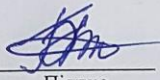



КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

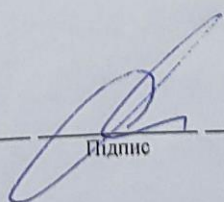
на тему Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за
текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

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

Виконала: студентка групи КНм-23-1  Вікторія БЛАЗУК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

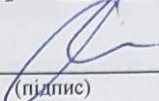
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

16 чудня 2024 р.

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

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 02 » вересня 2024 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ МАГІСТРА

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови»

2. Завдання видано студентці Вікторії Блажук

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр Мазурець

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджені наказом університету від « 26 » серпня 2024 р. № 60

5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета кваліфікаційної роботи магістра – покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Результатом роботи є розроблений метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє за вхідним текстовим повідомленням отримувати вихідні дані у вигляді оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування та надавати експертний опис визначеної домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування. Виконати програмну реалізацію розробленого методу та дослідити ефективність роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує задачу покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Результатом роботи є розроблений метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє за вхідним текстовим повідомленням отримувати вихідні дані у вигляді оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування та надавати експертний опис визначеної домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування. Встановлено, що з використанням розробленого методу досягається покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що визначає успішне досягнення мети кваліфікаційної роботи магістра.

Актуальність теми. Автоматизоване визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації стає все актуальнішим в епоху стрімкого розвитку цифрових технологій, зокрема через значну популярність онлайн спілкування. Здатність до швидкого визначати та реагування на зміни емоційних настроїв суспільства є критично важливою в цифрову епоху.

Методи визначення емоційних складових та намірів спілкування можуть бути застосовані в різних цілях, від аналізу настроїв у соціальних мережах до аналізу відгуків у засобах електронної комерції. Відслідковування емоційного настрою користувачів соціальних мереж, або інших платформ з можливістю публічного спілкування, може допомогти в проведенні соціологічних досліджень з напрямку визначення ставлення громадськості до певних питань чи проблем. В засобах електронної комерції, автоматизований аналіз відгуків може допомогти при формування ставлення клієнтів до товарів чи послуг. Це може допомогти бізнесу швидко реагувати на проблеми та покращувати послуги, залежно від очікувань клієнтів.

Наукові дослідження з даної області, в основному, зосереджені на використанні сучасних моделей глибокого навчання, які здатні аналізувати складні мовні конструкції та знаходити приховані чи неоднозначні сенси у текстовій інформації. Постійно зростаючі обсяги текстової інформації зумовлюють актуальність роботи над покращенням існуючих методів та підходів до аналізу текстів, зокрема для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

Отже, покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, дасть змогу отримати кращі результати при аналізі текстової інформації. Також, це допоможе отримувати більше інформації про прояви емоційних складових та намірів спілкування в аналізованих текстах.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи є покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови;
- дослідити архітектуру моделі глибокого навчання;
- сформулювати датасет для навчання моделі;
- спроектувати структуру застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;
- провести тестування розробленого застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;
- виконати дослідження розробленого методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови використовуючи реалізований прикладний застосунок.

Об'єкт дослідження. Процес визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови.

Методи дослідження. Використано основні положення методів аналізу даних й теорії множин, для реалізації інформаційної системи визначення емоційних складових та намірів спілкування – методології проектування інформаційних систем, а також об'єктно-орієнтований підхід.

Наукова новизна одержаних результатів. Розроблено новий метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати наміри спілкування на основі домінантної емоції тексту для вхідного текстового повідомлення.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано три наукові публікації:

1. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World». Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.

2. Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». Хмельницький, 15-16 листопада. 2024. с. 51-58.

3. Блажук В.Д., Мазурець О.В., Дідур В.О., Залуцька О.О. Виявлення емоційних складових і намірів спілкування за відомостями користувачів нейромережевими засобами. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №1. (Довідка з редакції).

Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions» на XLIV міжнародній науково-практичній конференції «The Impact of Scientific Research on the Development of the

Modern World» (Dubrovnik, Croatia) 23-24 жовтня 2024 року та у доповіді «Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м. Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 52 найменувань та 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 89 сторінок. У роботі наведено 26 рисунків і 24 таблиць.

Ключові слова: обробка природної мови, визначення емоційних складових, визначення намірів спілкування, аналіз текстових повідомлень.

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ.....	4
РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області визначення намірів спілкування та емоційних компонентів.....	8
1.1 Огляд емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації	8
1.2 Огляд методів та засобів визначення емоційних компонентів у текстових даних.....	13
1.3 Аналіз наукових публікацій з наряду визначення емоційних компонентів та намірів спілкування у текстових даних	17
1.4 Аналіз програмного забезпечення для автоматизованого визначення емоційних компонентів та намірів спілкування засобами NLP	20
1.5 Постановка задачі.....	22
РОЗДІЛ 2 Метод визначення емоційних аспектів та намірів спілкування засобами NLP	24
2.1 Схема та кроки методу визначення емоційних компонентів та намірів спілкування за текстовими повідомленнями	24
2.2 Архітектура моделі глибокого навчання BERT для визначення емоційних складових та намірів спілкування	30
2.3 Експертна система формування висновку про наміри спілкування на базі визначеної домінуючої емоції текстового повідомлення	33
2.4 Формування датасету для навчання нейромережевої моделі BERT	40
Висновки до розділу 2	43
РОЗДІЛ 3 Проєктування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	45
3.1 Структура інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	45
3.2 Функціональна структура інформаційної системи.....	49
3.3 Даталогічна модель бази даних інформаційної системи	51

3.4 Вибір засобів розробки та додаткових модулів для реалізації інформаційної системи	57
Висновки до розділу 3	59
РОЗДІЛ 4 Дослідження методу визначення емоційних компонентів та намірів спілкування за текстовими даними засобами NLP	60
4.1 Програмна архітектура дослідної інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	60
4.2 Особливості розробки компонентів інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	61
4.3 Прикладне тестування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	65
4.4 Особливості використання інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування	72
4.5 Дослідження методу класифікації емоційних складників та намірів спілкування за текстовими даними засобами NLP.....	75
Висновки до розділу 4	83
Загальні висновки.....	85
Перелік посилань.....	87
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
KPM	Кваліфікаційна робота магістра
IT	Інформаційні технології
KH	Комп'ютерні науки
NLP	Natural Language Processing
ML	Machine Learning
SVM	Support Vector Machines
DL	Deep Learning
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
LSTM	Long Short-Term Memory
RNN	Recurrent Neural Networks
LSTM	Long Short-Term Memory
GRU	Gated Recurrent Units
MTL	Multi-Task Learning
API	Application Programming Interface
AI	Artificial intelligence
GPT	Generative Pre-trained Transformer
ЕС	Експертна система
СППР	Система підтримки прийняття рішень
БД	База даних
ID	Identity Documen
FK	Foreign Key
СКБД	Система керування базами даних

Вступ

Кваліфікаційна робота магістра розв'язує задачу покращення визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP. Результатом роботи є розроблений метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє за вхідним текстовим повідомленням отримувати вихідні дані у вигляді оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування та надавати експертний опис визначеної домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування. Встановлено, що з використанням розробленого методу досягається покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що визначає успішне досягнення мети кваліфікаційної роботи магістра.

Актуальність теми. Автоматизоване визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації стає все актуальнішим в епоху стрімкого розвитку цифрових технологій, зокрема через значну популярність онлайн спілкування. Здатність до швидкого визначати та реагування на зміни емоційних настроїв суспільства є критично важливою в цифрову епоху.

Методи визначення емоційних складових та намірів спілкування можуть бути застосовані в різних цілях, від аналізу настроїв у соціальних мережах до аналізу відгуків у засобах електронної комерції. Відслідковування емоційного настрою користувачів соціальних мереж, або інших платформ з можливістю публічного спілкування, може допомогти в проведенні соціологічних досліджень з напрямку визначення ставлення громадськості до певних питань чи проблем. В засобах електронної комерції, автоматизований аналіз відгуків може допомогти при формування ставлення клієнтів до товарів чи послуг. Це може допомогти бізнесу швидко реагувати на проблеми та покращувати послуги, залежно від очікувань клієнтів.

Наукові дослідження з даної області, в основному, зосереджені на використанні сучасних моделей глибокого навчання, які здатні аналізувати складні

мовні конструкції та знаходити приховані чи неоднозначні сенси у текстовій інформації. Постійно зростаючі обсяги текстової інформації зумовлюють актуальність роботи над покращенням існуючих методів та підходів до аналізу текстів, зокрема для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

Отже, покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, дасть змогу отримати кращі результати при аналізі текстової інформації. Також, це допоможе отримувати більше інформації про прояви емоційних складових та намірів спілкування в аналізованих текстах.

Мета і задачі роботи. Метою роботи є покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови;
- дослідити архітектуру моделі глибокого навчання;
- сформулювати датасет для навчання моделі;
- спроектувати структуру застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;
- провести тестування розробленого застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;
- виконати дослідження розробленого методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови використовуючи реалізований прикладний застосунок.

Об'єкт дослідження. Процес визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови.

Методи дослідження. Використано основні положення методів аналізу даних й теорії множин, для реалізації інформаційної системи визначення емоційних

складових та намірів спілкування – методології проектування інформаційних систем, а також використано підхід на основі об'єктно-орієнтованого проектування.

Наукова новизна одержаних результатів. Розроблено новий метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати наміри спілкування на основі домінантної емоції тексту для вхідного текстового повідомлення.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions» на XLIV міжнародній науково-практичній конференції «The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World» (Dubrovnik, Croatia) 23-24 жовтня 2024 року та у доповіді «Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м.Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року.

За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано три наукові публікації:

1. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.

2. Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 51-58.

3. Блажук В.Д., Мазурець О.В., Дідур В.О., Залуцька О.О. Виявлення емоційних складових і намірів спілкування за відомостями користувачів нейромережевими засобами. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №1. (Довідка з редакції).

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4 розділів, висновків, переліку посилань із 52 найменувань та 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 89 сторінок. У роботі наведено 26 рисунків і 24 таблиць.

РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області визначення намірів спілкування та емоційних компонентів

1.1 Огляд емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації

Розробка методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови потребує проведення теоретичного огляду емоційних складових, включаючи вибір класифікації поділу емоцій та намірів спілкування з описом їхніх проявів у текстових повідомленнях. Крім цього, необхідно провести дослідження сучасних методів та засобів, за допомогою яких можна визначити прояв емоцій та намірів спілкування у текстовій комунікації.

Емоції – це невід’ємна частина будь-якої форми комунікації між людьми, включаючи спілкування через текстові повідомлення. Через прояв емоцій відбувається процес переживання певних ситуацій або визначається ставлення людини до оточуючих її об’єктів [1]. Вони виникають під впливом нейрофізіологічних змін у мозку, пов’язаних із думками та почуттями. У випадку текстової комунікації, емоційні складові та наміри спілкування можуть проявлятися через лінгвістичні та стилістичні особливості, що дають змогу зрозуміти емоційний стан автора текстового повідомлення.

Природа виникнення та інтенсивність прояву емоцій визначаються багатьма компонентами. Внутрішні переживання та відчуття, які є унікальними для кожної людини і залежать від її особистого досвіду, відносяться до суб’єктивного компоненту. Фізіологічний компонент включає реакції організму на емоційний стан, такі як прискорене серцебиття або зміна дихання. Когнітивний компонент охоплює оцінку ситуації, що викликала емоцію, для інтерпретації та пояснення відчуттів. Зовнішній прояв емоцій, який включає міміку, жести та зміни в голосі, є поведінковим компонентом, що допомагає у розумінні емоційних проявів інших людей. Мотиваційний компонент характеризується тим, що емоції часто

стимулюють певні дії, наприклад, страх спонукає до втечі [2]. Усі ці компоненти взаємодіють між собою, формуючи індивідуальний досвід сприйняття та вираження емоцій, а також визначають, які саме емоції виникають у відповідь на певні ситуації.

