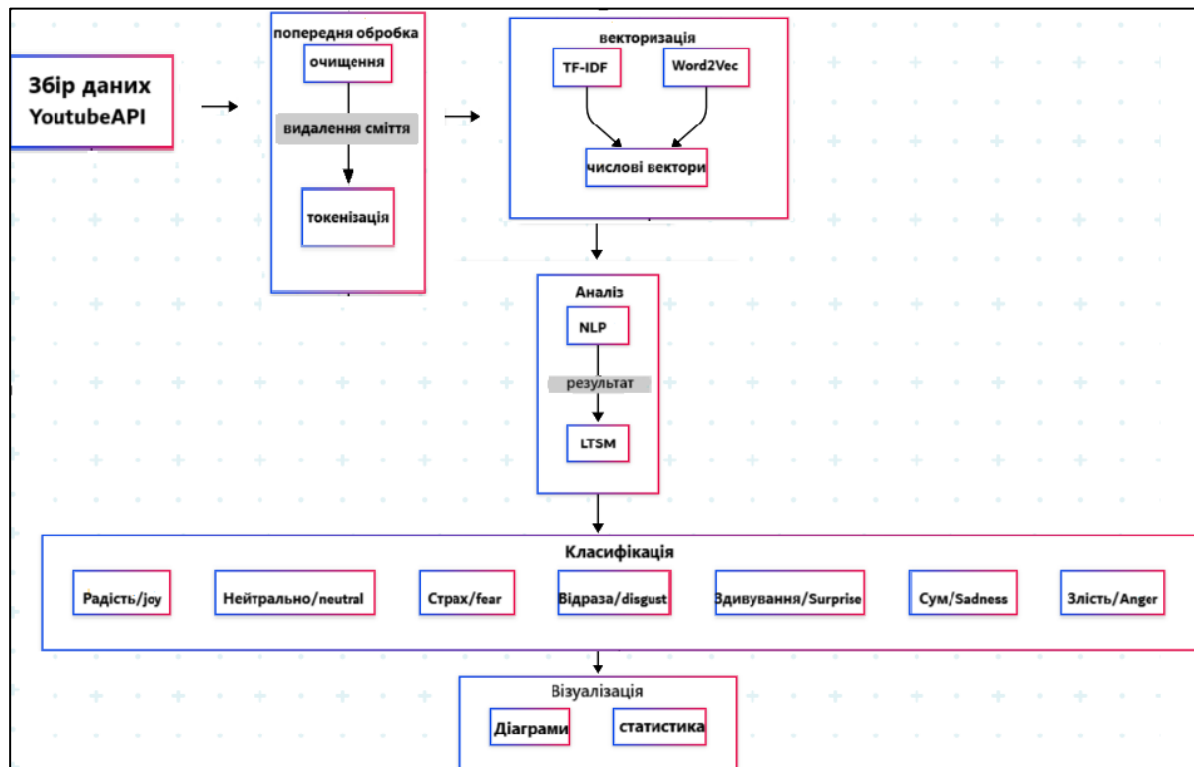


Рисунок 2.1 – Узагальнена блок-схема концептуальної моделі методу автоматизованого визначення настрою коментарів.

Метод визначення настрою включає кілька послідовних етапів. Спочатку здійснюється збір коментарів із платформи YouTube за допомогою API, де вхідним параметром є URL відео. Далі виконується попередня обробка тексту – очищення, токенізація, нормалізація, а також урахування емодзі та сленгу. На етапі векторизації текст перетворюється у числову форму за допомогою TF-IDF, Word Embeddings або Sentence-BERT. Потім відбувається аналіз настрою за допомогою моделі глибокого навчання (наприклад, BERT або RoBERTa), яка класифікує текст за емоційним забарвленням.

Завершальним етапом є інтерпретація результатів – визначення категорії (позитивна, негативна, нейтральна) та рівня інтенсивності настрою.

Таким чином, запропонований метод поєднує інструменти сучасного NLP та можливості трансформерних моделей, що дозволяє забезпечити більш точний і гнучкий аналіз емоційного контексту в текстах користувачьких коментарів. Подальші підрозділи розділу 2 детально розглядають окремі компоненти цієї моделі, включаючи вибір архітектури, інструментів та метрик ефективності.

2.2 Вибір NLP-моделей глибокого навчання та обґрунтування архітектури

Для аналізу емоцій у коротких, неформальних і контекстуально насичених текстах, як-от коментарі на YouTube, класичні підходи на кшталт словникових методів або SVM уже не є ефективними. Їх витіснили глибокі трансформерні моделі, здатні враховувати семантичний контекст, інтонацію, багатозначність і нюанси живої мови [29]. Оскільки у межах цієї роботи досліджується не лише сентимент, а повноцінна емоційна класифікація, було важливо підібрати модель із відповідною архітектурою, попередньо натреновану на емоційних корпусах, адаптовану до англomовного соціального контенту та водночас помірно ресурсоемну [30].

До аналізу було відібрано кілька доступних і ефективних трансформерних моделей на основі BERT, RoBERTa та їхніх варіантів, які демонструють високу

точність на неформальному тексті й активно застосовуються в наукових і прикладних дослідженнях.

Для зручності основні характеристики моделей узагальнено в таблиці 2.1. Інформацію отримано з документації моделей на Hugging Face та відповідних наукових джерел [31 – 34].

Таблиця 2.1 – Порівняння популярних трансформерних моделей для емоційної класифікації.

Модель	Час класифікації	Параметри	F1-score (%) (Точність)	Нюанси щодо застосування
bert-base-uncased	85	110M	87.2	Потребує донавчання
roberta-base	95	125M	88.0	Не оптимізована під емоції
microsoft/deberta-v3-small	60	90M	89.5	Має потенціал, потребує адаптації
j-hartmann/emotion-roberta	120	355M	91.7	Якісна, але повільна і важча
j-hartmann/emotion-english-distilroberta-base	45	82M	90.5	Оптимальний баланс між продуктивністю і точністю

Серед усіх моделей, найбільш збалансованим варіантом виявилась j-hartmann/emotion-english-distilroberta-base [31], яка використовує архітектуру DistilRoBERTa – легшу версію RoBERTa, оптимізовану для швидшої інференції без істотної втрати якості. Ця модель була попередньо навчена на емоційному корпусі GoEmotions [32], який містить понад 58 тисяч коментарів з Reddit,

розмічених за 27 емоціями, з подальшим спрощенням до 7 основних категорій. Саме такий формат підходить для вирішення задачі цієї роботи.

Ключовою перевагою цієї моделі є можливість використання без донавчання [33], що дозволяє застосовувати її «з коробки» – достатньо передати їй попередньо очищений коментар, і на виході отримується ймовірнісний розподіл по емоціях. Це робить модель надзвичайно зручною у впровадженні, особливо в умовах обмежених ресурсів.

Алгоритм застосування моделі зображено на рисунку 2.2.

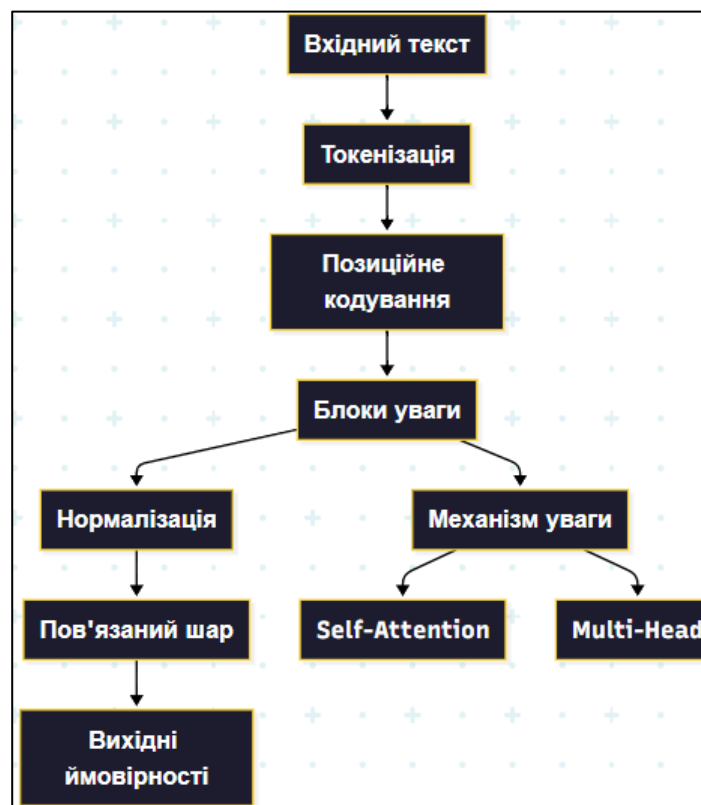


Рисунок 2.2 – Схема застосування трансформерної моделі для емоційної класифікації.

Цей метод дозволяє не лише автоматизувати процес аналізу, а й потенційно масштабувати його на великі масиви коментарів, зберігаючи високу точність та релевантність результатів. Завдяки адаптації під соцмережіві тексти та фокусу на емоційну класифікацію, обрана модель виступає оптимальним інструментом у межах поставленої задачі.

2.3 Проектування архітектури автоматизованого визначення настрою

У даній роботі проєктовано систему для автоматизованого аналізу настроїв користувацьких коментарів, яка поєднує класичну архітектуру клієнт-серверу, методи обробки природної мови (NLP) та глибокі трансформерні моделі. Система реалізована як веборієнтований застосунок, що дозволяє користувачу вводити URL відео з YouTube і отримувати структурований емоційний аналіз коментарів до нього.

Загальний опис майбутньої архітектури системи: система повинна складатись з низки логічно відокремлених модулів, кожен з яких відповідає за окремий етап обробки інформації. Умовно архітектуру можна розділити на такі компоненти:

- Інтерфейс користувача (Frontend) – введення URL, відображення результатів.
- Парсер відео (Parser) – витягує опис і коментарі.
- Модуль обробки тексту (Text Cleaner) – очищення тексту.
- Модуль емоційного аналізу (NLP Engine) – трансформерна модель.
- Модуль інтеграції з LLM – формування промптів і обробка відповідей.
- База даних – збереження проміжних і кінцевих результатів.
- Візуалізатор звітів (Report Renderer) – виведення аналітики.



Рисунок 2.3 – Загальна архітектура системи.

Для безпосереднього визначення емоційного забарвлення використовується вже натренована модель j-hartmann/emotion-english-distilroberta-base, яка базується на архітектурі DistilRoBERTa – полегшеному варіанті RoBERTa, отриманому через дистиляцію знань.

Модель була попередньо навчена на датасеті GoEmotions, який містить понад 58 тисяч англомовних коментарів Reddit, анотаційованих за 27 емоційними класами. У даній роботі використовується спрощене представлення у вигляді 7 узагальнених класів: Joy, Sadness, Anger, Surprise, Fear, Disgust, Neutral.

Таблиця 2.2 – Загальна архітектура трансформерної моделі DistilRoBERTa:

№	Тип шару	Вхідна розмірність	Вихідна розмірність	Коментар
1	Tokenizer (BPE)	рядок	послідовність токенів ≤ 512	обмеження на довжину
2	Embedding Layer	[512]	[512 × 768]	вектори токенів
3	Transformer Encoder ×6	[512 × 768]	[512 × 768]	attention + FFNN
4	Average Pooling	[512 × 768]	[768]	усереднення токенів
5	Класифікаційний шар	[768]	[7]	softmax по 7 класах

Кожен енкодер трансформера містить:

- Multi-Head Self-Attention з 12 головами.
- Feed-Forward Neural Network:

Linear(768 – 3072) – GELU – Linear(3072 – 768).

Модель працює з тензорами розмірності $[1 \times 512]$ на вході та повертає $[1 \times 7]$ вектор ймовірностей на виході, де кожен компонент – це ймовірність належності до певної емоції.

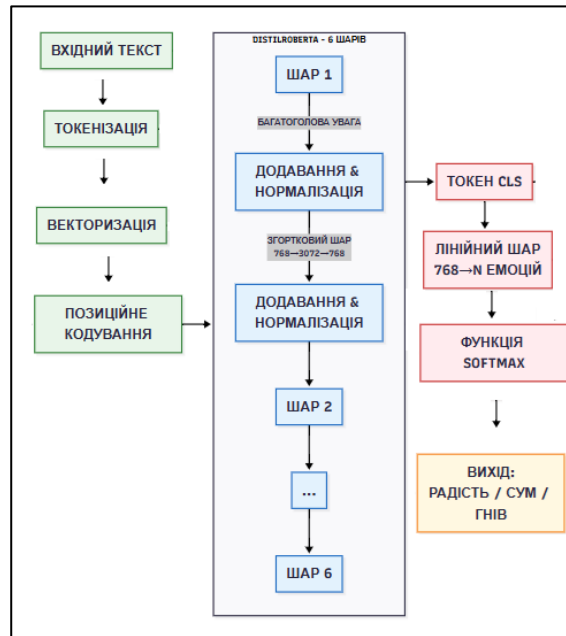


Рисунок 2.4 – Архітектура моделі DistilRoBERTa для емоційної класифікації.

Після введення посилання користувачем повинна запускатись наступна послідовність етапів що і проілюстровано на рисунку 2.5.

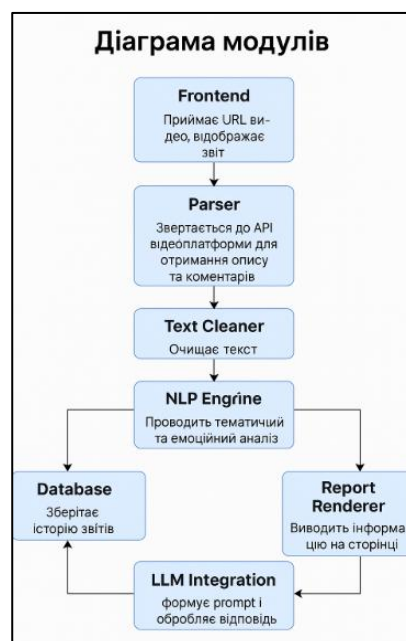


Рисунок 2.5 – Діаграма модулів системи.

Кроки з рисунку:

1. парсинг відео (опис + коментарі);

2. попередня обробка тексту (очищення, нормалізація);
3. аналіз тексту трансформером (визначення емоцій);
4. формування промпта до LLM (структурований запит);
5. запит до LLM (отримання звіту);
6. збереження і виведення результатів.

Система реалізована модульно, що забезпечує масштабованість, розширюваність і незалежність компонентів.

З метою кращого розуміння внутрішньої логіки роботи системи було створено низку UML-діаграм (Рисунки 2.6, 2.7, 2.8 та 2.9).