Існує кілька класифікацій емоцій, серед яких найпростішою є бінарна класифікація, що розділяє емоції на позитивні та негативні [3]. Часто ця класифікація доповнюється третім класом – нейтральними емоціями. Такий підхід широко застосовується для оцінки емоційного забарвлення тексту за шкалою позитивності та негативності.

Крім простої бінарної класифікації існують також набагато складніші теорії поділу емоцій. Одну з найвідоміших класифікацій емоцій запропонував американський психолог Пол Екман [4], який виділив шість базових емоцій: радість, здивування, страх, гнів, відраза та сум (Рисунок 1.1) [5]. Ці емоції вважаються універсальними для всіх людей, незалежно від статі, віку, культурного або релігійного контексту. Однак суб'єктивні переживання, фізіологічні реакції, когнітивні оцінки та поведінкові прояви можуть варіюватися в залежності від індивідуальних особливостей кожної людини.



Рисунок 1.1 – Класифікація емоцій запропонована Полом Екманом [5]

Першою емоцією є радість (joy), яка в рамках бінарної класифікації відноситься до позитивних емоцій. Радість виникає внаслідок приємних подій і супроводжується відчуттям щастя, задоволення, комфорту та спокою. Фізіологічні прояви радості включають посмішку, енергійність, відчуття тепла по всьому тілу. Людина, яка відчуває радість, часто прагне поділитися цими емоціями з іншими, що підвищує її соціальну активність і мотивує до пошуку нового позитивного досвіду.

Наступною емоцією є здивування (surprise), яку важко однозначно класифікувати як позитивну або негативну, оскільки це залежить від контексту ситуації. Здивування є реакцією на щось несподіване або нове. Фізіологічні прояви здивування включають розширені очі, підняті брови, прискорене серцебиття. У стані здивування людина прагне зрозуміти, що відбувається, аналізуючи ситуацію, яка викликала цю емоцію [6].

Страх (fear) є негативною емоцією, що виникає у відповідь на загрозу, незалежно від того, чи є вона реальною або уявною. Це емоційна реакція, спрямована на захист від небезпеки, і проявляється через фізіологічні зміни, такі як прискорене серцебиття, м'язове напруження, відчуття холоду чи тремтіння. В умовах страху індивід фокусується на загрозі і обмірковує способи уникнення небезпечної ситуації.

Гнів (anger) є ще однією сильною негативною емоцією, що може бути результатом несприятливих подій, несправедливості, безсилля або дратівливості. Це почуття часто стимулює бажання позбутися джерела роздратування, інколи призводячи до агресивних і неконтрольованих вчинків по відношенню до інших людей.

Відраза (disgust) є негативною емоцією, що виникає як реакція на неприємні чи огидні стимули. Подібно до страху, вона виступає як захисний механізм, що допомагає уникнути потенційно небезпечних або шкідливих об'єктів. Прояви відрази включають зміни в обличчі, відведення погляду, відчуття нудоти та прагнення позбутися того, що викликає ці неприємні відчуття.

Останньою емоцією в класифікації Пола Екмана є сум (sadness), який також належить до негативних емоцій, що виникають у відповідь на негативні події, такі

як втрати, невдачі, розчарування або відчуття безсилля. Сум може тривати значний час і мати деструктивний вплив на емоційний стан особи. Люди, які перебувають у стані суму протягом тривалого періоду, часто демонструють ознаки відчуження, знижену активність і схильність до самотності. Ця емоція є потенційно небезпечною, оскільки може призвести до розвитку депресії та інших психічних розладів [7].

В залежності від того, яку емоцію переживає людина, можна визначити наміри спілкування, які вона хоче передати через текстові повідомлення. На визначення намірів спілкування можуть впливати обрані слова, структура написаних речень, використанні знаки пунктуації, наявність спеціальних символів чи знаків та загальна тональність текстового повідомлення (Таблиця 1.1) [6, 7].

Таблиця 1.1 – Приклади прояву базових емоцій у текстових повідомленнях

Емоція	Спосіб вираження в тексті	Намір спілкування
Радість	«Чудово!», «Я так рада!», «Це фантастично!»	Підтримка, захоплення, заохочення
Здивування	«Щооо???», «Не можу в це повірити!», «Це дійсно неймовірно!!!!»	Збентеження, захоплення
Страх	«Мені страшно...», «Я хвилююся», «Я не знаю що відбувається...»	Тривога, сумніви
Гнів	«Я не можу цього терпіти!», «Це несправедливо!!!!», «ДОСИТЬ!»	Незадоволення, протест, погроза, образа
Відраза	«Це огидно!», «Фуууу», «Я не можу на це дивитися»	Неприйняття, розчарування
Сум	«Мені сумно», «Це дуже велика втрата» «Я не знаю як жити далі...»	Скорбота, горе, розчарування

Тексти, які передають радість, написані в позитивній тональності, щоб підкреслити оптимістичний настрій автора. В таких текстах можуть використовуватись слова-маркери, які позначатимуть піднесений настрій людини. Автори радісних текстів можуть мати за мету повідомити іншим про радісну подію або поділитись позитивним досвідом. Також, такі тексти можуть виражати підтримку або захоплення чимось, чи кимось. Зазвичай, це тексти великого розміру з послідовним викладом думок.

Здивування може виражатись короткими, уривчастими реченнями без детального викладення думок про ситуацію. Зазвичай, в таких текстових повідомленнях є багато знаків питань та знаків оклику, які підкреслюють раптовий сплеск емоцій у автора. Такі тексти можуть нести намір звернути увагу на несподівану або незвичайну подію, яка викликала емоцію здивування [6].

Текстові повідомлення, що виражають страх, часто місять слова, які підкреслюють відчуття занепокоєння, тривоги чи невпевненості. Також, такі тексти характеризуються використанням питальних речень, які показують сумніви автора у чомусь. Автори таких текстових повідомлень можуть мати намір виразити свою тривогу та знайти підтримку в інших людей.

Гнів може виражатись через різкий тон, короткі агресивні фрази, образи, ненормативну лексику та, навіть, погрози. Тексти, в яких виражається гнів можуть характеризуватись великою кількістю знаків оклику та словами, написаними у верхньому регістрі, щоб підкреслити величезне невдоволення. Розмір текстів може бути як коротким, на декілька слів, так і довгим з детальним поясненням причин невдоволення. Під гнівом ховається намір виплеснути свої емоції, висловити незадоволення або протест. Крім цього, інколи гнів може призвести до виникнення наміру навмисно когось образити чи принизити.

Відраза в тексті може бути виражена по різному, від зневажливих слів до негативних оцінок. Зазвичай, це короткі текстові повідомлення без обґрунтування свого ставлення. Таким чином людина може мати намір віддалитися від неприємної теми або події чи виразити своє неприйняття чогось.

Сум виражається в пом'якшеному меланхолійному тоні та довгих реченнях з роздумами. Автори сумних текстів намагаються через роздуми розібратись в причині відчуття суму. Такі тексти можуть бути написані з наміром висловити скорботу та попросити підтримки або співчуття. Людина намагається пережити важкий момент, шукаючи емоційну підтримку в інших [7].

Дослідивши прояви кожної із шести базових емоцій, можна зробити висновок, що емоції відіграють важливу роль у людському спілкуванні, включаючи текстову комунікацію, адже допомагають описувати свої почуття та передавати наміри спілкування. Кожна емоція визначається різними варіантами прояву у тексті, які формуються на основі використаних слів, знаків пунктуації та інших стилістичних особливостей написаного текстового повідомлення. Тому, аналіз емоцій, які присутні в текстовому повідомленні, допоможе зрозуміти наміри спілкування, які хотів передати автор повідомлення. Автоматизація процесу аналізу емоційних складових та намірів спілкування є особливо актуальною у еру цифрової комунікації, адже переважна більшість спілкування відбувається в цифровому просторі. Це дасть змогу відслідковувати емоційні настрої суспільства загалом або окремих груп, наприклад відношення покупців щодо певного товару або ставлення фанатів до нового серіалу на спеціальних платформах.

1.2 Огляд методів та засобів визначення емоційних компонентів у текстових даних

Визначення емоційних компонентів і намірів у текстових повідомленнях вимагає застосування технологій обробки природної мови. NLP є напрямком штучного інтелекту, який розробляє методи та алгоритми для автоматизованого аналізу природної мови з використанням комп'ютерних систем [8]. Основною метою фахівців у галузі NLP є навчити пристрої (комп'ютери, мобільні телефони та інші смарт-гаджети) розуміти та генерувати природну мову на рівні людини, що дозволяє забезпечити зручне та ефективне взаємодія людини з технікою.

Застосування NLP технологій дає змогу автоматизувати процес аналізу текстової інформації, включаючи виявлення емоційних складових та комунікативних намірів.

Сучасні підходи NLP використовують різноманітні методи для розв'язання завдань, пов'язаних з визначенням емоцій та намірів у текстах, серед яких можна виділити лексичні методи, підходи на основі правил, машинне навчання та глибоке навчання. Лексичні методи ґрунтуються на використанні словників емоційних слів і фраз, де кожен елемент тексту має певну емоційну вагу. Прикладом такого словника є тональний словник для бінарної класифікації, в якому слова поділяються на позитивні та негативні. Існують також словники, що класифікують слова за шістьма основними емоціями. Однак при використанні таких словників важливо враховувати, що для кожної мови цей словник буде різним, оскільки при визначенні емоційного забарвлення необхідно враховувати мовні та стилістичні особливості, такі як ідіоми [9].

Методи, основані на правилах, застосовують конкретні шаблони та алгоритми для визначення того, як окремі текстові одиниці впливають на емоційний контекст всього повідомлення. Наприклад, використання підсилювальних слів може змінювати загальне емоційне забарвлення фрази («дуже засмучений» набуває більш негативного відтінку порівняно з просто «засмучений»). Деякі правила можуть бути універсальними для різних мов, однак при створенні набору правил необхідно враховувати мовні особливості кожної конкретної мови [10].

Дуже часто, для вирішення задач з області NLP використовуються методи машинного навчання Machine Learning (ML). Основною методів ML є використання великих об'ємів навчальних даних, за допомогою яких відбувається навчання методів для вирішення задач NLP, зокрема й для вирішення задачі класифікації текстових повідомлень за емоційними складовими та намірами спілкування [11]. До методів ML, які здатні навчитись визначати емоційні складові в текстових повідомленнях, можна віднести: метод опорних векторів, наївний Байєс або випадковий ліс.

Метод на основі опорних векторів Support Vector Machines або ж, скорочено, SVM є одним із популярних методів для вирішення задач класифікації. Основна ідея

методу полягає в тому, щоб визначити гіперплощину, яка максимально розділятиме дані на різні класи, в даному випадку на різні емоційні складові. Спочатку, текстові дані перетворюються на числові вектори за допомогою алгоритмів векторизації. Далі, SVM навчається знаходити гіперплощину, яка розділяє тексти з різними емоційними складовими. Тоді, на етапі класифікації нового тексту, алгоритм визначає, які емоційні складові присутні в тексті, залежно від того, на якій стороні гіперплощини знаходиться цей текст [12]. Перевагами даного методу є те, що він показує високу точність класифікації даних при малій кількості класів. Отже, чим більшою є кількість класів, тим важче алгоритму здійснити точну класифікацію.