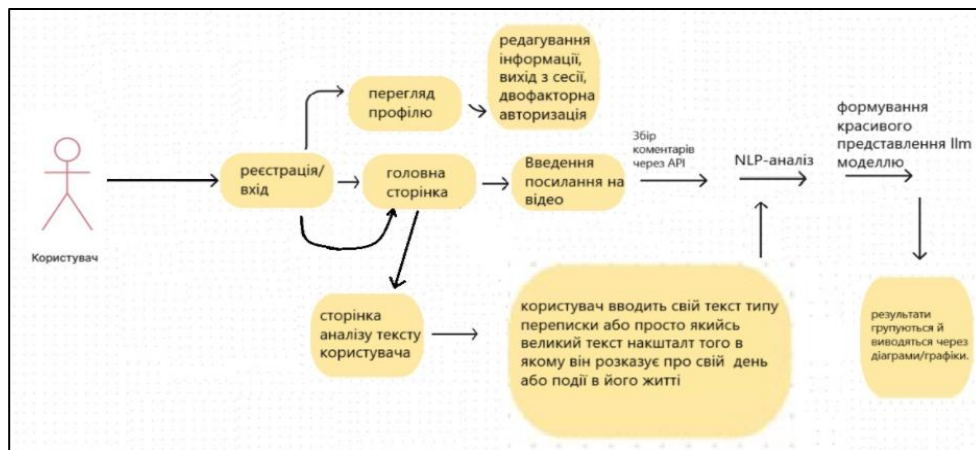


Рисунок 2.6 – Діаграма варіантів використання користувачем.

Ця діаграма демонструє основні сценарії взаємодії користувача із системою. Після проходження автентифікації користувач отримує можливість працювати або з відеопосиланням, або з власними текстовими матеріалами. Поданий контент автоматично обробляється із застосуванням технологій обробки природної мови (NLP) та великих мовних моделей (LLM). На виході формується структурований звіт, який подається у візуально доступній формі. Такий підхід дозволяє отримати узагальнену картину емоційного та смислового змісту тексту.

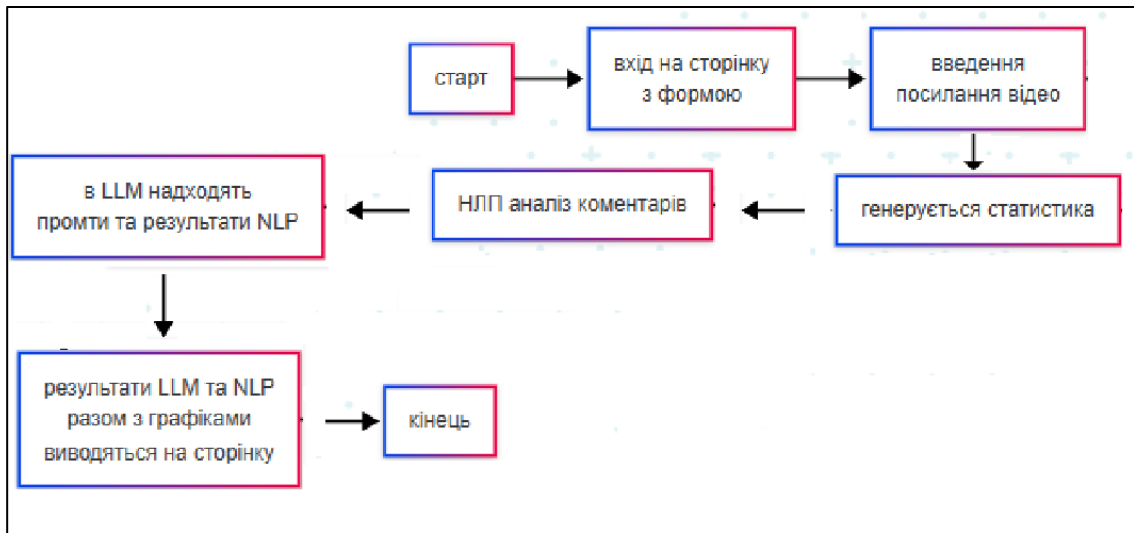


Рисунок 2.7 – Діаграма активності.

У цій діаграмі представлено покрокову логіку аналізу коментарів до відео. Користувач ініціює процес, переходячи до форми введення посилання на відео. Після цього система виконує NLP-аналіз отриманих коментарів, обчислює статистичні метрики, а LLM-модель здійснює узагальнення результатів із подальшим форматуванням для зручного перегляду. Завершальним етапом є виведення обробленої інформації у вигляді інформативного звіту.

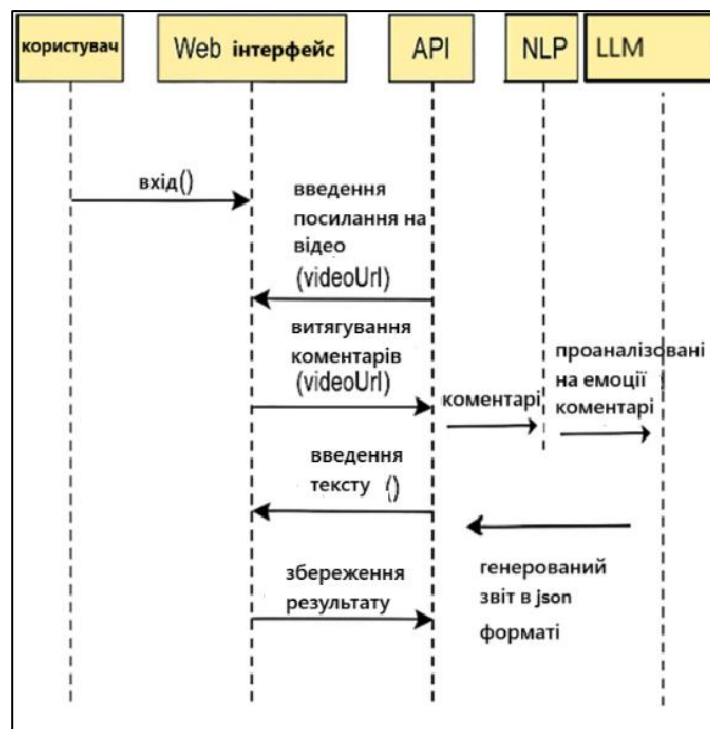


Рисунок 2.8 – Діаграма послідовності (Sequence Diagram).

Діаграма відображає послідовну взаємодію компонентів системи: User (Користувач), Web Interface, API, NLP і LLM.

Процес починається з авторизації користувача у веб-інтерфейсі та введення URL відео. Цей URL передається до API для збору коментарів, які далі надсилаються на аналіз в NLP-модуль. Після попередньої обробки текст передається до LLM, що формує структурований результат. У відповідь веб-інтерфейс отримує JSON-файл із результатами. За бажанням користувач може додати власний текст для аналізу. Результати зберігаються в базі даних або локально.

Такий підхід забезпечує ефективний цикл збору, обробки та представлення даних користувачу.

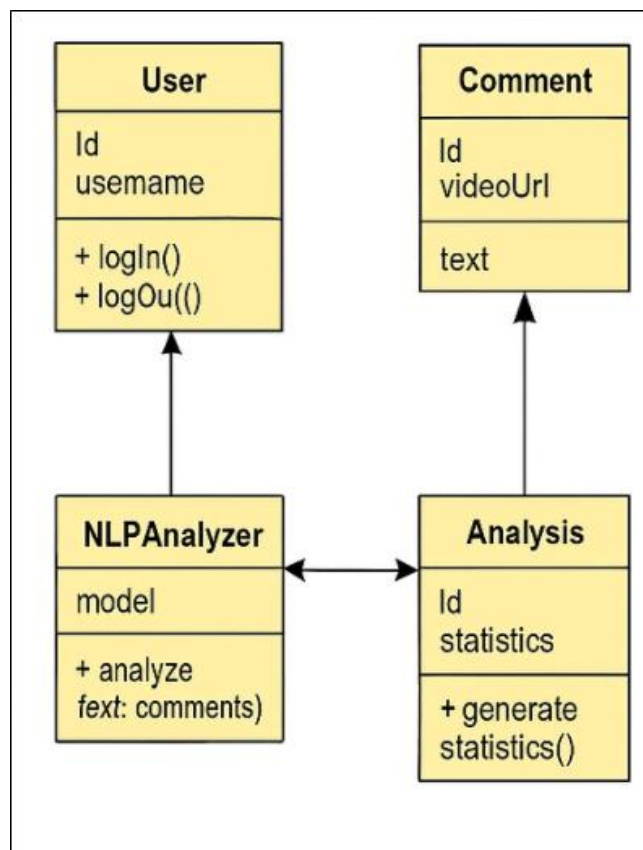


Рисунок 2.9 – Діаграма класів.

Ця діаграма відображає структуру класів у системі, їх основні атрибути та взаємозв'язки. Клас User має атрибути, такі як id, name, email та password, і

взаємодіє з іншими компонентами системи, зокрема Sessions, Texts і Profiles. Клас Video містить атрибути id, url, title та platform і має зв'язок із коментарями, які користувачі додають до відео. Comment має атрибути id, content, author та video_id, і є частиною відео, при цьому підлягає аналізу з використанням технологій NLP. Клас NLPAnalysis відповідає за збереження даних, таких як text, sentiment і keywords, і має зв'язок із Comment або UserText. В свою чергу, LLMResult містить атрибути id, summary та recommendations, і генерується на основі результатів NLP-аналізу.

Проектована система поєднує у собі сучасну архітектуру ШІ – трансформерну модель для емоційного аналізу із клієнт-серверною структурою та LLM-компонентою. Такий підхід дозволяє не лише точно визначати настрій коментарів, але й узагальнювати інформацію у вигляді аналітичних звітів, що відкриває широкі можливості застосування в медіааналітиці, соціальних дослідженнях та контент-модерації.

2.4 Інформаційне та програмне забезпечення системи

Інформаційна складова системи реалізована через базу даних, яка зберігає структуровані відомості про користувачів, результати емоційного аналізу текстів, звіти за коментарями YouTube, сесії, токени доступу, а також додаткові таблиці, необхідні для стабільної роботи системи.

Для забезпечення ефективної організації та взаємозв'язку між сутностями у застосунку було розроблено ER-діаграму (Entity-Relationship Diagram). Вона демонструє логічну структуру бази даних, показує основні таблиці, атрибути кожної сутності та зв'язки між ними.

ER-діаграма візуалізує структуру бази даних системи для аналізу емоційного забарвлення текстових коментарів, відображаючи ключові сутності та їх взаємозв'язки. Вона є основою для реалізації моделей даних, логіки взаємодії модулів та оптимізації запитів.

Серед основних таблиць – users (облікові дані користувачів), video_analyses (результати аналізу відео), video_analysis_comments (деталізовані коментарі до відео), emotion_analyses (аналіз окремих текстів). Допоміжні таблиці включають video_analysis_reports (звіти), test_results (показники точності роботи алгоритмів) та test_comments (тестові коментарі з оцінками). Для управління доступом використовується personal_access_tokens.

Ключові зв'язки: один користувач може мати багато аналізів, кожен аналіз охоплює множину коментарів, результати тестів пов'язані з відповідними коментарями що і відображено на рисунку 2.10. Така структура забезпечує ефективне зберігання, масштабованість та зручну обробку даних.

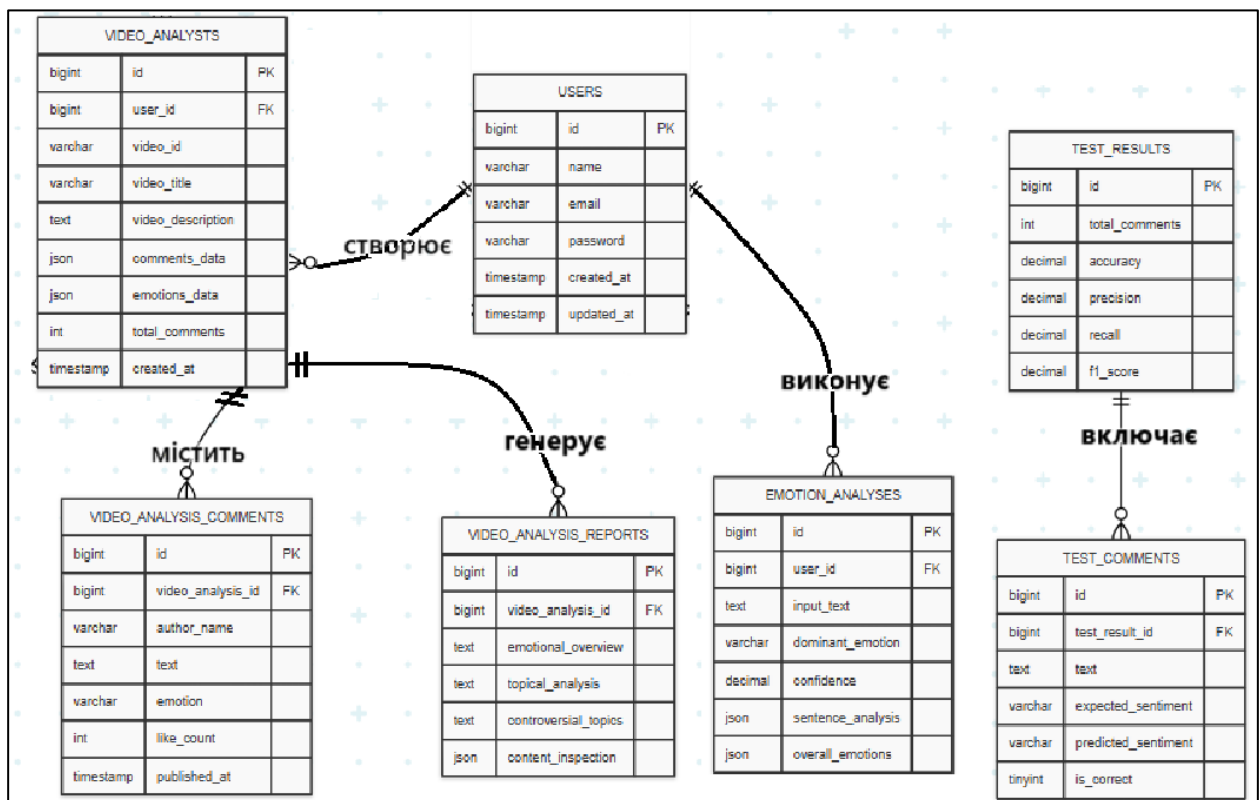


Рисунок 2.10 – ER-діаграма БД веб-застосунку аналізу емоцій з коментарів Youtube.

На рисунку 2.11 представлено даталогічну модель із сутностями: users, video_analyses, video_analysis_comments, test_results, emotion_analyses, test_comments, а нижче подано опис основних таблиць.

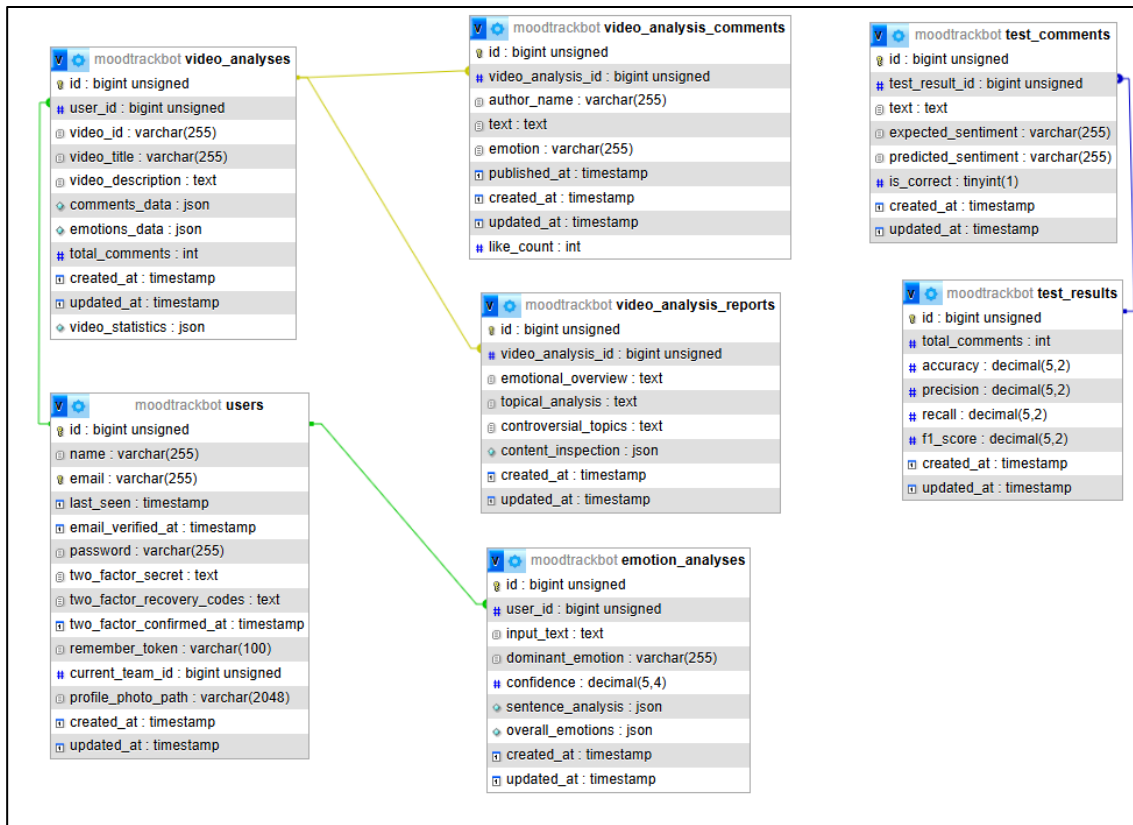


Рисунок 2.11 – Даталогічна модель БД.

`modtrackbot_users` містить облікові дані користувачів системи, включаючи інформацію про аутентифікацію (email, пароль, токени двофакторної верифікації), профільні дані (ім'я, фото профілю) та часові мітки активності. Ключове поле `id` використовується як зовнішній ключ в інших таблицях.

`modtrackbot_video_analyses` є центральною таблицею для зберігання результатів аналізу відео. Вона містить метадані відео (ідентифікатор, назву, опис), структуровані дані коментарів у форматі JSON, результати емоційного аналізу та загальну статистику по коментарям. Для кожного запису фіксується час створення та оновлення.

`modtrackbot_video_analysis_comments` деталізує аналіз окремих коментарів, зберігаючи текст повідомлення, інформацію про автора, визначену емоцію, кількість реакцій та часові мітки публікації. Зв'язок з основним аналізом здійснюється через поле `video_analysis_id`.

`modtrackbot_emotion_analyses` призначена для індивідуального аналізу текстів, що містить вихідний текст, визначену домінуючу емоцію з показником

впевненості, деталізований аналіз на рівні окремих речень у JSON-форматі, а також загальний розподіл емоцій у тексті. Кожен запис пов'язаний з користувачем через `user_id`.

Допоміжні таблиці: `modtrackbot_video_analysis_reports` зберігає згенеровані звіти по аналізу відео, включаючи текстові висновки про емоційний стан аудиторії, тематичний аналіз, суперечливі теми та детальний інспекційний зміст у JSON-форматі.

`modtrackbot_test_results` фіксує метрики якості роботи моделей (точність, прецизійність, повнота, F1-середнє) для тестових наборів даних, що дозволяє оцінювати ефективність алгоритмів аналізу.

`modtrackbot_test_comments` містить тестові коментарі з очікуваними та прогнозованими емоціями, а також позначкою правильності визначення, що використовується для оцінки точності роботи системи.

Структурні зв'язки: користувач (`users`) може ініціювати численні аналізи відео (`video_analyses`) та окремих текстів (`emotion_analyses`). Кожен аналіз відео містить множину коментарів (`video_analysis_comments`) і може генерувати звіт (`video_analysis_reports`). Тестові набори (`test_comments`) пов'язані з результатами тестування (`test_results`) для моніторингу якості роботи системи. Всі зв'язки реалізовані через зовнішні ключі з відповідними обмеженнями цілісності.

Таким чином, інформаційне та програмне забезпечення системи ґрунтується на ретельно спроектованій базі даних, яка забезпечує структуроване зберігання, логічну організацію та взаємозв'язок ключових сутностей, пов'язаних з аналізом емоційного забарвлення текстів. Реалізована ER-діаграма та даталогічна модель дозволяють ефективно керувати даними користувачів, результатами аналізу, тестовими оцінками та автентифікаційною інформацією, забезпечуючи масштабованість, цілісність і стабільність роботи веб-застосунку.

2.5 Обробка вхідних текстових даних попередня підготовка

Для ефективного аналізу настрою коментарів необхідна попередня обробка тексту, яка зменшує шум та покращує якість вхідних даних. Особливості коментарів YouTube (емодзі, сленг, HTML-розмітка) вимагають застосування спеціалізованих методів очищення та нормалізації.

Видалення HTML-тегів: найкращим інструментом є бібліотека BeautifulSoup, яка дозволяє надійно вилучати HTML-розмітку без необхідності ручного створення регулярних виразів.

Обробка емодзі: використання Емої-пакета дає змогу ідентифікувати та замінювати емодзі на текстові еквіваленти, що зберігає емоційне забарвлення коментарів.

Нормалізація тексту: застосування методу `casefold()` забезпечує більш глибоку нормалізацію з урахуванням мовних нюансів. Також видаляються надлишкові пробіли та спеціальні символи.

Токенізація: `spaCy` є пріоритетним інструментом для розбиття тексту на токени завдяки високій швидкості та точності обробки великих обсягів даних.

Лематизація (замість стемінгу): `spaCy Lemmatizer` дозволяє зберегти сенс слів при зведенні до лексичної форми, що підвищує точність аналізу настрою.

Перевірка якості даних: видаляються пусті або надто короткі коментарі, а також фільтрується спам та нецензурна лексика, щоб уникнути спотворення результатів.

Попередня обробка тексту є критично важливою для подальшої роботи NLP-моделі.

Діаграма, яка схематично відображає цей процес, представлена на рисунку 2.12.

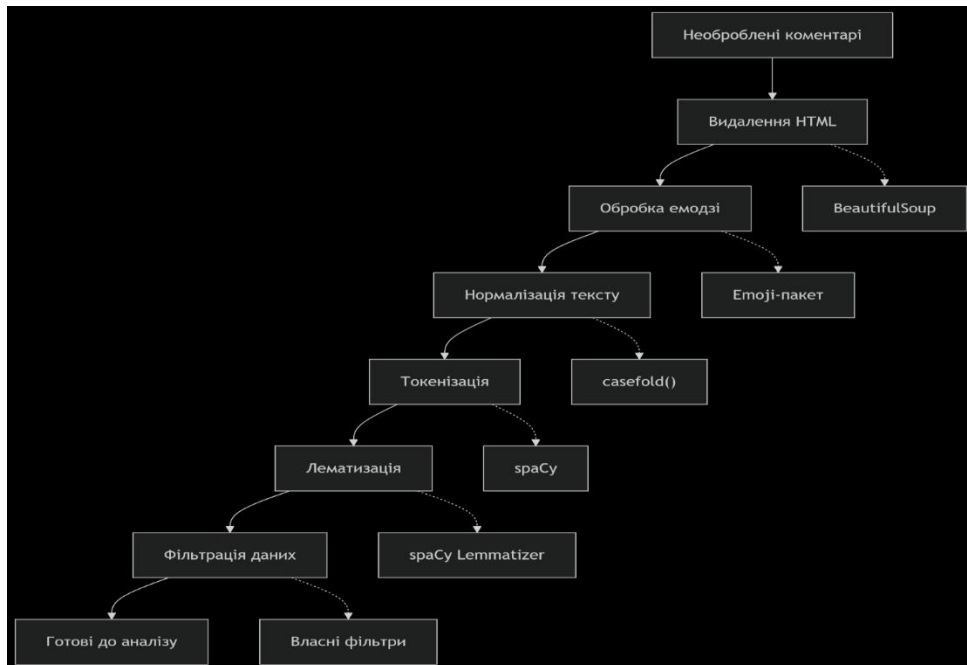


Рисунок 2.12 – Попередня обробка тексту.

Підходом для обробки тексту є використання BeautifulSoup, а саме для очищення HTML, Емої-пакет для обробки емодзі, spaCy для токенизації та лематизації, а також методи перевірки якості даних для забезпечення чистоти тексту перед аналізом настрою.

2.6 Метрики оцінювання методу класифікації емоційного забарвлення

Оцінювання якості роботи методу класифікації емоційного забарвлення текстових коментарів, який базується на оптимізації NLP-моделі глибокого навчання, є ключовим етапом, що дає змогу визначити точність та надійність застосованого підходу. Для цього зазвичай використовуються загальноприйняті метрики з області машинного навчання та обробки природної мови. Зокрема, для задач бінарної та багатокласової класифікації емоцій застосовують такі показники: точність (accuracy), повноту (recall), точність позитивних передбачень (precision), F1-показник та матрицю помилок (confusion matrix).

Accuracy відображає відсоток правильно класифікованих прикладів серед усіх перевірених випадків:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

де:

TP - істинно позитивні, TN - істинно негативні, FP - хибно позитивні, FN - хибно негативні.

Precision вказує на частку коректно визначених позитивних випадків серед усіх, класифікованих як позитивні [34].

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

де:

– TP (True Positives) – кількість істинно позитивних прогнозів (модель правильно визначила позитивні класи).

– FP (False Positives) – кількість хибно позитивних прогнозів (модель помилково класифікувала негативні класи як позитивні).

Високий рівень precision особливо важливий у контекстах, де помилкове виявлення позитивного результату може мати негативні наслідки – наприклад, при автоматичному блокуванні користувачів за підозру в токсичності [35].

Recall характеризує здатність моделі виявити усі дійсні позитивні приклади у вибірці, тобто показує, скільки з них було правильно класифіковано.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

де:

– TP (True Positives) – істинно позитивні прогнози.

– FN (False Negatives) – кількість хибно негативних прогнозів (модель пропустила позитивні класи, класифікувавши їх як негативні).

Високе значення recall є важливим, коли критично важливо не пропустити позитивні випадки (наприклад, виявлення негативних коментарів для модерації) [36].

F1-міра – це гармонійне середнє між precision та recall:

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

де:

- TP (True Positives) – істинно позитивні прогнози.
- FN (False Negatives) – кількість хибно негативних прогнозів (модель пропустила позитивні класи, класифікувавши їх як негативні).

Ця метрика особливо корисна при незбалансованих класах, оскільки враховує як помилки хибно позитивні, так і хибно негативні [37].

Матриця помилок дозволяє візуально оцінити, скільки прикладів кожного класу було класифіковано правильно чи неправильно зображено в таблиці 2.7. Вона допомагає виявити, які саме класи модель плутає між собою, що може бути корисним для подальшого вдосконалення моделі.

Таблиця 2.3 – Матриця помилок.

	Прогноз: Позитивний	Прогноз: Негативний
Факт: Позитивний	TP	FN
Факт: Негативний	FP	TN

Додаткові метрики:

Для багатокласової класифікації (наприклад, позитивний / нейтральний / негативний настрої) можуть використовуватися також:

- Macro-averaged F1-score - усереднення F1 для кожного класу.
- Weighted F1-score - зважене середнє F1 з урахуванням кількості прикладів у кожному класі.

З огляду на наявність як позитивних, так і негативних, нейтральних чи саркастичних висловлювань у YouTube-коментарях, вибір метрик має враховувати класовий дисбаланс. У таких випадках найбільш інформативними є F1-score та матриця помилок.

У практиці аналізу настрою часто застосовується людська валідація – перевірка результатів автоматичної класифікації експертами, що дозволяє

виявити помилки в інтерпретації емоцій, особливо у складних або саркастичних випадках.

У підрозділі розглянуто ключові метрики для оцінки якості класифікації (точність, повнота, precision, F1-міра, матриця помилок) у задачах бінарної та багатокласової класифікації. Підкреслено важливість людської перевірки як додаткового засобу підвищення надійності результатів.

2.7 Висновки до розділу 2

У розділі представлено повний цикл розробки методу автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах із використанням сучасних NLP-методів та великих мовних моделей. Розробка починалася з побудови концептуальної моделі та обґрунтування вибору архітектур глибокого навчання, що стали основою для визначення ключових компонентів системи – від збору й попередньої обробки текстових даних до інтерпретації емоційного тону з використанням великої мовної моделі.

Особливу увагу приділено опису клієнт-серверної архітектури, яка забезпечує чітке розмежування функціональних блоків і сприяє масштабованості системи. Детально описано етапи лінгвістичної підготовки даних, що включають лемматизацію, токенизацію, видалення стоп-слів і векторизацію – як необхідну основу для подальшого машинного навчання.

Важливою складовою аналізу стала робота з текстовими джерелами. Визначено основні вимоги до їх якості та структури, оскільки достовірність і репрезентативність вхідних коментарів напряму впливають на точність результатів. На основі огляду сучасних підходів до оцінювання NLP-систем було сформовано набір метрик для вимірювання ефективності аналізу – класичні точність, повнота, F1-міра.

Окремий акцент зроблено на ролі великих мовних моделей, які суттєво розширюють аналітичні можливості системи. Завдяки таким моделям стало можливим не лише класифікувати базові емоційні категорії, а й здійснювати

глибший контекстуальний аналіз, виявляти суперечливі теми та виконувати багаторівневу інтерпретацію емоційного забарвлення.

На основі представленого теоретичного аналізу в подальшій роботі буде реалізовано повноцінну програмну систему аналізу настрою коментарів із використанням великої мовної моделі. У наступному розділі буде розроблено архітектуру системи, реалізовано клієнтську та серверну частини, інтегровано LLM, а також проведено експериментальні дослідження для оцінки точності та ефективності запропонованого методу.

Розділ 3. Програмна реалізація та експериментальне дослідження системи аналізу настрою коментарів YouTube із використанням LLM

3.1 Архітектура програмної системи

У цьому пункті представлено опис інтелектуальної системи, призначеної для дослідження ефективності методу автоматизованого аналізу настрою в коментарях на YouTube. Система реалізована як вебзастосунок, що поєднує сучасні засоби веброзробки та модулі обробки природної мови. Основною метою створення цієї системи є проведення експериментальних досліджень на реальних даних користувачів.

Експериментальне дослідження реалізується шляхом побудови вебзастосунку, який дає змогу:

- отримати реальні дані з YouTube (у вигляді коментарів);
- провести їх автоматизовану обробку за допомогою NLP-моделі;
- отримати результати класифікації настроїв;
- згенерувати підсумковий текстовий опис аналізу;
- оцінити ефективність методу на основі метрик точності, повноти та F1-міри (деталі в п. 3.4).

Розроблена програмна система реалізована на основі клієнт-серверної архітектури, що передбачає чіткий поділ на фронтенд, бекенд і модулі обробки даних. Такий підхід забезпечує масштабованість, гнучкість та можливість розширення функціональності в майбутньому.

Серверна частина: основою серверної логіки є фреймворк Laravel, який виконує низку ключових функцій:

- маршрутизацію запитів користувача;
- взаємодію з базою даних - збереження та отримання інформації;
- ініціалізацію модулів на Python для обробки коментарів;
- формування відповіді на основі результатів аналізу.