Часто, для вирішення задачі класифікації текстів за емоційними ознаками використовується метод під назвою «Наївний Байєс» (Naive Bayes). Це ймовірнісна модель, яка полягає в використанні теореми Байєса, що базується на припущенні про те, що всі ознаки, тобто слова в тексті, є незалежними одне від одного. Хоча, при аналізі текстів варто враховувати контекст слів, що ігнорується при використанні цього методу. Незважаючи на це, наївний Байєс надає непогані результати при класифікації текстів за емоційними ознаками [13]. Основною перевагою даного методу є проста реалізація та висока швидкість навчання моделі. Проте, ігнорування контексту вживання слів може суттєво вплинути на результати, що є основним недоліком використання наївного Байєса для аналізу текстової інформації.

Випадковий ліс Random Forest – це метод машинного навчання, який можна використовувати для визначення емоційних складових у текстових повідомленнях. Цей метод використовує дерева рішень, кожне з яких приймає рішення на основі характеристик тексту, наприклад, частоті вживання певних слів або фраз. Разом, ці дерева об'єднуються в ліс, в якому кожне дерево формує свій висновок, незалежно від інших дерев. Фінальний висновок отримується шляхом голосування, результатом якого є емоційна ознака, яку обрало більшість дерев [14]. Випадковий ліс надає можливість враховувати велику кількість характеристик тексту для отримання точнішого результату. Проте, це призводить до сповільненої роботи алгоритму, що може знижувати ефективність його використання.

Методи глибокого навчання Deep Learning (DL) відрізняються від традиційних методів машинного навчання тим, що використовують багат шарові нейронні мережі, що дозволяє вирішувати складніші завдання. Використання нейронних мереж дає змогу автоматизувати процес визначення ознак та працювати з більшими об'ємами даних ніж ML, показуючи кращі результати [15]. Саме тому, використання DL вважається найефективнішим варіантом для вирішення складних задач із області NLP. До методів глибокого навчання, які підходять для визначення емоційних ознак у текстових повідомленнях, належать: BERT, LSTM, XLNet.

Bidirectional Encoder Representations from Transformers (BERT) є моделлю глибокого навчання на базі трансформера, що враховує контекст слів в обох напрямках від обраного слова. Описана двонаправленість дозволяє краще розуміти значення слів у контексті всього речення. Завдяки навчанню на великих корпусах текстових даних модель здатна визначати наявність емоцій у тексті з високою точністю [16].

Long Short-Term Memory (LSTM) добре працює з послідовними даними, якими являються текстові повідомлення. Модель LSTM використовується з метою довготривалого запам'ятовування залежностей між словами, що допомагає при визначенні емоційних складових тексту. Відповідно до цього, модель зберігає інформацію про порядок слів у тексті, що допомагає враховувати контекст великих текстів. Це, також, може бути ефективним при аналізі текстів, в яких важливо враховувати порядок слів, наприклад, діалоги [17].

XLNet – це покращена модель трансформера на основі BERT, яка враховує залежності між словами не лише зліва направо і навпаки, а й у випадковому порядку. Це дозволяє ще краще розуміти контекст та різноманітні нюанси, які впливають на прояв емоційних складових у текстах. Таким чином, модель здатна знаходити прояви емоцій навіть у складних прихованих та завуальованих формах їхнього вираження [18]. Основною перевагою XLNet над моделлю BERT є те, що XLNet може визначати неоднозначні прояви емоційних складових у текстових повідомленнях. Проте, основним недоліком використання XLNet для навчальних

проектів може бути довгий час навчання моделі та потреба в великій кількості обчислювальних ресурсів.

Отже, на основі проведеного аналізу методів та засобів визначення емоційних складових у текстових повідомленнях, можна зробити висновок, що методи глибокого навчання показують найкращі результати. Це пов'язано із тим, що методи глибокого навчання використовують попередньо натреновані моделі, які легко адаптувати під конкретне завдання. Проте, при вирішенні складних завдань з області NLP, часто використовують поєднання декількох підходів, наприклад поєднання моделі глибокого навчання із використанням словників тональності та правил, які покращують врахування емоційного контексту залежно від особливостей мови.

Опираючись на проведений аналіз методів та засобів обробки природної мови, які здатні визначати емоційні складові та наміри спілкування, було прийнято рішення використати модель глибокого навчання BERT. Перевагою використання моделі BERT є її здатність аналізувати контекст речень у двох напрямках, що дозволяє краще розуміти семантичні зв'язки у тексті.

1.3 Аналіз наукових публікацій з напрямку визначення емоційних компонентів та намірів спілкування у текстових даних

Для пошуку наукових публікацій з напрямку визначення емоційних складових та намірів спілкування засобами NLP було використано платформу Google Scholar [19]. Нижче наведено огляд наукових публікацій в яких розглянуті сучасні підходи для вирішення NLP задач, зокрема визначення емоційних складових у текстах.

Перша стаття [20] є оглядом методів для аналізу емоційної тональності текстів та проблем з якими найчастіше стикаються дослідники цього напрямку. Основними підходами, які розглядаються в даній статті є: метод на основі словників тональності, методи машинного навчання та гібридні методи. В ході дослідження встановлено, що сучасні методи на основі трансформерів, такі як BERT та ELMo, показують значно кращі результати при визначенні емоцій у текстах ніж методи на

основі словників тональності та методи машинного навчання, такі як Naive Bayes, SVM та Decision Trees.

Також, автори дослідження виділяють основні проблеми при аналізі тональності тексту, серед яких: аналіз складних емоційних структур (сарказм, іронія), змінна значення слова залежно від контексту, неоднозначність у тексті. Для вирішення зазначених проблем, автори пропонують використовувати підхід, який полягає в аналізі текстової інформації на різних рівнях (на рівні документу, речення, фрази). Це допомагає краще визначати контекст окремих елементів тексту, які впливають на його емоційне забарвлення.

Наступна наукова публікація [21] присвячена дослідженню методів глибокого навчання для аналізу емоцій в текстах соціальних мереж. Основна мета дослідження – провести огляд методів і технологій, що використовуються для визначення емоцій у текстах соціальних мереж та розглянути виклики й тенденції в цій сфері.

В ході дослідження було розглянуто такі методи глибокого навчання: CNN, RNN, LSTM, GRU, та методи з механізмом уваги. Одним із найбільш ефективних підходів виявився метод Bi-LSTM з механізмом уваги, який здатен аналізувати текст як справа на ліво, так і зліва на право. Механізм уваги дозволяє фокусуватись на ключових частинах тексту, зокрема на тих, які впливають на визначення емоційного забарвлення тексту. За проведеними дослідженнями було встановлено, що показник «Accuracy» для методу Bi-LSTM був найбільшим – 0.848.

Також, автори дослідження пропонують аналізувати не лише текстовий вміст дописів соціальних мереж, а й емодзі, які використовуються при написанні допису. Адже, емодзі є ключовим інструментом передачі емоцій саме в соціальних мережах. Крім цього, в ході дослідження було встановлено основні проблеми під час визначення емоцій у тексті, зокрема: труднощі з розумінням сарказму та обробкою неформальної мови в якій часто присутній сленг та граматичні помилки. Тому, опираючись на отримані результати, дослідники рекомендують проводити подальші дослідження в напрямку поліпшення моделей глибокого навчання з метою вдосконалення розуміння текстів із соціальних мереж.

Остання наукова публікація [22] досліджує можливість покращення автоматизованого виявлення ненависті та образливого текстового контенту за допомогою багатозадачного навчання Multi-Task Learning (MTL). Основна ідея дослідження полягає в тому, що виявлення ненависті в тексті може залежати від декількох показників тексту, зокрема: тональності тексту (позитив, негатив), емоційного забарвлення (класифікація тексту за базовими емоціями такими як гнів, страх, радість) та об'єкта на якийсь спрямовується ненависть (конкретна особа, група осіб чи організація). Таким чином, навчання моделі на сукупності цих показників може покращити результати виявлення гнівних намірів спілкування. Також, це дослідження можна розглядати як основу для реалізації методів визначення інших намірів спілкування.

Висновки з розглянутих досліджень вказують на те, що моделі глибокого навчання показують значно кращі результати виявлення емоцій у текстах ніж методи машинного навчання. Тому, використання моделей на базі трансформерів, таких як mBERT, дозволяє досягти кращих результатів завдяки глибокому розумінню контексту текстових повідомлень.

Також, у розглянутих наукових публікаціях описуються комплексні підходи для визначення намірів спілкування враховуючи загальну тональність тексту, аналіз прояву базових емоцій та об'єктів, на які ці емоції спрямовуються. Крім цього, дослідниками встановлено основні проблеми при виявленні емоційних складових у текстах, зокрема: розуміння сарказму, іронії та неформальної мови. Саме на ці засоби прояву емоцій у тексті радять звертати найбільшу увагу, адже такі складні конструкції можуть легко заплутати навіть добре навчену модель розпізнавання емоцій. Тому, отриманні результати доводять перспективність та актуальність проведення подальших досліджень з метою вдосконалення моделей для кращого розуміння емоційних складових та намірів спілкування у текстових повідомленнях.

1.4 Аналіз програмного забезпечення для автоматизованого визначення емоційних компонентів та намірів спілкування засобами NLP

Для аналізу існуючого програмного забезпечення для автоматизованого визначення емоційних складників та намірів спілкування у текстових даних було обрано інструменти Google Cloud Natural Language API та Text Emotion Analysis від Immentiv AI, які дають змогу визначати емоційні складові вхідного тексту.

Google Cloud Natural Language API [23] – це хмарний сервіс від Google, що надає потужні інструменти для аналізу тексту, зокрема для визначення тональності тексту (позитив, нейтральність чи негатив). Модель аналізує кожне речення тексту та обраховує оцінку емоційності (score) і величину прояву емоції (magnitude). Для цього використовуються сучасні моделі глибокого навчання, які регулярно оновлюються та вдосконалюються.

Основний недолік Google Cloud Natural Language API полягає в тому, що сервіс не враховує особливості української мови, орієнтуючись переважно на англійську та декілька інших мов. Незважаючи на це, інструмент здатний досить точно визначати тональність україномовних текстів. Але інші можливості сервісу, такі як визначення іменованих сутностей та класифікація тексту за категоріями, погано працюють для текстів, написаних українською мовою.

Демонстрацію можливостей сервісу Google Cloud Natural Language API можна безкоштовно спробувати на офіційному сайті. Для прикладу було взято короткий текст позитивного характеру, згенерований з використанням Chat GPT [24] (Рисунок 1.2). В результаті аналізу цього тексту, сервіс коректно визначив позитивний тон для кожного речення.

Перевагою даного інструменту є те, що API можна легко інтегрувати до власних додатків через спеціальну бібліотеку, доступну для різних мов програмування. Проте, сервіс є платним, тому не підходить для використання в навчальних проєктах.