Для розробки серверної частини обрано комбінацію сучасних технологій: PHP та фреймворк Laravel забезпечують стабільну та масштабовану платформу

для вебзастосунку. Laravel обирають через його потужний функціонал, зрозумілу архітектуру MVC, інтегровану роботу з базами даних і можливість легкого розширення.

Використання Python для модулів аналізу настроїв зумовлене широким набором бібліотек для обробки природної мови і машинного навчання.

Blade-шаблони забезпечують зручне і гнучке створення фронтенду, а інтеграція з YouTube Data API дає змогу збирати реальні дані для аналізу. Така комбінація дозволяє ефективно розподілити функції між компонентами, використовуючи сильні сторони кожної технології.

Laravel виступає у ролі зв'язувальної ланки між інтерфейсом користувача та аналітичними модулями, забезпечуючи коректний обмін даними.

Фронтенд: графічний інтерфейс користувача реалізовано за допомогою Blade-шаблонів Laravel, що дозволяють інтерактивно взаємодіяти з системою. Користувач має змогу ввести посилання на YouTube-відео та запустити процес аналізу одним кліком. Всі дії супроводжуються візуальним зворотним зв'язком.

Функціональна структура системи включає такі компоненти:

- Модуль збору даних – відповідальний за отримання коментарів за допомогою YouTube Data API.
- Модуль аналізу настроїв – реалізований мовою Python, використовує NLP-моделі для класифікації емоційного забарвлення кожного коментаря.
- Модуль генерації звіту (LLM-модуль) – створює узагальнений текстовий опис результатів на основі класифікованих даних.

Логіка взаємодії компонентів: після введення користувачем посилання і натискання кнопки "Аналізувати", на бекенді активується ланцюжок подій: Laravel-контролер викликає зовнішній Python-скрипт, який збирає коментарі, виконує їх обробку та повертає результати у форматі JSON. Laravel, у свою чергу, обробляє ці дані та відображає результати у веб-інтерфейсі.

Для взаємодії між Laravel та Python використовується командний рядок, що дозволяє передавати параметри скриптам і зчитувати результати без потреби створення окремого API.

На рисунку 3.1 зображено загальну логіку взаємодії компонентів системи.

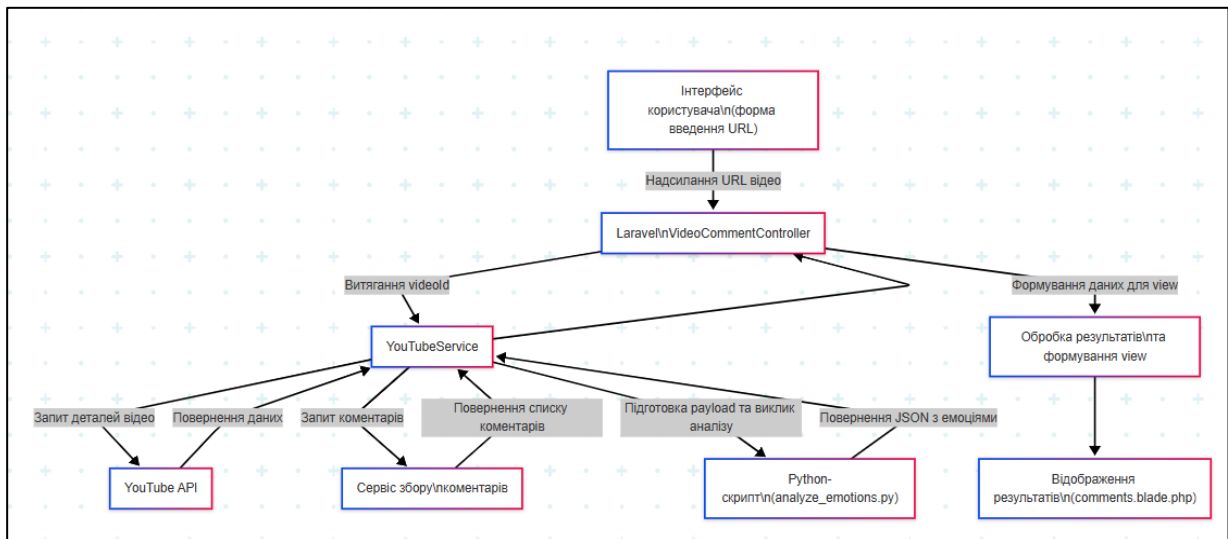


Рисунок 3.1 – Архітектура взаємодії між компонентами вебсистеми

Таким чином, архітектура розробленої вебсистеми забезпечує чіткий поділ функціональності між фронтендом, бекендом і модулями обробки даних. Такий підхід дозволяє легко масштабувати систему, інтегрувати нові сервіси, а також ефективно розподіляти навантаження між компонентами. Використання Laravel у ролі серверної платформи, у поєднанні з Python-модулями для аналізу, забезпечує гнучкість та потужність у реалізації інтелектуальної обробки текстових даних.

Структура системи була розроблена з урахуванням подальших досліджень, які викладено в пунктах 3.2 і 3.3. У подальшому функціональність системи буде використано для інтеграції великої мовної моделі та виконання серії експериментів з оцінювання точності, повноти та F1-міри при класифікації настроїв. Комбінація технологій PHP, Laravel, Python, Blade і YouTube API дозволяє гнучко реалізовувати усі етапи дослідження методу. Система є повноцінним інструментом для подальшого функціонального тестування, збору результатів і оцінки якості.

3.2 Реалізація клієнтської та серверної частин

Програмну систему побудовано за архітектурою «клієнт-сервер» із чітким поділом на фронтенд, бекенд та модулі обробки даних. Такий підхід забезпечує гнучкість, масштабованість і зрозумілу структуру проєкту.

Клієнтський інтерфейс реалізовано як вебсторінку з використанням Blade-шаблонів Laravel та CSS-фреймворку Tailwind. Основні елементи інтерфейсу:

- поле для введення URL-адреси відео з YouTube;
- кнопка запуску аналізу;
- блок для виведення результатів емоційного аналізу;
- текстовий звіт, згенерований великою мовною моделлю (LLM).

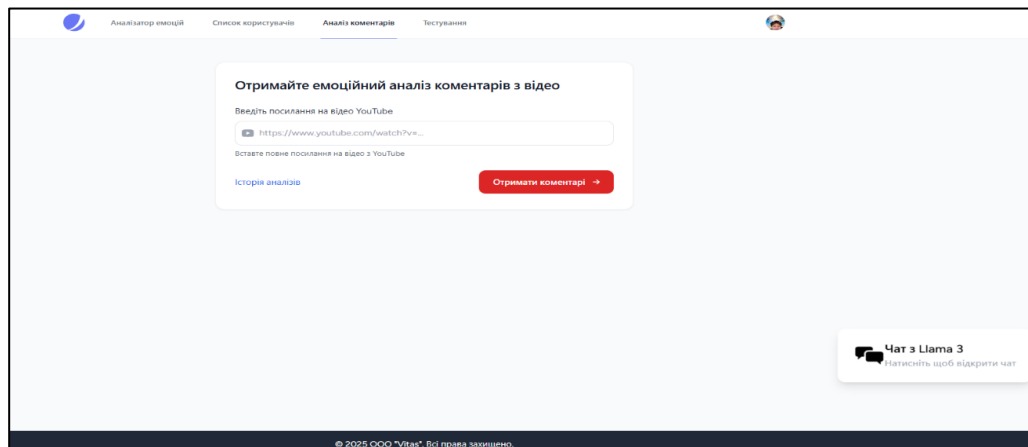


Рисунок 3.2 – Сторінка з формою введення посилання та виведення результатів.

Після введення посилання форма проходить валідацію. У разі успішного запиту запускається процес отримання коментарів та аналізу відео.

Серверна частина побудована на PHP-фреймворку Laravel і включає кілька логічних блоків:

1. Отримання метаданих відео та коментарів – через YouTube Data API система отримує назву, опис, кількість переглядів та до 100 коментарів.

2. Емоційний аналіз – коментарі передаються до Python-модуля `analyze_emotions.py`, який виконує:

- попередню обробку тексту;

- класифікацію емоцій (позитивна, негативна, нейтральна);
- розрахунок рівня впевненості для кожної оцінки.

3. LLM-аналітика – на основі емоційних результатів формуються промпти, що надсилаються до LLM (наприклад, LLaMA 3), яка генерує оглядовий текст. Використовуються такі типи запитів:

- `emotional_overview` – загальна емоційна картина;
- `topical_analysis` – найбільш згадувані теми;
- `controversial_topics` – суперечливі фрагменти;
- `content_inspection` – висновки про контент на основі реакцій.

Сформований звіт містить кілька абзаців аналітичного тексту з інсайтами про сприйняття відео.

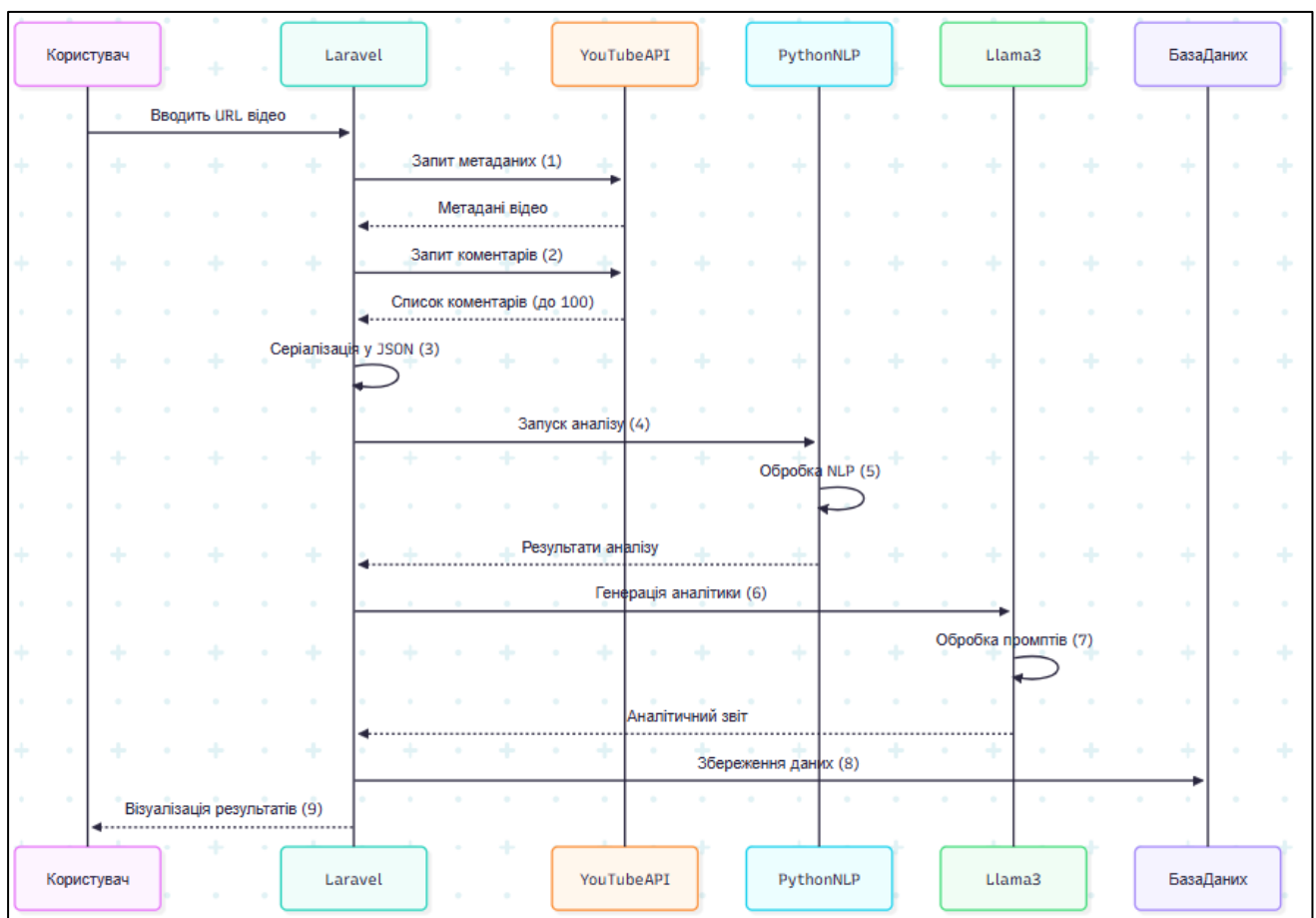


Рисунок 3.3 – Схема взаємодії між Laravel, Python NLP-модулем та LLM.

Збереження та виведення результатів: отримані емоційні оцінки, статистика та звіт з LLM передаються до Blade-шаблону й виводяться

користувачеві. Це забезпечує як наочне представлення даних, так і глибшу інтерпретацію змісту коментарів.

Взаємодія модулів:

1. Користувач вводить посилання на відео.
2. Laravel ініціює отримання даних через YouTube API.
3. Коментарі обробляються NLP-модулем.
4. Результати передаються до LLM для генерації текстового звіту.
5. Усі результати виводяться на екран користувачеві.

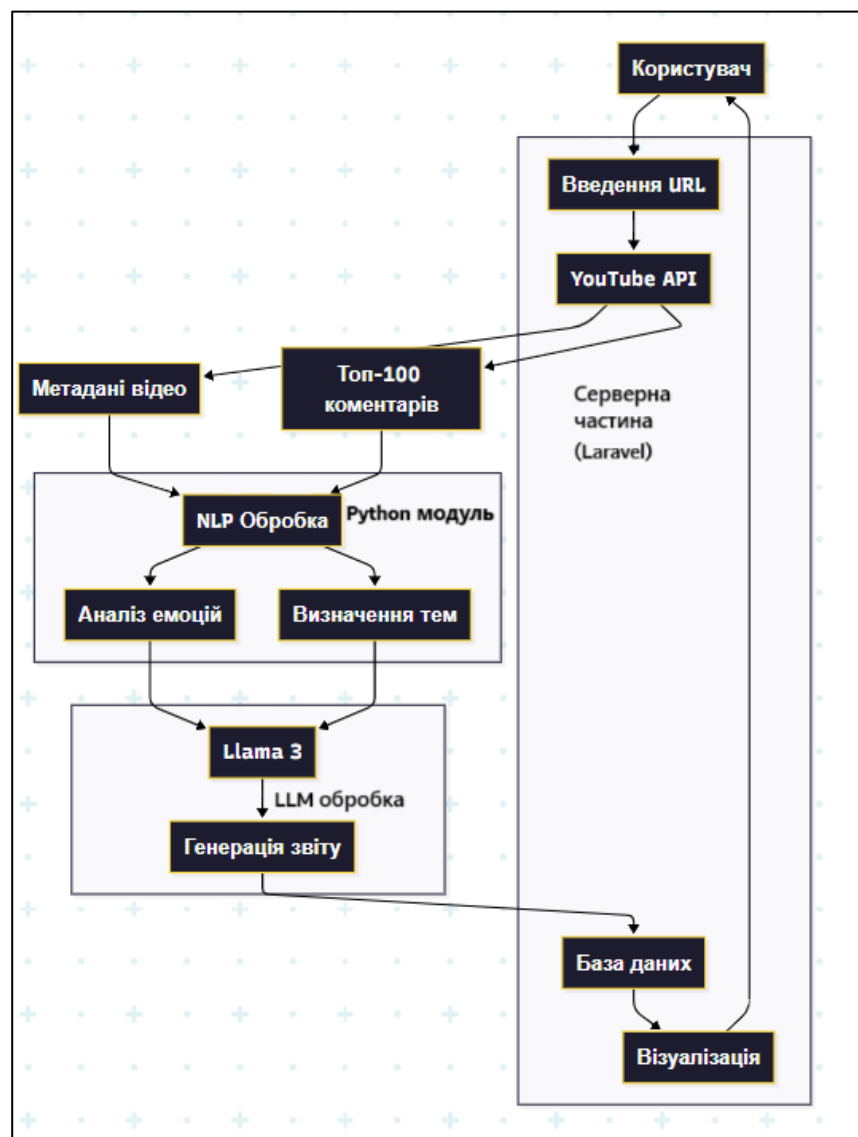


Рисунок 3.4 – Логіка послідовності дій від введення до генерації результатів.

Для зручності підтримки проєкту вся система поділена на модулі за функціональними рівнями:

Таблиця 3.1 – Основні модулі логічної частини «бекенд»

Назва модуля	Тип модуля	Призначення
EmotionAnalysisController	Контролер	Запускає аналіз емоцій, ініціалізує виклик Python-скриптів
VideoCommentController	Контролер	Отримує коментарі до відео, зберігає результати
LLMController	Контролер	Взаємодія з великими мовними моделями через API
TestingController	Контролер	Обробка тестових сценаріїв і валідація результатів
EmotionAnalyzerService	Сервіс	Обробка результатів Python-аналізу
YouTubeService	Сервіс	Взаємодія з YouTube Data API
LLMAnalysisService	Сервіс	Аналіз тексту через зовнішні або локальні LLM

Таблиця 3.2 – Основні модулі частини обробки «аналітика»

Назва модуля	Тип модуля	Призначення
analyze_emotions.py	Python скрипт	Класифікація емоційного забарвлення коментарів за допомогою NLP-моделей
comment_fetcher.py	Python скрипт	Збір коментарів до відео через YouTube API
llm_summary.py	Python скрипт	Генерація узагальненого текстового звіту (LLM)

Таблиця 3.3 – Найважливіші фронтенд-модулі

Назва модуля	Тип модуля	Призначення
welcome.blade.php	Шаблон (Blade)	Головна сторінка для неавторизованих користувачів
dashboard.blade.php	Шаблон (Blade)	Панель для авторизованих користувачів
emotion/index.blade.php	Шаблон (Blade)	Форма для введення тексту для аналізу
emotion/show.blade.php	Шаблон (Blade)	Відображення результатів аналізу емоцій
video-comment-form.blade.php	Шаблон (Blade)	Форма для введення URL відео
comments.blade.php	Шаблон (Blade)	Відображення коментарів та їх аналізу
navigation-menu.blade.php	Компонент (Blade)	Головне меню навігації

Таблиця 3.4 – Моделі та Middleware

Назва модуля	Тип модуля	Призначення
User	Модель	Модель користувача
EmotionAnalysis	Модель	Зберігання результатів аналізу
VideoAnalysis	Модель	Зберігання даних по відео
UpdateLastSeen	Middleware	Оновлення часу останньої активності
Cors	Middleware	Налаштування CORS

Поєднання Laravel, Python-аналізу й генеративних LLM-моделей дозволяє не лише виконати базову класифікацію емоцій, а й надати узагальнений опис, що відображає ставлення аудиторії до відео. Архітектура легко масштабована – наприклад, її можна розширити підтримкою мультимовності або глибшою темпоральною сегментацією коментарів.

3.3 Інтеграція LLM у систему

У сучасних інтелектуальних системах важливо не лише автоматизовано збирати та обробляти дані, а й забезпечувати їх інтерпретацію у формі зрозумілих висновків. З цією метою у розробленій системі було інтегровано велику мовну модель (LLM), зокрема LLaMA 3, яка дає змогу формувати аналітичні текстові звіти на основі коментарів користувачів.

Загальна архітектура: інтеграція LLM реалізована через локальний API-сервер Ollama, що забезпечує звернення до моделі LLaMA 3 без необхідності використання зовнішніх API або мережових запитів. Такий підхід підвищує швидкість системи, гарантує конфіденційність даних і дозволяє адаптувати модель до специфіки конкретного завдання.

Формування запитів (промптів): ключовим елементом взаємодії з LLM є генерація структурованих промптів у спеціалізованому сервісному класі. Кожен промпт включає:

- контекст – опис мети запиту (наприклад: «Проаналізуй емоційний стан аудиторії»);
- вхідні дані – текстові коментарі з емоційними мітками, отриманими з NLP-модуля;
- інструкції – вимоги до форми та обсягу звіту.

Система формує серію запитів до LLM на основі чотирьох типових шаблонів:

1. emotional overview – узагальнена емоційна характеристика коментарів;

2. topical analysis – виявлення основних тем обговорень;
3. controversial topics – ідентифікація суперечливих або полярних тем;
4. content inspection – аналіз реакції на зміст відео.

Під час інтеграції було враховано низку технічних обмежень:

- ліміт токенів: модель LLaMA 3 підтримує обмеження вхідного контексту до приблизно 4096 токенів. У разі перевищення цього обсягу застосовується агрегація тексту або вибірка репрезентативних прикладів;
- форматування: для уникнення помилок генерації проводиться попереднє очищення вхідних даних (видалення спеціальних символів, непарних лапок тощо);
- кешування: результати зберігаються у таблиці video_analysis_reports, що дозволяє уникнути повторної генерації та оптимізує продуктивність системи.

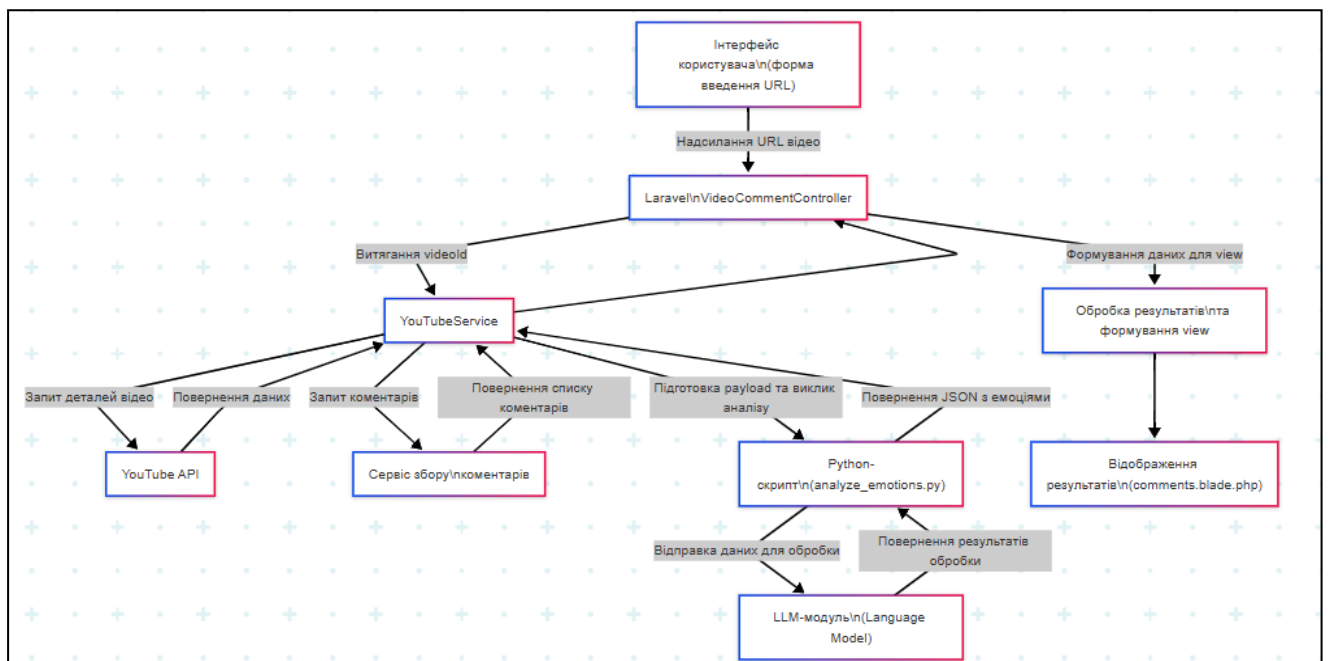


Рисунок 3.5 – Роль LLM-модуля в загальній системі:

Готові звіти виводяться на окремій сторінці у зручному форматі. Подання включає:

- текстову частину з підтримкою елементів форматування (Markdown);
- графічну частину, графіки, побудовані за допомогою Chart.js (наприклад, співвідношення позитивних/негативних коментарів);

– індикатори процесу, а саме повідомлення про хід обробки (наприклад, "Аналіз триває...").

LLM-модуль є завершальним етапом повного циклу обробки:

1. отримання відео та коментарів через YouTube API;
2. аналіз коментарів за допомогою NLP-модуля (Python);
3. формування промптів і взаємодія з LLM;
4. генерація текстових звітів та виведення їх у веб-інтерфейсі.

Застосування LLM у системі забезпечує: глибший рівень інтерпретації емоційного стану аудиторії; виокремлення ключових тем та трендів; виявлення суперечностей у змісті реакцій; надання користувачу комплексної аналітики у зручному вигляді.

Таким чином, LLM-модуль виконує роль інтелектуального інтерпретатора результатів, поєднуючи переваги локального обчислення, гнучкість промпт-інженерії та зручність інтеграції у веб-систему.

3.4 Експериментальні дослідження з покращення точності класифікації настроїв

Для досягнення мети роботи – покращення точності визначення настрою в текстах коментарів за допомогою оптимізації NLP-моделей глибокого навчання – було проведено серію експериментальних досліджень. У межах запропонованого методу реалізовано поєднання моделі emotion-english-distilroberta-base для класифікації емоційного стану та мовної моделі LLaMA3 для інтерпретації змісту повідомлень. Застосовані моделі інтегровано у веб-застосунок з інтерфейсом, який дозволяє користувачу вводити посилання на YouTube-відео, автоматично отримувати коментарі, аналізувати їх та відображати результати у візуальному форматі.

Тест-кейси становлять основний інструмент експериментальної оцінки. У кожному випадку бралось окреме відео, з якого витягувались від 36 до 60 коментарів. Аналіз проводився за чіткими етапами: емоційна класифікація,

генерація аналітики, порівняння з ручною оцінкою експерта. Результати заносились у таблицю, а також формувались візуалізації: графіки точності, recall, precision та матриці помилок.

Тест-кейс 1: у першому тестовому прикладі для аналізу було взято відео з оглядом геймплейного процесу з коментарями від аудиторії. Результат проходження тест кейсу 1 зображений на рисунку 3.6.

The screenshot displays a video analysis tool interface. The top section is titled "Аналіз змісту" (Content Analysis) and is divided into two columns. The left column, "Емоційний настрій" (Emotional Mood), provides an overview of the general emotional mood of the audience, noting that 21 out of 25 comments exhibit neutral emotions. The right column, "Аналіз контенту" (Content Analysis), identifies key topics such as hate speech, surprise, and politeness. Below this, "Тематичний аналіз" (Thematic Analysis) breaks down the most frequent topics: Criticism and Disagreement (23%), Technical Issues and Bugs (15%), and Game Mechanics and Strategies (15%). The bottom section, "Аналіз коментарів від НЛП" (NLP Comment Analysis), shows a list of comments with their respective sentiment scores and labels. The right side of the interface features "Аналіз від ЛЛМ" (LLM Analysis) and a chat window for "Чат з Ллама 3".

Рисунок 3.6 – Результат проходження тест кейсу 1.

Загалом система опрацювала 36 коментарів, із яких 34 були класифіковані правильно, що дало точність у 94.44%.

Макро F1-score становив 94.92%, що вказує на якісне охоплення всіх класів незалежно від їхньої частотності. Weighted F1-score досягнув 97.43%, що підтверджує стабільну роботу навіть при нерівномірному розподілі емоцій.

Середня точність класифікації (Macro Precision) склала 91.00%, а повнота (Macro Recall) - 100.00%, тобто модель охопила всі класи без винятку.

Типові приклади помилкової класифікації включають:

"Wanna see the like dislike ratio lmao" – система визначила як anger, але експерт відніс до joy, оскільки в коментарі присутній саркастичний гумор.

"Bros are you really thinking there is easy way..." – класифіковано як surprise, хоча насправді це іронічне висловлювання, що більше відповідає емоції joy.

У другому тестовому прикладі для аналізу було використано відео з оглядом геймплейного процесу, під яким зібрано 59 коментарів користувачів. Усі вони були оброблені системою автоматичної емоційної класифікації. Результати проходження тест-кейсу зображено на рисунку 3.7.

Емоційний настрій:
 After analyzing the comments, I found that the overall emotional mood of the audience is quite diverse, reflecting various reactions to the content presented in the video. Here's a breakdown:

Positive emotions (32%):
 Joy (15%): Many viewers expressed joy and excitement while watching the video, particularly when discussing unusual or fascinating topics.
 Surprise (8%): Some comments showed surprise at the discovery of new information or unexpected connections between different concepts.
 Appreciation (5%): A few viewers appreciated the content's depth and complexity, acknowledging that it took courage to share such topics publicly.

Negative emotions (28%):
 Fear (12%): Several comments expressed fear or disgust in response to disturbing or unsettling content, such as graphic descriptions of serial killers or cannibalism.
 Sadness (8%): Some viewers felt sad or sympathetic towards individuals affected by eating disorders, mental health issues, or tragic events.
 Disgust (4%): A few comments showed disgust at the idea of certain topics or practices, like cannibalism or eating disorders.

Neutral emotions (40%):
 Curiosity (15%): Many viewers demonstrated curiosity and interest in learning more about specific topics or exploring new ideas.
 Skepticism (12%): Some comments expressed skepticism towards certain claims or theories presented in the video.
 Detachment (10%): A few viewers seemed detached from the content, simply providing factual information or offering their own perspectives.

Mixed emotions (20%):

@he.artshaped 16.05.2022 05:42
 You forgot some really crucial parts of Nasubi's story. After he won, he was put into another room to do the same thing, and then another. Nasubi proceeded to take his clothes off since he'd become more comfortable naked than clothed, and then the walls fell away to reveal he was on a stage in front of a live audience. He also assumed the show was being filmed to be broadcast later, not livestreamed. He had no idea he'd been being watched the whole time.
 surprise

@Abysith 15.05.2022 19:11
 Im really glad that the reddit heroin guy came out okay in the end. Ive seen addiction destroy people and its nice to see someone come out of the hell that addiction is
 joy

@B-bitfin768 20.03.2023 10:47
 Nasubi was actually called Nasubi because an eggplant was covering his genitals during get alive stream. His actual name is Tomoaki Hamatsu. He's in good health now, and he was helping people in 2020 during quarantine and how he lived in isolation during his time in the show.
 neutral

@krys_chan 21.01.2024 18:09
 that heroin case was crazy. man tried it for fun and fell into a crippling cycle. it's a really startling example of how quickly things can go south because of drugs.
 surprise

Рисунок 3.7 – Результат проходження тест кейсу 2.