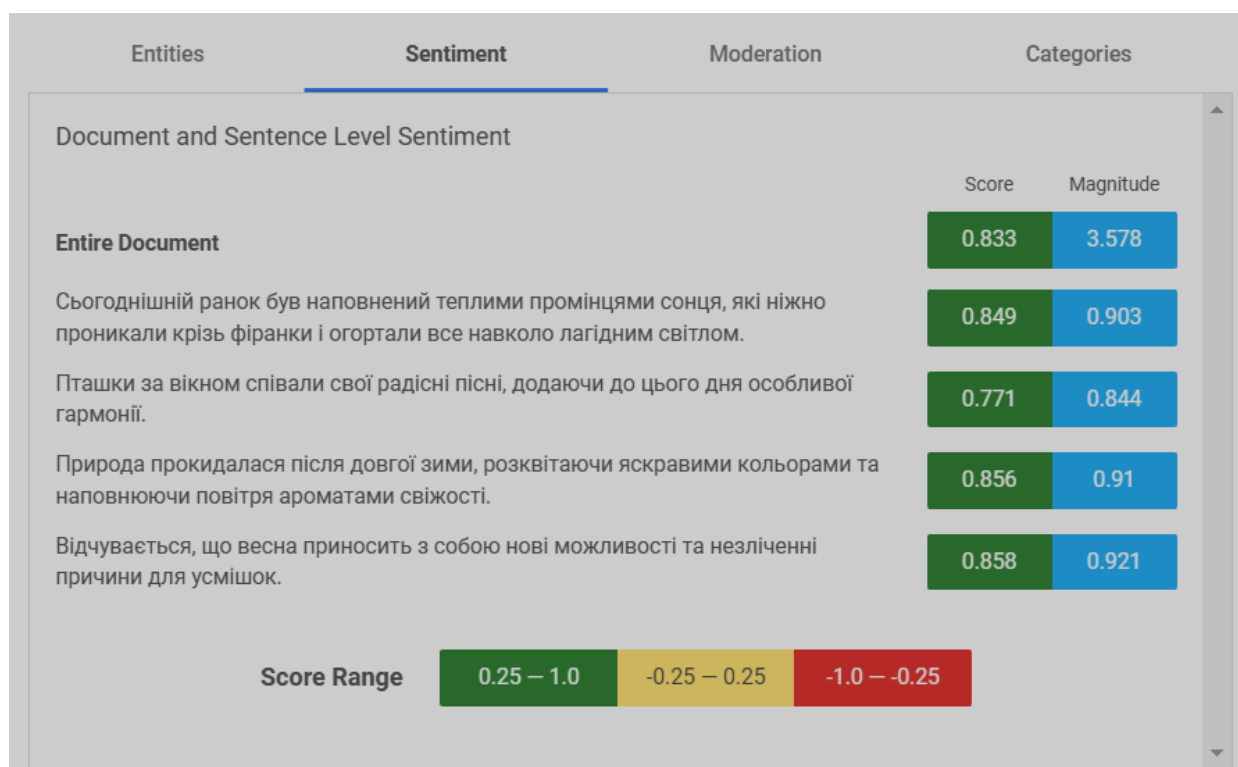


Рисунок 1.2 – Аналіз тональності тексту в Google Cloud Natural Language API [23]

Нажаль, переважна більшість сервісів, які підтримують аналіз україномовного тексту, не надають можливості визначати емоційне забарвлення тексту. Тому, було прийнято рішення розглянути ще один із англomовних сервісів для визначення емоційних складових у текстах – Text Emotion Analysis [25] від Imentiv AI.

Text Emotion Analysis від Imentiv AI відрізняється від багатьох аналогічних інструментів тим, що надає візуалізацію емоцій у тексті у вигляді кругової діаграми, на якій розміщенні різні емоції (Рисунок 1.3). Цей сервіс може розпізнавати більше, ніж шість базових емоцій, що робить його ефективним для глибокого аналізу емоційних складових у текстах.

Аналіз тексту за допомогою Imentiv AI визначає домінуючу емоцію, та дозволяє переглянути емоційні складові кожного з абзаців. Такий підхід дає змогу простежити зміну емоційного тону впродовж тексту, що особливо корисно для аналізу великих обсягів текстових даних.

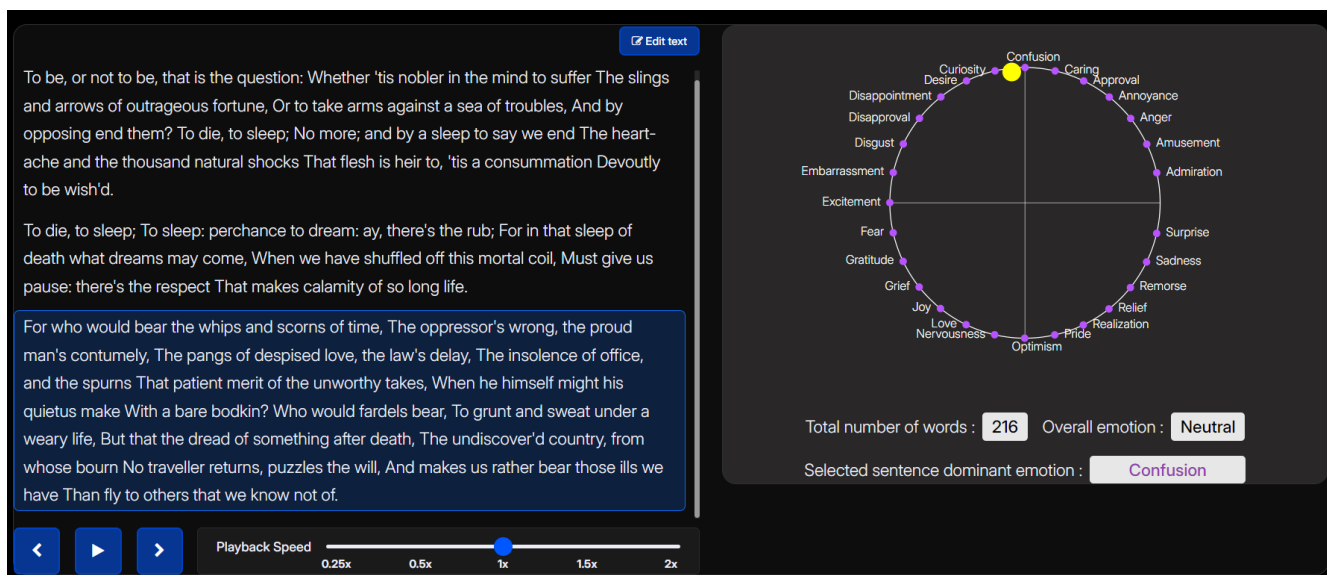


Рисунок 1.3 – Візуалізація емоційного аналізу в сервісі Imentiv AI [25]

Таким чином, відсутність сервісів для визначення емоційних складових в україномовних текстах свідчить про те, що розробка методів визначення емоційних складових та намірів спілкування з орієнтацією на українську мову є актуальним завданням.

1.5 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє для досліджуваного тексту отримувати результати у вигляді оцінок рівня прояву емоційних складових та намірів спілкування з використанням моделі глибокого навчання.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

- розробити метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови;
- дослідити архітектуру моделі глибокого навчання;
- сформулювати датасет для навчання моделі;
- спроектувати структуру застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;

– виконати вибір засобів розробки застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;

– виконати програмну реалізацію застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;

– провести тестування розробленого застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями;

– виконати дослідження ефективності розробленого методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови використовуючи реалізований прикладний застосунок.

Результатом виконання поставлених завдань є прикладне застосування методу визначення емоційних складових та намірів спілкування, що забезпечуватиме покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

РОЗДІЛ 2 Метод визначення емоційних аспектів та намірів спілкування засобами NLP

2.1 Схема та кроки методу визначення емоційних компонентів та намірів спілкування за текстовими повідомленнями

Метод визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP складається з виконання трьох послідовних кроків (Рисунок 2.1). На кроці 1 відбувається підготовка текстових даних для аналізу. На кроці 2, на базі підготовленого текстового повідомлення відбувається визначення домінуючої емоції. На кроці 3 формується експертний висновок щодо наявних намірів спілкування, які визначаються залежно від раніше визначеної домінуючої емоції досліджуваного тексту. Вхідними даними методу є текстове повідомлення для аналізу, навчена модель глибокого навчання BERT, для тренування якої використовується підготовлений датасет, а також набір правил, що дозволяють сформулювати експертний висновок.

Текстовим повідомленням для аналізу може бути будь-який текст, який користувач хоче дослідити. Оптимальними для аналізу є тексти, в яких чітко відображається емоційне забарвлення. Такі тексти часто зустрічаються в відгуках на товари чи послуги в сфері електронної комерції, а також у коментарях і публікаціях в соціальних мережах. У цих повідомленнях користувачі часто виражають свої емоції та ставлення до різних аспектів, що робить їх насиченими емоційно забарвленою лексикою.

Для визначення емоційних складових та намірів спілкування використовується модель BERT. BERT є моделлю глибокого навчання на основі трансформер-архітектури, яка добре підходить для вирішення NLP завдань, зокрема для визначення емоційних складників у текстових повідомленнях. Хоча модель BERT вже попередньо навчена на великих корпусах текстових даних, для її адаптації до конкретного завдання необхідно виконати додаткове навчання на спеціально підготовленому датасеті. Для завдання визначення емоційних складових та комунікативних намірів в текстових повідомленнях за допомогою технологій

обробки природної мови буде використано датасет, що містить текстові повідомлення, класифіковані за шістьма основними емоціями: радість, здивування, гнів, страх, відраза і сум. Окрім цього, датасет включатиме текстові повідомлення для ідентифікації намірів спілкування. Також буде розроблений набір правил, що дозволить формулювати експертні висновки стосовно намірів комунікації.



Рисунок 2.1 – Схема методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP

Спершу необхідно адаптувати модель BERT для виконання завдання визначення емоційних складових та намірів спілкування на основі текстових повідомлень. Для цього слід провести додаткове навчання моделі за допомогою підготовленого набору даних, що включає тексти з відповідними мітками (Рисунок 2.2). Під час цього етапу модель буде навчатися ідентифікувати тексти за емоційним забарвленням та комунікативними намірами.



Рисунок 2.2 – Схема процесу навчання моделі BERT

Навчання будь-якої моделі починається з визначення початкових параметрів, які впливають на якість навчання. Основними початковими параметрами є: `batch size`, `epochs`, `learning rate`.

`Batch size` визначає скільки навчальних зразків одночасно оброблятимуться перед тим, як оновляться ваги нейронної мережі [26]. Наприклад, якщо `Batch size` дорівнює 8, то за одну ітерацію модель аналізуватиме вісім навчальних текстових повідомлень.

`Epochs` – це повний цикл навчання, за який модель обробляє всі навчальні зразки з набору даних. Знаючи `batch size`, можна обчислити кількість ітерацій, які необхідні для проведення повного циклу навчання. Для цього необхідно розмір датасету поділити на встановлене значення `batch size` [27]. Наприклад, для одного циклу навчання на датасеті розмірністю 5000 записів, при `batch size=32`, модель пройде 157 ітерацій.

Одним із найважливіших параметрів, що впливають на якість навчання моделі є `learning rate`. `Learning rate` встановлює величину кроку відповідно до якого будуть оновлюватись ваги нейронної мережі під час оптимізації [28].

Наступним етапом додаткового навчання моделі BERT є попередня обробка текстових повідомлень. Хоча модель BERT є високоефективною і здатна працювати з текстами без ретельної попередньої обробки, все ж необхідно виконати кілька підготовчих кроків, щоб зробити текст більш зрозумілим для моделі. Спочатку слід здійснити нормалізацію тексту, що включає приведення всіх слів до нижнього регістру та видалення зайвих символів і знаків [29]. Приведення слів до нижнього регістру є важливим для запобігання повторної обробки однакових слів, написаних у різних регістрах. Видалення зайвих символів, таких як розділові знаки чи спеціальні символи, дозволяє моделі зосереджуватись виключно на суттєвих частинах тексту.