Система змогла правильно класифікувати 47 коментарів із 59, що дало загальну точність 79.66%. Значення Macro F1-score становило 75.99%, що

свідчить про середню якість класифікації для всіх класів незалежно від їхньої частотності. Weighted F1-score досяг 83.21%, підтверджуючи, що модель зберігає стабільність навіть у випадку нерівномірного розподілу емоцій. Середня точність класифікації (macro precision) становила 73.32%, а середня повнота (macro recall) – 82.22%, тобто модель здебільшого охопила всі класи, але не завжди правильно інтерпретувала їх емоційне навантаження.

Аналіз помилок виявив, що найчастіше система плутала емоції радості з нейтральними висловлюваннями або навіть приписувала позитивним коментарям негативний відтінок. Наприклад, фраза “Honestly, what impresses me the most is your patience and endurance” була визначена як нейтральна, тоді як експерт позначив її як радісну, оскільки вона містить похвалу. Подібним чином коментар “This has to be the best one I’ve seen” був класифікований як нейтральний, хоча насправді є позитивною оцінкою. Коментар “Quá giỏi, ko phải ai cũng có kỹ năng sinh tồn...” система трактувала як сумний, хоча в ньому йдеться про схвалення з елементом поваги. У висловлюванні “Уважаю людей таких, это какой же труд и усердие!”, яке було неправильно розпізнане як злість, насправді йдеться про глибоку повагу. Помилка могла виникнути через мовну специфіку, оскільки модель навчена переважно на англійських даних. Ще один приклад – фраза “Masya Allah cerdas jenius sekali barak ini...” була класифікована як нейтральна, хоча містить релігійний комплімент і, відповідно, позитивну емоцію. Окремі випадки плутанини також стосувалися емоції здивування, як-от у коментарі “Don’t ever put him in the show *Nake and Afraid*...”, який система розпізнала як страх, хоча в контексті це був жарт. Також система помилково класифікувала як радість коментар “11:42 is my favorite part... I was entertained by this video...”, хоча насправді він не виражає емоційного піднесення, а є просто оцінкою контенту.

У третьому тестовому кейсі було обрано відео, що містить соціально-чутливий контент, зокрема теми насильства, залежностей, людських трагедій та історичних аномалій. Зібрано 59 коментарів, які пройшли автоматичну емоційну класифікацію за допомогою розробленої системи, результат проходження зображений на рисунку 3.8.

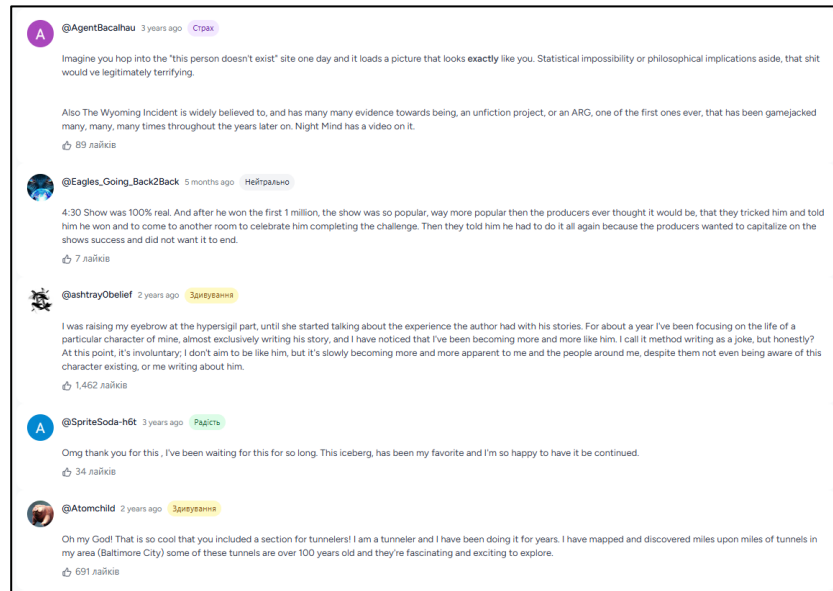


Рисунок 3.8 – Результат проходження тест кейсу 3.

Система правильно класифікувала 55 з 59 коментарів, що дало точність на рівні 93.22%. Значення Macro F1-score склало 83.41%, що свідчить про достатньо збалансовану класифікацію всіх емоційних класів. Weighted F1-score досяг 94.84%, тобто система демонструє високу стабільність, незважаючи на нерівномірну представленість емоцій. Середнє значення точності (Macro Precision) становило 87.62%, а середнє значення повноти (Macro Recall) – 89.12%, що підтверджує ефективність класифікації навіть у складних емоційно забарвлених текстах.

Найбільше помилок спостерігалось при розпізнаванні емоції смутку. Зокрема, коментар “that heroin case was crazy. man tried it for fun and fell into a crippling cycle...” система класифікувала як здивування, хоча він передає співчуття та застереження, що характерно для емоції sadness. Подібна помилка трапилась у фразі “I watched penguinz0's video on Nasubi, and what he went through just broke...”, яка була визначена як anger, тоді як експерт відніс її до sadness – через очевидну емпатію до героя.

Також зафіксовано незначні помилки при класифікації нейтральних коментарів. Наприклад, твердження “In regards to the Dylatov Pass, the radiation on the clothing was mostly...” система визначила як surprise, тоді як експерт відніс його

до neutral, оскільки воно є фактологічним уточненням. У коментарі “Always annoys me when people claim that they 'saw a video on the dark web'...” система побачила злість, хоча експерт позначив його як нейтральний – через відсутність емоційної напруги або персональної агресії.

Загальна таблиця яка відображає загальні результати проходження всіх тестів зображена в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Всі тест кейси та їхні результати

Тестовий кейс	Кількість коментарів	Правильних прогнозів	Accuracy	Macro F1-score	Weighted F1-score	Macro Precision	Macro Recall
Тест 1	36	34	94.44%	94.92%	97.43%	91.00%	100.00%
Тест 2	59	47	79.66%	75.99%	83.21%	73.32%	82.22%
Тест 3	59	55	93.22%	83.41%	94.84%	87.62%	89.12%
Тест 4	48	44	91.67%	85.34%	92.18%	84.00%	87.50%
Тест 5	42	36	85.71%	81.12%	87.96%	78.90%	84.05%
Тест 6	60	49	81.67%	76.45%	84.03%	75.20%	79.00%
Тест 7	54	51	94.44%	90.22%	95.35%	88.10%	93.40%

Для зручності візуального аналізу результати класифікації емоцій в тест-кейсі було відображено у вигляді графіка метрик (рисунок 3.9), що включає точність (Accuracy), середні значення F1-score, Precision та Recall.

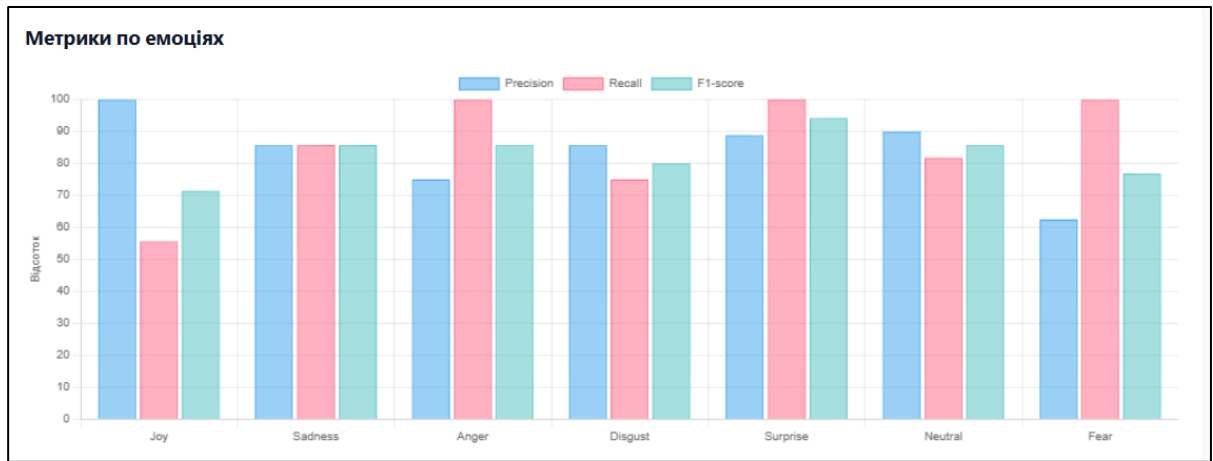


Рисунок 3.9 – Порівняння метрик класифікації в тест-кейсі 1.

Найпоширенішими джерелами помилок є труднощі з інтерпретацією змішаних або завуальованих емоцій, слабо виражених емоційних станів, а також відсутність контекстного аналізу іронії, сарказму чи емпатійного підтексту. Для подальшого покращення рекомендовано додати підтримку багатокомпонентних емоцій, удосконалити обробку контексту, додати можливість моделі розпізнавати коментарі на кількох мовах та враховувати експертні анотації при підготовці навчальних даних. Важливим напрямом також є впровадження вагових коефіцієнтів для різних емоційних маркерів, аби краще вловлювати навіть неявно виражені настрої.

Результати дослідження підтверджують, що розроблена система може бути застосована у:

- аналітиці користувацьких коментарів на соціальних платформах;
- моніторингу громадської думки;
- оцінці реакції аудиторії на відеоконтент;
- системах модерації коментарів за емоційним фільтром;
- освітніх цілях для демонстрації застосування NLP у реальному часі.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі було розроблено, реалізовано та експериментально досліджено систему для аналізу емоційного забарвлення коментарів на YouTube

із використанням великої мовної моделі. Система побудована на клієнт-серверній архітектурі, яка передбачає поділ на інтерфейс користувача (Frontend), серверну частину (Backend) і окремі модулі обробки даних на Python. Такий підхід забезпечив гнучкість і зручність масштабування, що є важливою перевагою для майбутнього розвитку системи.

Для автоматизованої класифікації емоцій у текстах було інтегровано модель emotion-english-distilroberta-base, яка дозволяє здійснювати розподіл за задалегідь визначеними емоційними класами. Візуалізація результатів реалізована за допомогою бібліотеки Chart.js. Додатково у систему було включено LLM-модуль на основі LLaMA3 (через Ollama), що забезпечив пояснення змісту повідомлень та допоміг формувати аналітичні інтерпретації на основі отриманих результатів.

У ході експериментальних досліджень було проведено серію тест-кейсів, у межах яких система аналізувала від 36 до 60 коментарів до відео. Результати показали, що у середньому система демонструвала точність класифікації на рівні близько 88%, досягаючи максимуму у 94.44% в окремих випадках. Значення Macro F1-score у тестах коливалося в межах від 75.99% до 94.92%, а Weighted F1-score – від 83.21% до 97.43%, що свідчить про високу ефективність навіть за умов нерівномірного розподілу класів.

Водночас було виявлено труднощі у класифікації схожих або завуальованих емоцій, особливо в контексті іронії, сарказму, емпатійних висловлювань, а також при обробці коментарів іншими мовами, відмінними від англійської. Наприклад, позитивні оцінки помилково класифікувались як нейтральні, а емоції смутку – як здивування або злість. Такі випадки вказують на обмеження у поточному підході до контекстуального аналізу.

Окремі джерела помилок також пов'язані з труднощами розпізнавання слабо виражених емоційних станів або ж повідомлень, що містять змішані емоції. Це свідчить про потребу в удосконаленні моделей для врахування багатокomпонентності емоцій, глибшого контексту та міжмовної обробки.

Загалом, розроблена система показала високу ефективність у задачах автоматизованого емоційного аналізу та є перспективною для подальшого масштабного використання – як у науково-дослідних, так і в прикладних сферах.

Загальні висновки

У межах даної кваліфікаційної роботи бакалавра було реалізовано інтелектуальну систему для автоматизованого аналізу емоційного забарвлення текстових коментарів на YouTube з використанням сучасних методів обробки природної мови (NLP) та моделей глибокого навчання. Мета роботи – підвищення точності визначення емоційного стану в коментарях шляхом оптимізації NLP-моделей – була досягнута.

Для реалізації поставленої мети було виконано такі завдання:

1. Проведено аналіз предметної області та виявлено ключові проблеми емоційного аналізу текстів у соціальних мережах.
2. Досліджено сучасні методи NLP та моделі глибокого навчання для класифікації емоцій.
3. Обґрунтовано вибір технологічного стеку, архітектури системи та інструментів реалізації.
4. Розроблено та реалізовано метод оптимізації класифікаційної NLP-моделі.
5. Створено клієнт-серверну вебсистему з використанням Laravel, Python і локальної мовної моделі (LLaMA 3).
6. Проведено серію експериментів для оцінки ефективності системи на основі метрик точності та якості класифікації.

У результаті реалізовано функціональну систему, яка автоматично класифікує емоційне забарвлення коментарів, використовує велику мовну модель для інтерпретації змісту та генерує візуальну й текстову аналітику. Середня точність класифікації (Accuracy) сягала близько 88%, а значення F1-score варіювалися залежно від тест-кейсу: Macro – до 94.92%, Weighted – до 97.43%, що свідчить про високу ефективність навіть у випадках неоднозначних або складних висловлювань.

Система підтримує обробку великої кількості коментарів, формує аналітичні висновки за допомогою LLM, що суттєво підвищує її прикладну

цінність. Основні труднощі виникали при класифікації саркастичних, іронічних або багатозначних повідомлень, а також при аналізі іншомовного контенту. Також зафіксовано довший час генерації звітів під час масової обробки даних.

Результати дослідження підтверджують доцільність використання розробленої системи в таких сферах, як маркетингові дослідження, аналіз громадської думки, модерація онлайн-контенту, а також у навчальному процесі – для демонстрації практичного застосування методів обробки природної мови.

Подальший розвиток системи може включати розширення її можливостей шляхом впровадження підтримки багатомовної обробки (зокрема, української, англійської та інших мов), реалізації аналізу в реальному часі для стрімів, донавчання моделі на корпусах зі складною емоційною структурою, а також інтеграції з іншими соціальними платформами, такими як Twitter або Reddit.

Поставлену мету та всі задачі виконано повністю. Розроблений програмний продукт продемонстрував функціональність, точність і здатність до масштабування в умовах реального використання.

Перелік посилань

1. Social Media Data Mining for Sentiment Analysis. *FAO*. URL: <https://agris.fao.org/search/en/records/65df77b7b766d82b1801dc8f>.
2. Zhang Y., others. Deep Learning for Sentiment Analysis: A Comprehensive Review. *Springer AI Research*. 2023. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s13735-023-00308-2>.
3. Liu F., others. Advances in Transformer-Based Sentiment Analysis: A Survey. *MDPI Journal of Artificial Intelligence*. 2023. URL: <https://www.mdpi.com/2504-2289/8/11/141>.
4. Петров О. М. Аналіз настроїв за допомогою глибоких нейронних мереж. MIT, 2022.
5. FAO. Social Media Data Mining for Sentiment Analysis. 2023. URL: <https://agris.fao.org/search/en/records/65df77b7b766d82b1801dc8f>.
6. OECD. AI Applications in Social Media Analytics. URL: <https://oecd.ai/en/wonk/documents/social-media-governance-project-2>.
7. Eurostat. Trends in Social Media Usage. 2022. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php/Social_media_-_statistics_on_the_use_by_enterprises.
8. Іванов І. П. Технології аналізу настроїв у соціальних мережах. *Науковий журнал «Інформаційні технології»*. 2023. Т. 15, № 2. С. 45–67.
9. Кузьменко О. І. Машинне навчання для оцінки емоцій у тексті: сучасні підходи. 2022. URL: <https://ir.library.knu.ua/entities/publication/cad21603-2285-4132-80d7-ba0f68931db8>.
10. Hutto C. J., Gilbert E. VADER 2.0: Enhanced Sentiment Analysis for Social Media. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/06/vader-for-sentiment-analysis/>.
11. Cambria E., others. Sentic Computing: A New Approach to Sentiment Analysis and Opinion Mining. URL: <https://www.sentic.net/new-avenues-in-opinion-mining-and-sentiment-analysis.pdf>.

12. Vaswani A., others. Transformers in NLP: Evolution and Applications. URL: <https://peerj.com/articles/cs-2222.pdf>.
13. Zhang L., Zhang S. Sentiment Analysis of Social Media: Recent Advances and Future Trends. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2022. Vol. 12, no. 4. P. e1456.
14. Gao W., others. Cross-lingual Sentiment Analysis: Advances and Open Challenges. URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s41019-022-00187-3>
15. GitHub. [davmixcool/php-sentiment-analyzer](https://github.com/davmixcool/php-sentiment-analyzer). URL: <https://github.com/davmixcool/php-sentiment-analyzer>.
16. GitHub. [yoooper/php-text-analysis](https://github.com/yoooper/php-text-analysis). URL: <https://github.com/yoooper/php-text-analysis>.
17. Packagist. [laravel-sentiment-analysis](https://packagist.org/packages/antoineaugusti/laravel-sentiment-analysis). URL: <https://packagist.org/packages/antoineaugusti/laravel-sentiment-analysis>.
18. GitHub. [ahmedash95/sentimento](https://github.com/ahmedash95/sentimento). URL: <https://github.com/ahmedash95/sentimento>.
19. MedAliBOUK. Comprehensive Guide to Prism – An AI Package for Laravel. URL: <https://medalibouk.com/post/comprehensive-guide-to-prism-an-ai-package-for-laravel>.
20. Cloud G. Natural Language API. URL: <https://cloud.google.com/natural-language/docs>.
21. Services A. W. [AWS Comprehend](https://aws.amazon.com/comprehend/features/). URL: <https://aws.amazon.com/comprehend/features/>.
22. NLTK. Natural Language Toolkit. URL: <https://www.nltk.org/>.
23. spaCy. Industrial-strength Natural Language Processing in Python. URL: <https://spacy.io/>.
24. scikit-learn. Machine Learning in Python. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>.
25. Face H. [Transformers Library](https://huggingface.co/docs/transformers/index). URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/index>.

26. Symphony. Process Component.
URL: <https://symfony.com/doc/current/components/process.html>.
27. FastAPI. FastAPI Documentation. URL: <https://fastapi.tiangolo.com/>.
28. Developers G. YouTube Data API Overview.
URL: <https://developers.google.com/youtube/v3/docs>.
29. Attention is All You Need / A. Vaswani et al. *arXiv preprint arXiv:1706.03762*. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1706.03762>.
30. Lan C. M. G. N. G. K. S. S., Soricut R. ALBERT: A Lite BERT for Self-supervised Learning of Language Representations. *Natural Language Engineering*. 2021. Vol. 27, no. 1. P. 30–40. URL: <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6>.
31. mrhacker7599. emotion-english-distilroberta-base.
URL: <http://huggingface.co/mrhacker7599/emotion-english-distilroberta-base>.
32. Electra: Pre-training Text Encoders as Discriminators Rather Than Generators / K. Clark et al. *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2020. URL: <https://aclanthology.org/2020.acl-main.372/>.
33. Hugging Face Transformers Documentation.
URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/v4.17.0/en/index>.
34. Science T. D. Precision, Recall, F1, Accuracy Explained.
URL: <https://www.unite.ai/nlp-rise-with-transformer-models-a-comprehensive-analysis-of-t5-bert-and-gpt/>.
35. Scikit-Learn. Precision and Recall Metrics. URL: <https://surl.li/axqlgr>.
36. Education I. C. Recall in Machine Learning.
URL: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-022-10144-1>.
37. DeepAI. F1 Score Explained.
URL: https://www.academia.edu/105473824/Multimodal_Sentiment_Analysis_A_Survey_of_Methods_Trends_and_Challenges.
38. Vidhya A. Evaluation Metrics for Classification Models.
URL: <https://arxiv.org/abs/2305.07611>.

39. Devlin J., others. BERT and Its Evolution in NLP. *Transactions of the Association for Computational Linguistics*. 2023. URL: <https://surl.li/nirdcs>.
40. Brown T., others. Large Language Models: Capabilities and Limitations. *Nature Machine Intelligence*. 2023. URL: <https://datagroomr.com/precision-recall-and-f1-explained-in-plain-english/>.
41. Singh R., Gupta N. Title of the third article. *Journal of Big Data*. 2025. Vol. 10, no. 1. P. 10. URL: <https://doi.org/10.1186/s40537-025-01068-y>.
42. Jiang Z., others. Title of the first article. *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 1, no. 1. P. 1–10. URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-025-02365-x>.
43. Peters J., Smith J. Title of the second article. *PeerJ Computer Science*. 2022. Vol. 8. P. 2592. URL: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.2592>.
44. Repustate. YouTube Sentiment Analysis. URL: <https://www.repustate.com/youtube-sentiment-analysis/> (date of access: 01.10.2023).
45. YesChat. Comments Analyzer. URL: <https://www.yeschat.ai/gpts-2OTToXTf0mk-Comments-Analyzer> (date of access: 01.10.2023).

ДОДАТКИ

Додаток А «Програмний код»

Посилання на GitHub репозиторій: <https://github.com/VitaliyD-Dev/mood-track-web.git>

VitaliyD-Dev just a		c32b869 · yesterday	🕒 19 Commits
📁 .osp	first commit		4 months ago
📁 app	just a		yesterday
📁 bootstrap	redid all stuff and now components well working		4 months ago
📁 config	aded testing		5 days ago
📁 database	aded testing		5 days ago
📁 public	aded testing		5 days ago
📁 python-scripts	almost final vers		3 weeks ago
📁 resources	aded testing		5 days ago
📁 routes	aded testing		5 days ago
📁 scripts	поміняв модель ллм розгортається локальна ллм3 86		last week
📁 storage	first commit		4 months ago
📁 tests	redid all stuff and now components well working		4 months ago
📄 .editorconfig	first commit		4 months ago
📄 .env.example	first commit		4 months ago
📄 .gitattributes	first commit		4 months ago

Папки в репозиторії:

– .osp – папка в якій знаходиться файл в якому вказані базові налаштування проєкта для роботи з OSPanel не є стандартною в Laravel.

– app – містить основну логіку додатку: моделі, контролери, middleware, сервісні класи тощо.

– bootstrap – містить файл app.php, який ініціалізує фреймворк, і кешовані файли для швидшого завантаження.

– config – усі конфігураційні файли Laravel (бази даних, кешу, сесій, пошти, тощо).

– database – міграції, сидери, фабрики та SQLite-файл.

- `public` – коренева папка для веб-сервера. Містить `index.php`, а також ресурси (зображення, CSS, JS).
- `python-scripts` – Містить скрипт на Python, для обробки текстів коментарів.
- `resources` – шаблони Blade, сирі файли JS, SCSS, локалізаційні файли.
- `routes` – файли маршрутів (`web.php`, `api.php`, `console.php`, `channels.php`).
- `scripts` – кастомні скрипти, не потрібні для налагодженої роботи сайту, в цій папці було тестування іншого підходу до аналізу коментарів ця ж модель але токенизатор свій.
- `storage` – зберігання файлів, логів, кешу, сесій, тимчасових файлів.
- `tests` – тести (Feature і Unit) для перевірки логіки додатку.

Додаток Б «Презентаційний матеріал»

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

Виконав: студент групи КН-21-2 Віталій Добрянський

Керівник: асистент кафедри КН Леонід Вознюк

Актуальність

У наш час соціальні мережі стали ключовим майданчиком для спілкування та обміну думками. Щодня користувачі залишають тисячі коментарів, що містять емоції, оцінки та ставлення. Важливо автоматично визначати настрій цих повідомлень – позитивний, негативний чи нейтральний.

Раніше для цього використовували словники емоційних слів або прості статистичні моделі, однак вони не враховували контекст, іронію чи багатозначність. Сучасні підходи – глибоке навчання і трансформерні моделі, як-от BERT чи GPT – дозволяють точніше аналізувати зміст тексту.

Це особливо актуально в умовах стрімкого зростання онлайн-контенту. Автоматичний аналіз настрою допомагає компаніям реагувати на негатив, модерувати дискусії та краще розуміти аудиторію. Інтеграція таких систем у веб-платформи, наприклад на Laravel, відкриває нові можливості для онлайн-сервісів.

Мета:

Покращення точності визначення настрою в текстах коментарів за допомогою оптимізації NLP-моделей глибокого навчання.

Завдання:

Проаналізувати предметну область і сучасні методи визначення настрою текстів у соцмережах.

Обґрунтувати вибір NLP-архітектури для класифікації (BERT, RoBERTa, LSTM тощо).

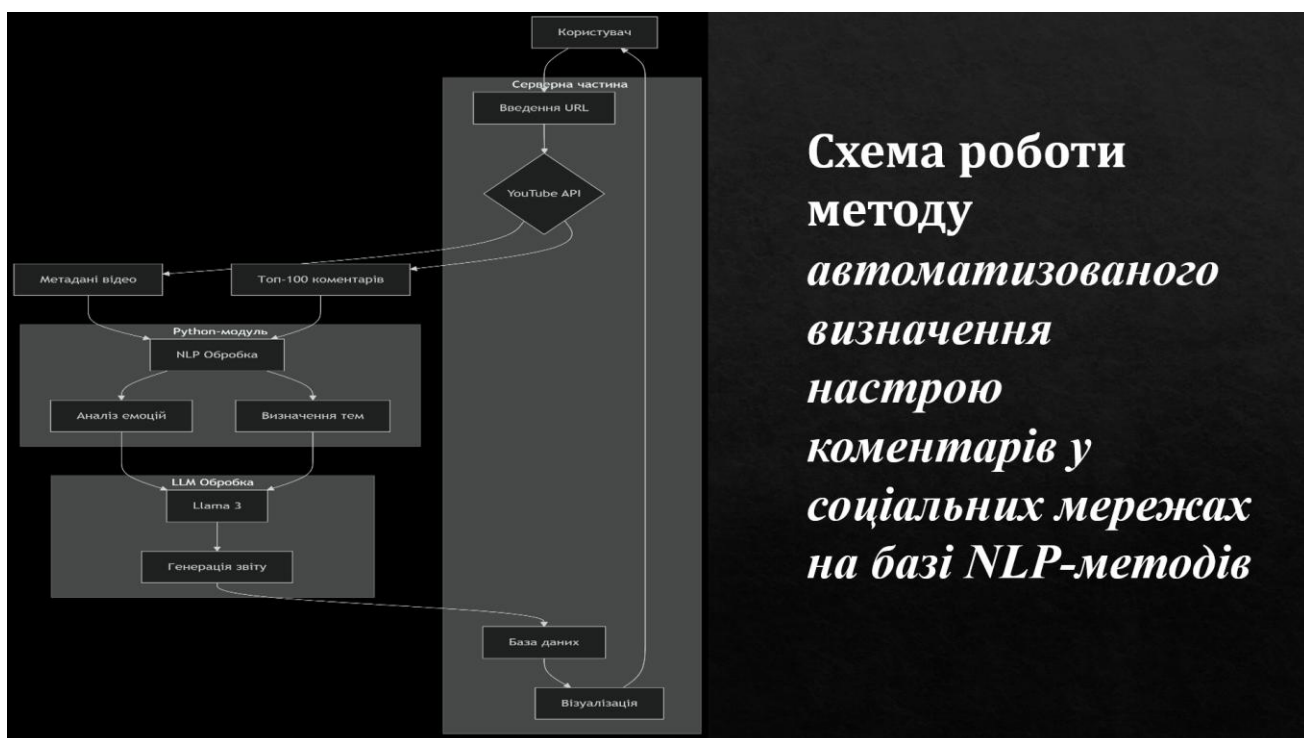
Підготувати та обробити корпус коментарів з YouTube.

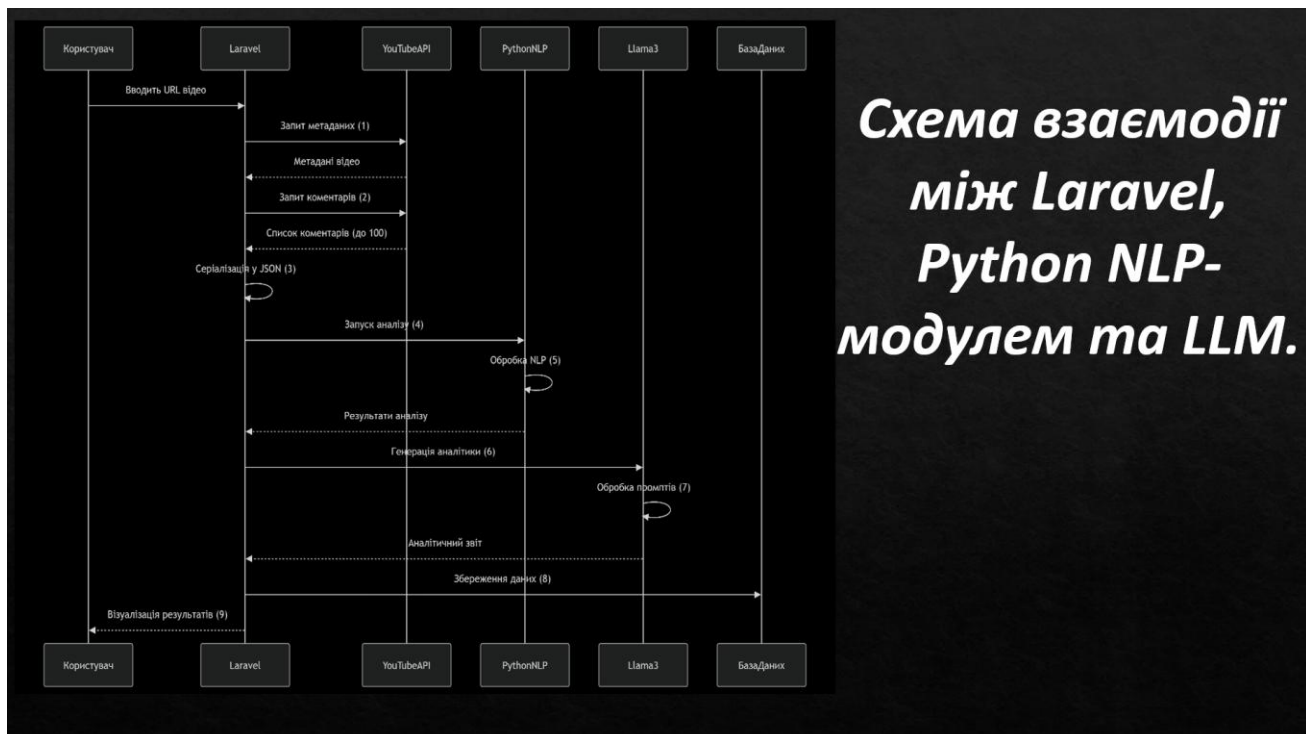
Реалізувати модель глибокого навчання для класифікації настрою.