Наступним етапом є токенізація текстових повідомлень. Модель BERT використовує вбудований токенізатор на базі `WordPiece` [30], який не потребує додаткової налаштування. Цей токенізатор розбиває текст на менші одиниці, які називаються токенами. Токенізація є одним із основних етапів попередньої обробки,

оскільки вона перетворює текст у формат, зрозумілий для моделі. Важливо зазначити, що токенізація в BERT може розбивати текст не лише на окремі слова, але й на частини слів, що дозволяє моделі краще розпізнавати нові або незвичні слова, поділяючи їх на більш звичні складові. Наприклад, слово «неконтрольований» може бути токенізовано на частини: «не», «контроль» та «ований».

Останнім етапом є кодування позиційних векторів, яке означає, що кожен токен отримує числовий індекс, що відображає його позицію в тексті. Ці індекси використовуються як вхідні дані для моделі BERT. Кодування позиційних векторів є важливим, оскільки інформація про порядок слів у тексті є критично необхідною для правильного розуміння контексту повідомлення.

Попередня обробка тексту часто включає кроки, такі як видалення стоп-слів і лематизація. Стоп-слова — це поширені терміни, що не несуть значущого змісту в тексті («і», «або», «але») [31]. Однак для моделі mERT видалення стоп-слів не є необхідним, оскільки вона здатна самостійно навчитися ігнорувати зайвий шум. Лематизація, що полягає у приведенні слів до їхньої основної форми (наприклад, «бігаю», «бігати» і «біг» зводяться до «бігати») [32], також не є обов'язковою для моделей глибокого навчання, оскільки вони можуть розпізнавати семантичні зв'язки навіть у різних формах слова, тому для моделі BERT можна обійтися без лематизації.

Після того, як текстові повідомлення пройшли попередню обробку, проводиться навчання моделі. Після завершення навчання модель здатна визначати емоційні складові та наміри спілкування у вхідному текстовому повідомленні. Однак для оцінки ефективності моделі потрібно застосувати певні метрики, щоб зрозуміти, наскільки правильно модель виконує свої завдання. Однією з основних метрик для оцінки натренованої моделі є точність (Accuracy).

Метрика «Accuracy» — це частка правильно визначених даних серед їхньої загальної кількості. Дана метрика дозволяє отримати загальну оцінку того, наскільки добре навчена модель здатна виконувати завдання [33]. Для того, щоб визначити чи підходить натренована модель для виконання завдань з визначення

емоційних складових та намірів спілкування варто встановити поріг метрики «Accuracy» в 80%. У випадку, якщо точність роботи моделі менша, необхідно повернутись на перший крок процесу навчання та відкоригувати початкові параметри. Таким чином, навчання моделі відбуватиметься до тих пір, поки не буде досягнуто встановленого порогу точності.

Коли натренована модель досягла потрібного рівня точності, то ця модель вважатиметься готовою для використання в роботі методу. На першому кроці методу відбувається підготовка текстового повідомлення для аналізу. Оскільки, для навчання моделі використано англійськомовний датасет, а вхідне текстове повідомлення буде україномовним, то виникає необхідність в застосуванні засобів машинного перекладу. Спочатку, визначається мова на якій написано вхідне текстове повідомлення, і у випадку, коли мова не англійська, повідомлення перекладається на англійську мову використовуючи машинний переклад.

Наступним кроком відбувається проходження вхідного текстового повідомлення через ті самі кроки попередньої обробки, які були застосовані до текстових даних під час навчання моделі. Це включає нормалізацію, токенізацію та кодування позиційних векторів.

На кроці 2 методу, після обробки вхідного тексту, формується список емоційних складових та визначається домінуюча емоція. Складений перелік містить числові оцінки інтенсивності прояву кожної з шести основних емоцій. Домінуючою емоцією вважається та, яка має найвищу числову оцінку. Оскільки, існує ймовірність того, що текст може мати прояви декількох базових емоцій одночасно, то для визначення домінантної емоції варто встановити додаткову перевірку. Для цього, необхідно обчислити різницю між двома найбільшими оцінками прояву емоційних складових, і у випадку, коли ця різниця менша 5% – це означатиме, що текстове повідомлення може мати прояв декількох базових емоцій одночасно.

На третьому кроці здійснюється формування переліку числових оцінок намірів спілкування на базі визначеної домінуючої емоції вхідного тексту та визначення переважаючого наміру спілкування. Наприклад, якщо домінуючою емоцією є гнів, то намір спілкування може включати такі варіанти, як

роздратування, розчарування або навіть погроза. Якщо в тексті одночасно присутні декілька доміантних емоцій, то визначаються наміри спілкування для кожної доміантної емоції окремо. Для визначення намірів спілкування модель проходить окреме навчання на спеціально підготовлених наборах даних, призначених для шести базових емоцій. Також, на основі отриманих доміантної емоції та переважаючого наміру спілкування, формується їхній експертний опис.

Таким чином, після виконання зазначених етапів, метод визначення емоційних складових та намірів спілкування на основі обробки природної мови надасть наступні результати:

- перелік числових оцінок емоційних складників та визначену домінуючу емоцію текстового повідомлення;
- перелік числових оцінок намірів та визначений переважаючий намір спілкування;
- експертний опис домінуючої емоції та визначеного наміру спілкування, що переважає.

Отже, було розроблено метод для класифікації емоційних складових та намірів спілкування в текстових повідомленнях за допомогою обробки природної мови, який дозволяє створювати перелік числових значень емоційних складових та намірів, визначати основну емоцію повідомлення, а також переважаючий намір спілкування, ґрунтуючись на домінуючій емоції, і формулювати відповідний експертний висновок.

2.2 Архітектура моделі глибокого навчання BERT для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Для реалізації методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови використовується багатомовна модель глибокого навчання BERT, яка побудована на архітектурі моделей трансформерів. Архітектура моделі BERT складається з п'яти

типів взаємопов'язаних шарів, які створюють потужний інструмент для вирішення задач у сфері обробки природної мови (Рисунок 2.3).



Рисунок 2.3 – Типи шарів багатомовної моделі глибокого навчання BERT

На першому вхідному шарі (Input Layer) відбувається початкова обробка вхідних текстових повідомлень. Для початку, текстове повідомлення розбивається на токени з використанням вбудованого токенизатора. Токенізація в BERT відбувається на основі послідовного сегментування, за допомогою якого модель може обробляти навіть невідомі їй слова, розбиваючи їх на частини. Далі, відбувається кодування позиційних векторів (Positional Encoding) з метою запам'ятовування порядку слів у текстовому повідомленні. Для цього, до кожного

токена додається позиційний вектор, який відповідає порядку розташування токена в текстовому повідомленні.

Ключовим типом шарів для усіх моделей трансформерів є шари багатоголової уваги (Multi-Head Attention Layers) у яких відбувається обробка зв'язків між усіма словами текстового повідомлення одночасно. У моделі BERT механізм уваги, аналізуючи певне слово, фокусується на всіх інших словах текстового повідомлення одночасно, що дає змогу зрозуміти, як кожне слово пов'язане з усіма іншими словами у тексті. Що стосується багатоголовості, то це означає, що механізм уваги поділяється на кілька голів, кожна з яких аналізує різні аспекти зв'язків між словами, що дає змогу паралельно розглядати різні частини контексту [34].

Коли текстове повідомлення проходить через шар уваги, отримана інформація відправляється до шару нейронних мереж прямого поширення (Feedforward Neural Networks Layer). Даний тип шарів складається з двошарової нейронної мережі з функціями активації, що покращує здатність моделі BERT виконувати складні нелінійні перетворення, дозволяючи краще інтерпретувати інформацію, зібрану механізмом уваги [35].

Наступним кроком є нормалізація шарів (Layer Normalization), яка стабілізує процес навчання та зменшує вплив шуму на кінцевий результат [36]. Це робить навчання більш стійким і підвищує адаптивність моделі до вирішення задач.

На останньому вихідному шарі (Output Layer) формується результат обробки текстових повідомлень. Спочатку, модель отримує необроблені ймовірності того, що вхідне текстове повідомлення належить до певної категорії прояву емоційних складових. Потім, функція Softmax [37], перетворює ці ймовірності в числові значення емоційних складових, що дає змогу визначити домінуючу емоцію текстового повідомлення.

Отже, для вирішення завдання визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями модель BERT, надає кілька ключових переваг, серед яких основною можна виділити глибоке розуміння контексту, завдяки багатоголовому механізму уваги. Це дозволяє вловлювати складні емоційні зв'язки

між словами в тексті, навіть в тому випадку, якщо контекст залежить від порядку слів. Ще однією особливістю моделі BERT є її висока адаптивність до нових слів завдяки послідовній сегментації слів на токени. Це особливо актуально при аналізі текстових повідомлень із соціальних мереж, де, здебільшого, використовується неформальна лексика. Таким чином, архітектура багатомовної моделі глибокого навчання mBERT є потужним інструментом для вирішення задач з обробки природної мови, зокрема для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями.

2.3 Експертна система формування висновку про наміри спілкування на базі визначеної домінуючої емоції текстового повідомлення

Наміри спілкування, які передаються через текстове повідомлення, визначаються на базі домінуючої емоції текстового повідомлення, шляхом формування експертного висновку.

Експертна система – це спеціалізований програмний застосунок, що здатний імітувати процес прийняття рішень так, ніби це робить людина-експерт у певній галузі. ЕС належать до категорії систем підтримки прийняття рішень та допомагають у вирішенні складних завдань у різних сферах, надаючи детальні відповіді, поради та рекомендації [38]. Наприклад, експертні системи часто застосовуються в медицині для визначення хвороби та отримання рекомендацій для їхнього лікування.

Загалом, експертні системи складаються з трьох компонентів (Рисунок 2.3):

- база знань
- механізм прийняття рішень;
- інтерфейс користувача.

База знань необхідна для збереження правил та фактів на основі яких формуються експертні висновки. Прикладом одного з правил для формування експертного висновку, щодо намірів спілкування є: *«Якщо домінантною емоцією текстового повідомлення визначено [домінантна емоція], то наміром спілкування*

може бути: [намір спілкування], [намір спілкування], ...». Оскільки, відповідно до описаного в п.п. 2.1 методу, спочатку будуть визначатись емоційні складові та домінуюча емоція, то в базу знань потрібно додати подібне правило для кожної із шести базових емоцій.

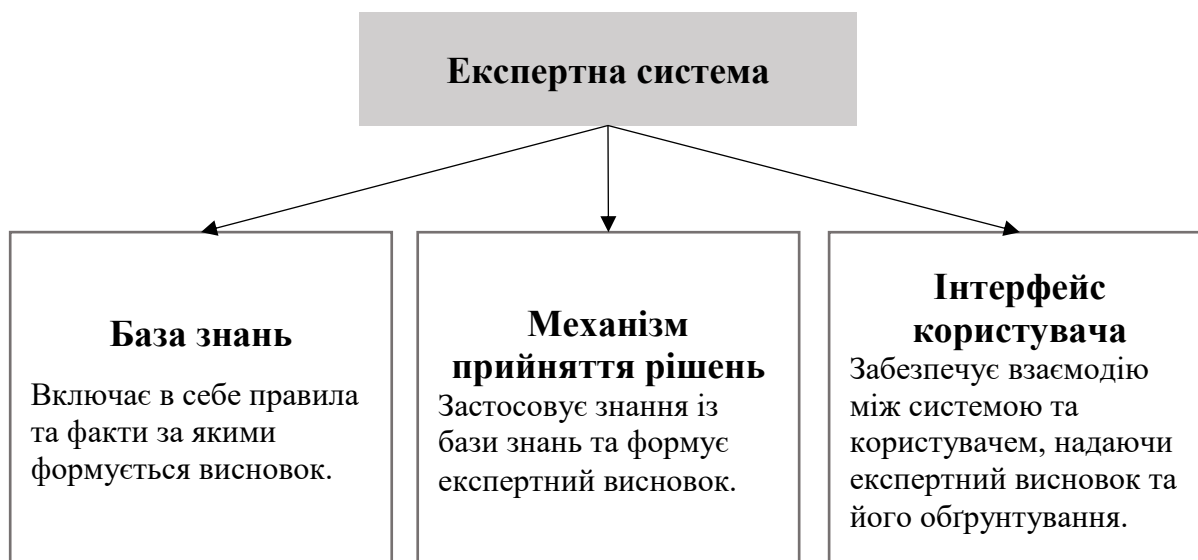


Рисунок 2.3 – Компоненти експертної системи

Було сформовано шість основних правил для визначення намірів спілкування на основі кожної із шести базових емоцій. Перелік правил може бути змінений та доповнений на будь-якому із етапів створення програмного продукту, що є однією з основних переваг застосування експертних систем. Отже, в базу знань будуть додані такі правила (Рисунок 2.4):

– якщо домінуючою емоцією в текстовому повідомленні визначено «Радість», то наміром спілкування може бути: захоплення, розвага, схвалення, турбота, вдячність, любов, гордість.

– якщо домінуючою емоцією в текстовому повідомленні визначено «Здивування», то наміром спілкування може бути: захоплення, схвалення, розгубленість;

– якщо домінуючою емоцією в текстовому повідомленні визначено «Страх», то наміром спілкування може бути: розгубленість, вагання, застереження, уникнення;

– якщо домінантною емоцією в текстовому повідомленні визначено «Сум», то наміром спілкування може бути: розчарування, горе, жаль;

– якщо домінантною емоцією в текстовому повідомленні визначено «Гнів», то наміром спілкування може бути: роздратування, розчарування, несхвалення, ненависть;

– якщо домінантною емоцією в текстовому повідомленні визначено «Відраза», то наміром спілкування може бути: розчарування, несхвалення, ненависть.

<p style="text-align: center;">Радість</p> <ul style="list-style-type: none"> • Захоплення; • Розвага; • Схвалення; • Турбота; • Вдячність; • Любов; • Гордість. 	<p style="text-align: center;">Здивування</p> <ul style="list-style-type: none"> • Захоплення; • Схвалення; • Розгубленість 	<p style="text-align: center;">Страх</p> <ul style="list-style-type: none"> • Розгубленість; • Вагання; • Застереження; • Уникнення.
<p style="text-align: center;">Сум</p> <ul style="list-style-type: none"> • Розчарування; • Горе; • Жаль. 	<p style="text-align: center;">Гнів</p> <ul style="list-style-type: none"> • Роздратування; • Розчарування; • Несхвалення; • Ненависть. 	<p style="text-align: center;">Відраза</p> <ul style="list-style-type: none"> • Розчарування; • Несхвалення; • Ненависть.

Рисунок 2.4 – Перелік намірів спілкування за кожною з шести базових емоцій

Отже, на основі зазначених правил відбувається визначення намірів спілкування, які передаються через вхідне текстове повідомлення. Для цього використовується модель BERT, яка попередньо навчається на окремих датасетах, в яких наміри спілкування поділені за шістьма базовими емоціями. Це означає, що для

вирішення цієї задачі необхідно сформулювати шість навчальних наборів даних для визначення намірів спілкування за кожною з шести базових емоцій.

Крім цього, експертний висновок повинен включати опис визначеного наміру спілкування та домінуючої емоції. Тому, в базу знань важливо додати інформацію про особливості прояву кожної із шести базових емоцій та відповідних намірів спілкування.

Отже, радість це повністю позитивна емоція, яка може включати в себе такі наміри спілкування: захоплення, розвага, схвалення, турбота, вдячність, любов, гордість (Таблиця 2.1) [6].

Таблиця 2.1 – Опис емоції «Радість» та відповідних їй намірів спілкування

Радість	Радість – це позитивна емоція, причиною виникнення якої є приємні події. Радість може виражатися як через особисті переживання позитивного досвіду, так і через приємні моменти в спілкуванні з іншими людьми.
Захоплення	Захоплення пов'язане із визнанням переваги або виняткових якостей іншої людини чи об'єкта. Також, може вказувати на глибоку повагу або схвалення.
Розвага	Розвага характеризується вираженням задоволення або позитивних емоцій через розважальний контент, жарти та веселощі.
Схвалення	Схвалення полягає в тому, щоб показати, що дії чи рішення іншої людини є правильними. Метою схвалення є підтримка.
Турбота	Турбота пов'язана з наданням емоційної підтримки, уваги та співчуття. Метою прояву турботи є забезпечення комфортного спілкування.
Вдячність	Через вдячність можна показати відчуття цінності дій, послуг, подарунків, підтримки чи допомоги від іншої людини.
Любов	Любов – це глибока емоційна прив'язаність до іншої людини. Через любов можна виразити турботу, теплоту та прихильність.
Гордість	Гордість виникає внаслідок досягнення успіху, як особистого так і іншої людини. Гордість виражається через радість та відчуття задоволення кимось.

Наступною емоцією в класифікації шести базових емоцій є здивування. Основною особливістю цієї емоції є її неоднозначна приналежність до бінарної

класифікації тональності, адже здивування може бути як позитивним так і негативним. Через здивування можна передавати такі наміри спілкування: захоплення, схвалення, розгубленість (Таблиця 2.2) [6].

Таблиця 2.2 – Опис емоції «Здивування» та відповідних їй намірів спілкування

Здивування	Здивування виникає, коли відбувається щось неочікуване. Особливістю цієї емоції є те, що здивування може бути як позитивним, так і негативним.
Захоплення	Захоплення в контексті здивування виникає, коли щось неочікуване викликає сильне враження або подив в позитивному сенсі.
Схвалення	Здивування у формі схвалення виникає тоді, коли людина стикається з приємною ситуацією, яка відповідає її очікуванням або вимогам.
Розгубленість	Збентеження виникає, коли людина не може одразу зрозуміти або оцінити неочікувану подію чи інформацію.

Однією з негативних емоцій є страх, який може нести в собі такі наміри спілкування: розгубленість, вагання, застереження, уникнення (Таблиця 2.3) [7].

Таблиця 2.3 – Опис емоції «Здивування» та відповідних їй намірів спілкування

Страх	Страх – це емоція, що може бути викликана через відчуття загрози або небезпеки. Може бути спричинена як фізичною небезпекою, так і психологічними факторами.
Розгубленість	Збентеження в контексті страху виникає, коли людина відчуває розгубленість через незрозумілу їй загрозу або небезпеку.
Вагання	Вагання в контексті страху виникає через нерішучість або невпевненість у тому, як діяти в ситуації загрози або небезпеки.
Застереження	Застереження, як намір спілкування, проявляється з метою застереження про можливу небезпеку або ризику, які можуть викликати відчуття страху.
Уникнення	Уникнення, виникає тоді, коли людина хоче свідомо уникнути ситуації, яка викликає страх, з метою захистити себе від дискомфорту або небезпеки.

Наступною із шести базових емоцій є емоція сум. Сум, також, відноситься до негативних емоцій та може виражати такі наміри спілкування: розчарування, горе, жаль (Таблиця 2.4) [7].

Таблиця 2.4 – Опис емоції «Сум» та відповідних їй намірів спілкування

Сум	Сум – це емоція, пов’язана із втратою, розчаруванням або безнадійністю. Людина відчуває сум, коли стикається з важкою ситуацією, на яку не вплинути та змінити.
Розчарування	Розчарування в контексті суму виникає через невинуваті очікування або невдачу, через що людина відчуває сум.
Горе	Горе – це сильне відчуття суму і страждань, що виникає внаслідок серйозної втрати.
Жаль	Жаль виникає тоді, коли людина відчуває сум з приводу рішень або подій з минулого, про які вона тепер шкодує і не може змінити.

Ще однією емоцією, яка характеризується чітко вираженими негативними емоціями є гнів. Гнів може виражати такі наміри спілкування: роздратування, розчарування, несхвалення, ненависть (Таблиця 2.5) [7].

Таблиця 2.5 – Опис емоції «Гнів» та відповідних їй намірів спілкування

Гнів	Гнів – це емоція, що виникає внаслідок несправедливості, фрустрації або загрози. Вона може бути спрямована як на людей, так і на обставини. Особливостями прояву гніву є використання агресивної лексики, сарказму та образливих фраз, що вказують на бажання принизити когось.
Роздратування	Роздратування – це легкий прояв гніву, який зазвичай виникає через дрібні, неприємності або незручності.
Розчарування	Розчарування – це форма гніву, що виникає через невинуваті очікування або невдачу в досягненні бажаного результату.
Несхвалення	Несхвалення виникає, коли людина гнівається на іншу особу, через її дії чи поведінку, які не відповідають суб’єктивним стандартам або очікуванням. Несхвалення, також, часто пов’язане з критикою.
Ненависть	Ненависть – це сильна форма гніву, що спрямована на конкретну людину або групу людей. Ця емоція часто є довготривалою і призводить до ворожості.

Наступною емоцією, яка також характеризується різкими негативними емоціями є відроза. Відроза може виражати такі наміри спілкування: розчарування, несхвалення, ненависть (Таблиця 2.6) [7].

Таблиця 2.6 – Опис емоції «Відроза» та відповідних їй намірів спілкування

Відроза	Відроза – це реакція на щось неприйнятне або неприємне. Часто виражається через негативні оцінки ситуацій або людей.
Розчарування	У контексті відроза, розчарування виражає сильне незадоволення через відчуття, що ситуація, люди або дії не відповідають моральним чи естетичним суб'єктивним нормам.
Несхвалення	Несхвалення в контексті відроза виникає тоді, коли людина висловлює сильне неприйняття або заперечення щодо дій, поведінки або рішень іншої людини.
Ненависть	У контексті відроза ненависть – це агресивне вираження негативної критики, яка може бути спрямована на конкретну людину чи групу людей.

Інтерфейс користувача є не менш важливим компонентом експертної системи, адже саме через інтерфейс відбувається використання програмного застосунку. Інтерфейс повинен передбачати можливість введення текстового повідомлення у відповідне текстове поле та подальше відображення результатів аналізу. Також, важливою вимогою до створення інтерфейсу є його зручність та зрозумілість для користувачів, що допоможе в безперешкодному прикладному використанні розробленого методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP.

Основна перевага створення експертної системи полягає в можливості створення гнучкої системи правил за якими формуватиметься експертний висновок щодо намірів спілкування. Це дасть змогу доповнювати систему новими правилами з метою покращення отриманих результатів.

2.4 Формування датасету для навчання нейромережевої моделі BERT

Для навчання моделі BERT з метою вирішення задачі по розпізнаванню шести базових емоцій та відповідних намірів спілкування обрано датасет «GoEmotions» від компанії Google [39]. Обраний набір даних складається з більш ніж 30 тисяч англomовних коментарів з платформи Reddit [40], які поділені за шістьма базовими емоціями: joy (радість), surprise (здивування), fear (страх), sadness (сум), anger (гнів), disgust (відраза) (Рисунок 2.5). Загалом, датасет для визначення шести базових емоцій складається з 8126 записів.