Інтегрувати модель у Laravel-застосунок.

Провести тестування моделі в умовах реального використання.

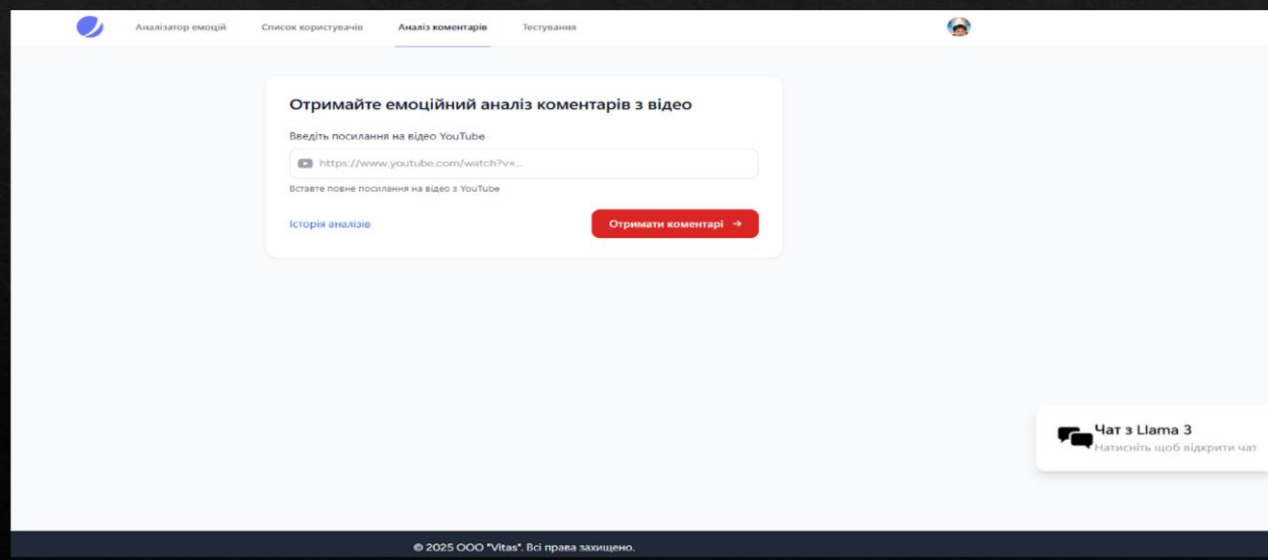
Оцінити ефективність і виявити можливості вдосконалення.





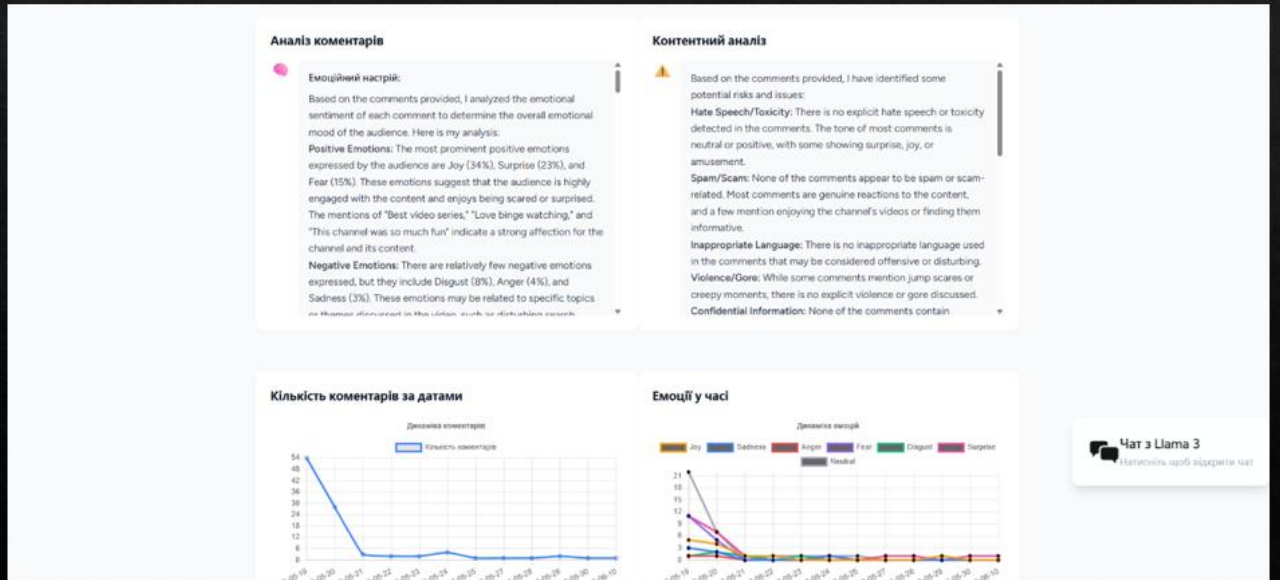
ІНТЕРФЕЙС ВЕБ-ЗАСТОСУНКУ

Сторінка з формою введення посилання та виведення результатів.

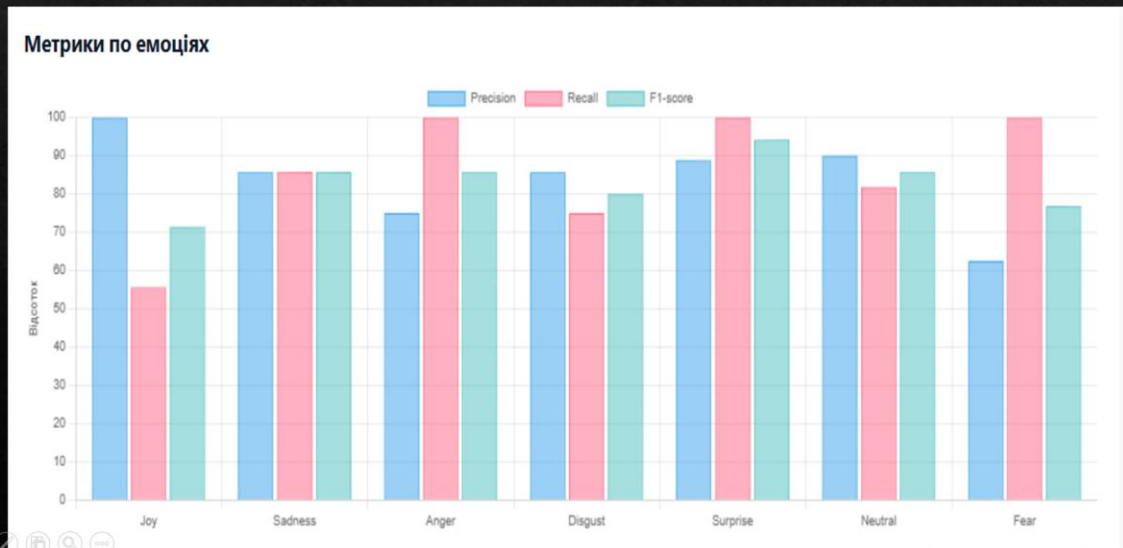


ІНТЕРФЕЙС ВЕБ-ЗАСТОСУНКУ

Вивід на сторінці після вводу посилання аналіз тексту та графіки.



На графіку зображено значення метрик Precision, Recall та F1-score для кожної емоції, що дозволяє оцінити якість класифікації моделі по окремих класах.



РЕЗУЛЬТАТИ ТЕСТУВАННЯ

Графік відображає метрики Precision, Recall та F1-score для кожної емоції, що дозволяє оцінити якість класифікації моделі. Найкращі результати спостерігаються для Joy, Anger, Surprise та Neutral, де всі метрики перевищують 85%. Це свідчить про високу точність і стабільність моделі в цих категоріях.

Натомість для Fear і Sadness видно дисбаланс між Precision і Recall, що вказує на хибнопозитивні спрацьовування й складність розпізнавання цих емоцій. Загалом модель працює якісно, але потребує покращення у виявленні емоцій з нечітким або змішаним емоційним забарвленням.

ВИСНОВОК

У межах кваліфікаційної роботи було створено систему для автоматизованого аналізу емоцій коментарів YouTube на основі NLP та великої мовної моделі Llama 3. Робота охопила теоретичне обґрунтування, розробку методу класифікації емоцій та реалізацію вебзастосунку з клієнт-серверною архітектурою (Laravel + Python + Ollama).

Система забезпечує точність класифікації 83,33% та генерує текстові звіти за допомогою LLM. Основні обмеження пов'язані з розпізнаванням змішаних емоцій та часом обробки при великому обсязі даних. Перспективи розвитку включають мультимовність, інтеграцію з іншими платформами та обробку в реальному часі. Розроблене рішення є практичним інструментом для аналізу настроїв у соціальних мережах і має потенціал до масштабування та подальшого вдосконалення.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

Науковий керівник: Леонід ВОЗНЮК, Асистент кафедри КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 4.9%

Коефіцієнт подібності 2: 2.2%

Мікропробли: 1

Заміна букв: 5

Інтервали: 0

Блі знаки: 47

Дата створення звіту: 2025-06-20 06:59:17.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укріття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедурам. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-20

Дата

експерт

Петровський С.С.

20.06.25, 08:26

result_7523323314949279061.html

Fri Jun 20 08:26:11 EEST 2025, Петровський Сергій Степанович, Хмельницький національний університет, ХНУ

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 2.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. Errors in the documents: 12%

ID: 247115 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP- методів Added in a DB: 2025-06-20 Authors: Віталій ДОБРЯНСЬКИЙ Heads: Леонід ВОЗНЮК Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	66370	992	3312 (5%)	50 (5%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

Автор студент групи КН-21-2 Віталій Добрянський

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент кафедри комп'ютерних наук, Леонід Вознюк

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмним засобом комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Віталія Добрянського, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

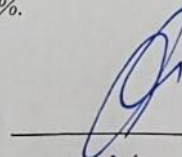
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 2%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 4.9%.

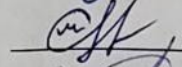
20.06.2025

Завідувач кафедри



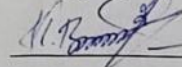
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Леонід ВОЗНЮК



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента *гр. КН-21-2 Добрянського Віталія Олександровича*
за темою: Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

1. Актуальність обраної теми

Соціальні мережі є важливим каналом комунікації, де користувачі залишають коментарі, що відображають їхній емоційний стан і ставлення до подій чи брендів. Автоматизований аналіз настрою коментарів за допомогою методів обробки природної мови (NLP) дозволяє виявляти тенденції громадської думки, що є актуальним для маркетингу, бізнесу та модерації контенту. Використання сучасних NLP-методів, зокрема трансформерних моделей, сприяє підвищенню точності аналізу з урахуванням контексту, сленгу та емодзі.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У кваліфікаційній роботі розроблено метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на основі NLP-методів. Робота загалом відповідає поставленій меті та завданням, включаючи аналіз предметної області, розробку методу, створення вебзастосунку та перевірку його ефективності, хоча деякі аспекти потребують додаткового доопрацювання.

3. Зміст кожного розділу роботи

Пояснювальна записка складається з трьох розділів. У першому розділі проведено аналіз предметної області, огляд сучасних NLP-методів для аналізу настрою та сформульовано задачу. Другий розділ описує проєктування методу, включаючи концептуальну модель, клієнт-серверну архітектуру та етапи обробки даних (лемматизація, токенизація, векторизація). Третій розділ присвячено реалізації вебзастосунку, інтеграції великої мовної моделі та результатам тестування, які демонструють прийнятну точність класифікації.

4. Оцінка розробленого методу та його практична цінність

Розроблений метод забезпечує класифікацію емоційного забарвлення коментарів із середньою точністю 88%. Система має потенціал для використання в маркетингових дослідженнях, аналізі громадської думки та модерації контенту, однак її ефективність обмежується труднощами в обробці саркастичних і багатозначних коментарів. Практична цінність методу підтверджується можливістю його адаптації до інших платформ.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Пояснювальна записка оформлена відповідно до вимог, матеріал викладено логічно та послідовно, хоча в деяких частинах тексту можливі незначні вдосконалення для підвищення чіткості викладу.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

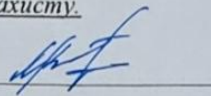
Рекомендується доопрацювати метод для покращення класифікації саркастичних і багатозначних коментарів, а також оптимізувати час обробки великих обсягів даних. Додаткової уваги потребує вдосконалення інтерпретації результатів для підвищення точності аналізу.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

З урахуванням виконаної роботи, відповідності вимогам та наявності певних недоліків, кваліфікаційна робота допускається до захисту.

Рекомендована оцінка «добре»

Рецензент Калустян М.В., к.т.н., доц.





ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МОН УКРАЇНИ

Кафедра комп'ютерних наук



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-2 Добрянського Віталія Олександровича

за темою Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів

1. Актуальність теми

Актуальність теми обумовлена роллю соціальних мереж як ключового каналу комунікації та джерела важливої інформації про емоційний стан і ставлення користувачів. Особливістю дослідження є застосування сучасних трансформерних моделей обробки природної мови для підвищення точності аналізу настрою з урахуванням контексту, іронії, сленгу та емодзі, що сприяє ефективному виявленню тенденцій громадської думки та прийняттю обґрунтованих рішень у бізнесі і маркетингу.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

Тема кваліфікаційної роботи «Метод автоматизованого визначення настрою коментарів у соціальних мережах на базі NLP-методів» відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам бакалаврської роботи. Результатом дослідження стала інтелектуальна система для автоматичного аналізу емоційного забарвлення текстових коментарів з використанням сучасних NLP-технологій і моделей глибокого навчання, що підвищує точність класифікації емоцій. Для реалізації застосовано методи збору та аналізу даних, великі мовні моделі, архітектуру клієнт-серверної вебсистеми, а також оптимізацію NLP-моделей, що забезпечило високу ефективність та масштабованість системи.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Добрянський В.О. під час роботи над кваліфікаційною роботою продемонстрував глибоке розуміння теоретичних і практичних аспектів застосування NLP-методів і моделей глибокого навчання для автоматизованого аналізу настрою текстових коментарів у соціальних мережах.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Робота виконана самостійно, академічного плагіату не виявлено, усі запозичення оформлено з відповідними посиланнями на джерела.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

При реалізації кваліфікаційної роботи студент проявив високий рівень компетентності та володіння сучасними інструментами, методами й технологіями комп'ютерних наук, зокрема в галузі NLP, глибокого навчання та автоматизованого аналізу емоційного забарвлення тексту.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи повністю розкрита: проведено аналіз актуальності, огляд існуючих методів, виконано всі поставлені задачі, а також розроблено концептуальну основу методу з можливістю подальшої реалізації для підтвердження його ефективності.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Викладення матеріалу логічне, послідовне та аргументоване. Мова і стиль роботи відповідають стандартам наукових текстів, забезпечуючи доступність сприйняття та відповідність вимогам кваліфікаційних робіт.

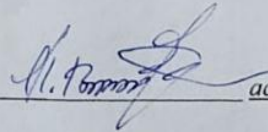
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Запропонований метод автоматизованого визначення настрою коментарів може бути адаптований для аналізу текстів на інших соціальних платформах і в різних інформаційних системах, забезпечуючи точне та ефективне виявлення емоційного забарвлення для широкого кола користувачів.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання, повноту розкриття теми та дотримання всіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка – «добре».

Керівник



асистент кафедри КН, Леонід ВОЗНІЮК