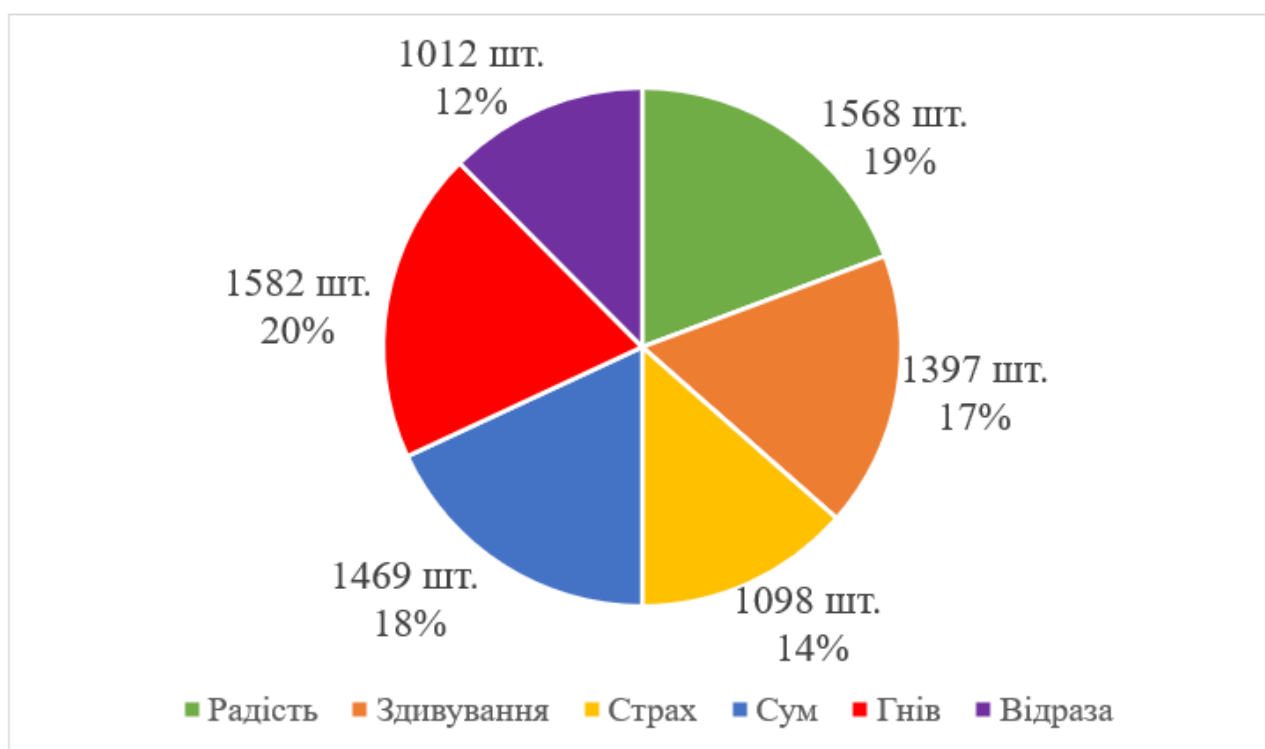


Рисунок 2.5 – Розподіл текстових повідомлень із датасету «GoEmotions» за шістьма базовими емоціями

Крім шести базових емоцій, датасет містить 17 додаткових категорій з намірами спілкування: admiration (захоплення), amusement (розвага), annoyance (роздратування), approval (схвалення), caring (турбота), confusion (розгубленість), disappointment (розчарування), disapproval (несхвалення), embarrassment (вагань), gratitude (вдячність), grief (горе), love (любов), pride (гордість), remorse (жаль), hate

(ненависть), warning (застереження), avoidance (уникнення) (Рисунок 2.6). Загалом, датасет для визначення намірів спілкування складається із 20515 записів.

Для правильної роботи методу необхідно розділити датасет з намірами спілкування на шість окремих наборів даних для кожної базової емоції. На рисунку 2.7, зображено відсоткове співвідношення кількості навчальних даних в кожному із шести датасетів для визначення намірів спілкування на основі домінуючої емоції текстового повідомлення.

Отже, відповідно до правил, сформованих в п.п 2.3, для визначення намірів спілкування в текстових повідомленнях, де домінуючою емоцією є радість, сформовано датасет, який включає в себе тексти з такими категоріями: захоплення, розвага, схвалення, турбота, вдячність, любов та гордість. Сумарно, даний датасет містить 8071 текстових повідомлень.

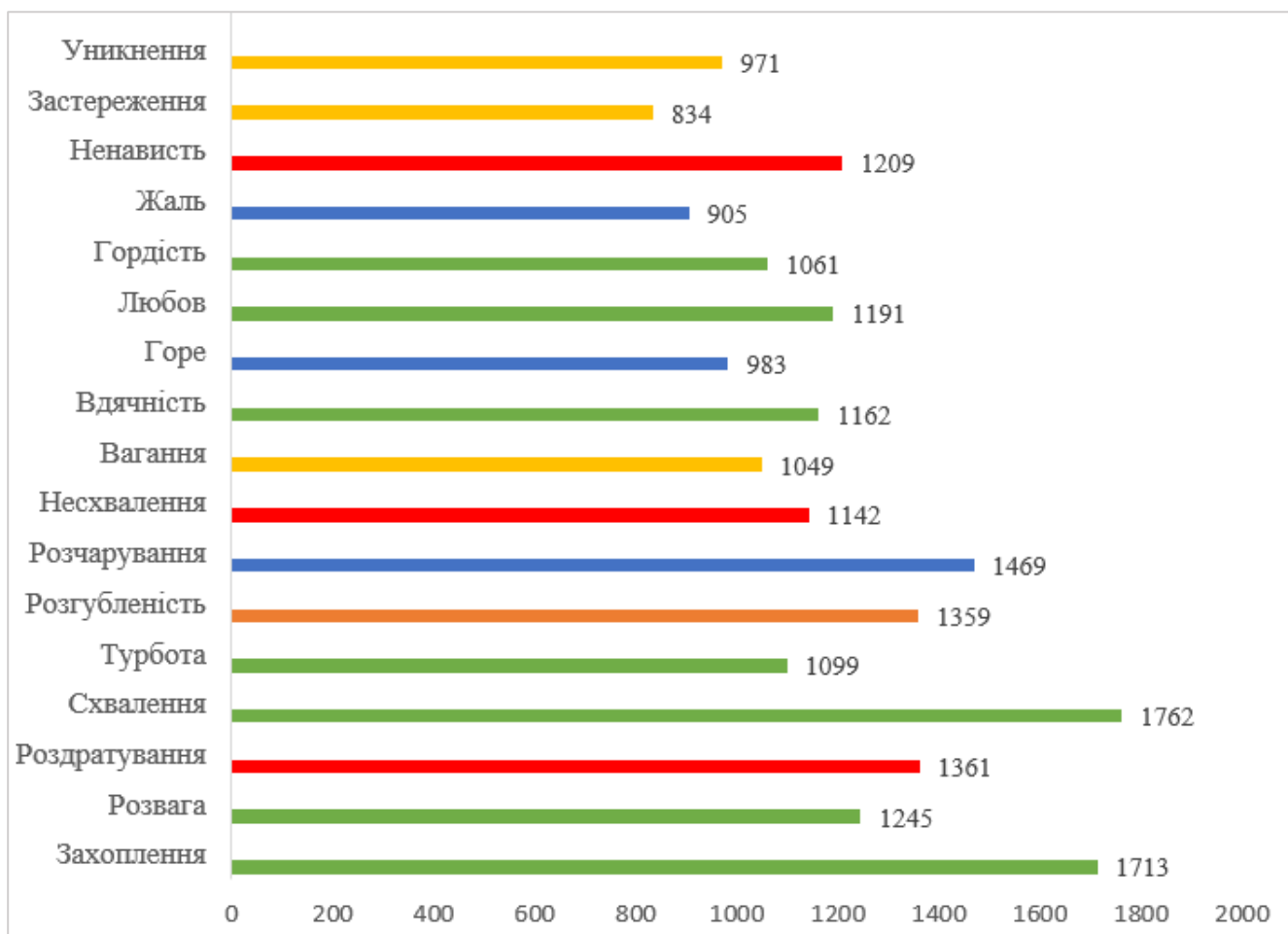


Рисунок 2.6 – Розподіл записів із датасету за намірами спілкування

Датасет для визначення намірів спілкування в текстових повідомленнях, через які виражається здивування, складається з таких категорій: захоплення, схвалення та розгубленість. Даний набір містить 4834 текстових повідомлень.

Для визначення намірів спілкування в текстових повідомленнях з домінантною емоцією «страх» сформовано датасет з такими категоріями: розгубленість, вагання, застереження та уникнення. Розмір датасету складає 4213 записів.

Наступний датасет призначений для визначення намірів спілкування в текстових повідомленнях сумного характеру. Датасет містить 3357 текстових повідомлень поділених на такі категорії: розчарування, горе та жаль.

Текстові повідомлення з домінантною емоцією гнів можуть висловлювати такі наміри спілкування: роздратування, розчарування, несхвалення та ненависть. Відповідний датасет включає 5181 текстових повідомлень гнівного характеру.

Останній датасет призначений для визначення намірів спілкування для домінантної емоції «відраза». Датасет містить 3820 записів і складається з таких категорій: розчарування, несхвалення та ненависть.

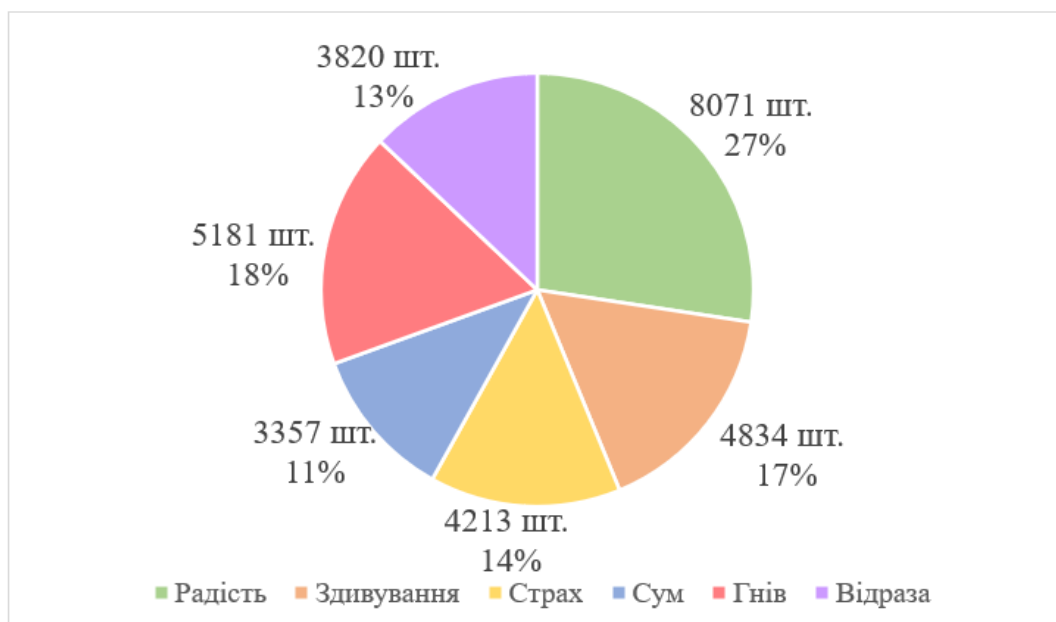


Рисунок 2.7 – Співвідношення кількості текстових повідомлень в датасетах для визначення намірів спілкування за шістьма базовими емоціями

Як видно з діаграми, зображеної на рисунку 2.7, найбільша кількість записів у датасеті для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «радість», що складає 27% від загальної кількості текстових повідомлень у датасетах. Це може бути пов'язане із тим, що лише радість відносить до позитивної категорії емоцій, в той час як інші п'ять базових емоцій є негативними. Саме тому, за радістю можна визначити найбільшу кількість намірів спілкування, адже тут зібрані всі позитивні емоції. Інші п'ять базових емоцій ділять між собою весь негативний спектр емоцій в різних співвідношеннях. Також, варто відзначити, що один і той самий намір спілкування може проявлятися через різні домінантні емоції. Наприклад, текстові повідомлення, наміром яких є вираження розчарування, можуть бути як сумними, так і гнівними.

Отже, для роботи методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP, буде використано набір даних «GoEmotions» від компанії Google. Даний набір розділено на 7 окремих датасетів, кожен з яких має своє призначення. Перший датасет необхідний для визначення домінантної емоції текстового повідомлення із шести базових емоцій. Інші шість датасетів необхідні для визначення намірів спілкування на основі визначеної домінуючої емоції у текстовому повідомленні.

Висновки до розділу 2

Було розроблено метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови із використанням моделі глибокого навчання BERT. Основними етапами методу є: підготовка текстових повідомлень для аналізу, визначення домінантної емоції та формування експертного висновку про наміри спілкування на основі визначеної домінантної емоції вхідного текстового повідомлення.

Також, було проаналізовано архітектуру моделі глибокого навчання BERT та встановлено її основні переваги для вирішення завдань з галузі NLP, серед яких механізм багатоголової уваги, що дозволяє детально аналізувати контекст текстових

повідомлень. Для адаптації моделі BERT під задачу визначення емоційних складових та намірів спілкування було використано набір даних, який складається з текстових повідомлень, поділених за шістьма базовими емоціями та намірами спілкування.

Окремо було розглянуто структуру експертної системи, що включає базу знань із правилами, щодо визначення намірів спілкування на основі домінантної емоції текстового повідомлення.

Оскільки, для вирішення специфічних завдань, зокрема для визначення емоційних складових та намірів спілкування, модель BERT потребує додаткового навчання, то було сформовано набори відповідних навчальних даних. Для їхнього формування було використано англomовний датасет «GoEmotions». Цей датасет було розділено на 7 окремих наборів даних для визначення шести базових емоцій та відповідних намірів спілкування. Таким чином, перший набір даних включає навчальні тексти, поділені за шістьма базовими емоціями. Наступні шість наборів даних включають навчальні тексти поділені за намірами спілкування для кожної із шести базових емоцій.

Запропонований метод визначення емоційних складників та намірів спілкування у текстовому повідомленні засобами обробки природної мови, який використовує архітектуру моделі глибокого навчання BERT в поєднанні з правилами експертної системи, дозволяє аналізувати текстові повідомлення, визначаючи емоційні складові та наміри спілкування. Таким чином, за вхідними даними у вигляді текстового повідомлення для аналізу буде отримано перелік числових оцінок прояву емоційних складових та визначено домінантну емоційну складову, тобто емоційну складову з найбільшим відсотком прояву, за якою буде сформовано перелік намірів спілкування з їхніми числовими оцінками прояву та визначено переважаючий намір спілкування. Крім цього, буде наведено експертний опис визначеної домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування.

РОЗДІЛ 3 Проектування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

3.1 Структура інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Процес визначення емоційних складових та намірів спілкування складається з чотирьох послідовних етапів, проілюстрованих на IDEF0 діаграмі, яка зображена на рисунку 3.1. Кожен з етапів має набір вхідних та вихідних даних та визначає певну послідовність кроків, які необхідно виконати для отримання кінцевого результату у вигляді експертного висновку, щодо визначених емоційних складових та намірів спілкування вхідного текстового повідомлення.

На першому етапі відбувається додаткове навчання моделі BERT на підготовленому датасеті. Результатом роботи цього етапу є навчена модель BERT, яка здатна визначати емоційні складові вхідного текстового повідомлення за якими визначатиметься домінантна емоція. Також, на основі визначеної домінантної емоції, модель BERT навчена визначати відповідні наміри спілкування.

На другому етапі відбувається підготовка вхідного текстового повідомлення для аналізу, що включає в себе машинний переклад текстового повідомлення на англійську мову. Користувач матиме змогу вводити текстові повідомлення для аналізу у спеціальне поле. Результатом роботи даного етапу є підготовлене до аналізу текстові повідомлення.

На третьому етапі відбувається визначення емоційних складових вхідного текстового повідомлення з використанням додатково навченої моделі BERT. За результатами отриманих числових оцінок емоційних складових буде визначено домінантну емоцію текстового повідомлення.

Далі, на останньому четвертому етапі, на основі визначеної домінантної емоції будуть визначатись наміри спілкування. Наміри спілкування визначаються відповідно до встановлених правил. Вихідний результат буде отримано у вигляді

експертного висновку з описом визначених доміантної емоції та похідного від неї наміру спілкування.

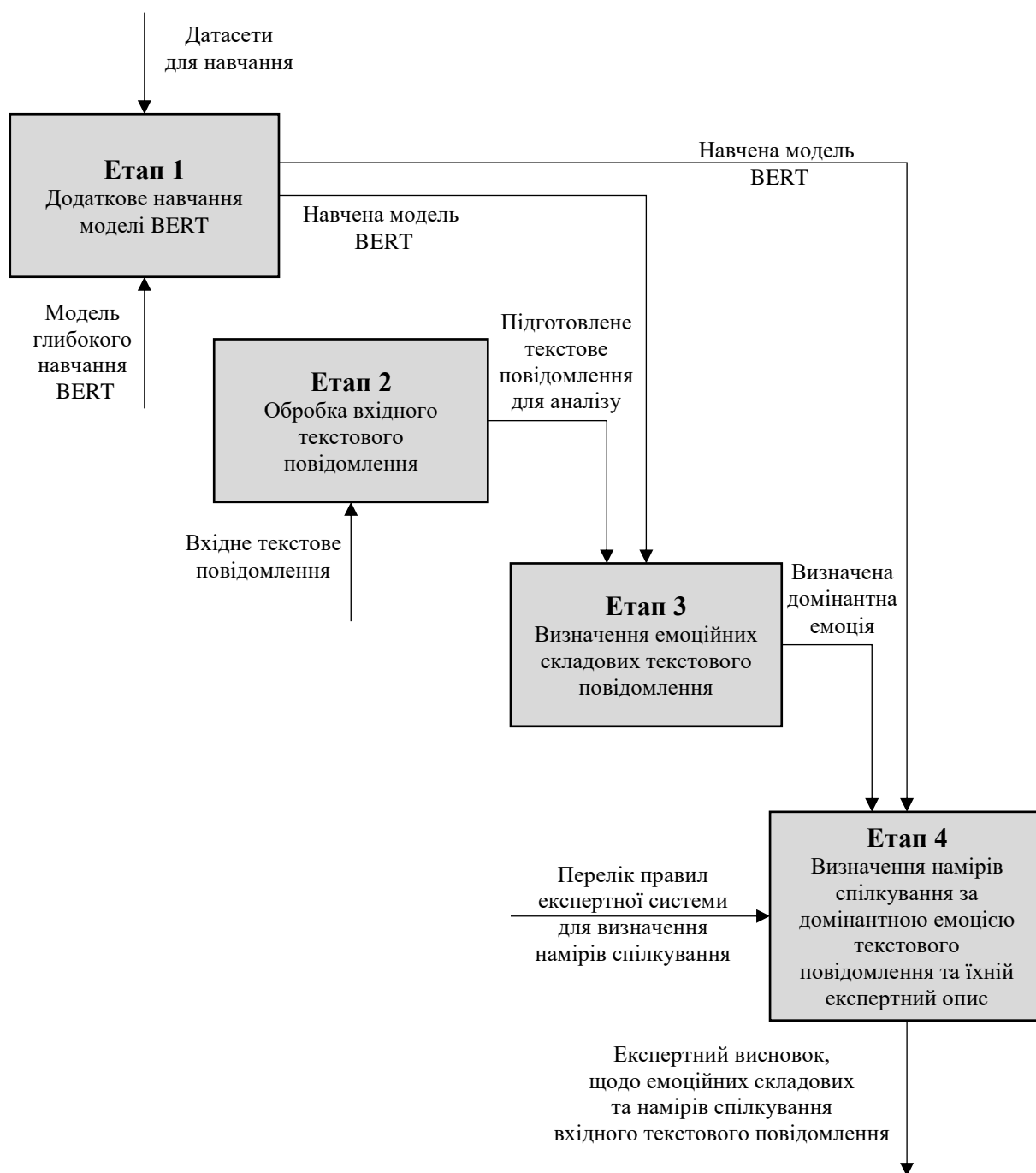


Рисунок 3.1 – Діаграма етапів вирішення задачі визначення емоційних складових та намірів спілкування

Відповідно до описаної послідовності, структура інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими

повідомленнями складається з трьох підсистем та бази даних (Рисунок 3.2). Отже, структура інформаційної системи складається з таких підсистем:

- підсистема для роботи з датасетами та додаткове навчання моделі BERT;
- підсистема визначення домінантної емоції текстового повідомлення;
- підсистема формування експертного висновку щодо наявних намірів спілкування на базі виявлення домінуючої емоції текстового повідомлення.



Рисунок 3.2 – Схема структури інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями

Спочатку необхідно сформувати сім датасетів на яких буде проводитись додаткове навчання моделі. На першому датасеті модель навчатиметься визначати

шість базових емоцій. На решті датасетів, модель навчатиметься визначати наміри спілкування, які залежатимуть від домінантної емоції текстового повідомлення. Також, важливо реалізувати можливість внесення змін в датасети, які можуть включати додавання нових навчальних текстів та редагування або видалення існуючих записів. Це буде корисним при розширенні навчальної бази з метою покращення отриманих результатів.

У підсистемі визначення домінантної емоції текстового повідомлення відбувається визначення емоційних складових та домінантної емоції вхідного текстового повідомлення. Для цього, в систему завантажується текстове повідомлення, яке проходить попередню обробку, що включає нормалізацію, токенізацію та кодування позиційних векторів. Також, оскільки модель навчалась на англійському датасеті, то вхідне повідомлення перекладається на англійську мову. Далі відбувається визначення емоційних складових, які відображатимуться у вигляді переліку шести базових емоцій та їхніх числових оцінок. Вихідними даними цієї підсистеми є домінантна емоція, тобто емоція з найбільшою числовою оцінкою.

Після цього, у третій підсистемі відбувається формування експертного висновку щодо визначених емоційних складових та намірів спілкування. Саме у цій підсистемі зосереджено функціонал, пов'язаний із роботою експертної системи. Відповідно до правил визначення намірів спілкування за домінантними емоціями, відбувається формування переліку числових оцінок для відповідних намірів спілкування. Далі, визначається переважаючий намір спілкування. На завершення, експертна система формує висновок, щодо визначених емоційних складових та намірів спілкування, які включають їхній короткий опис. Уся ця інформація є вихідними даними роботи методу та представляється користувачу через графічний інтерфейс.

Також, для ефективної роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстових повідомленнях засобами обробки природної мови та його прикладного застосування у вигляді експертної системи, необхідно використовувати великі обсяги даних, переважна більшість яких складається із навчальних текстів. Тому, усі ці дані варто зберігати в надійному місці – в базі

даних. Крім цього, база даних допомагає в створенні зв'язку між підсистемами, дозволяючи легко та швидко зберігати та отримувати необхідну інформацію. Тому, в БД зберігається інформація про датасети, базові емоції та наміри спілкування, правила експертної системи та коротка характеристика емоцій і намірів спілкування.

Отже, встановлено основні етапи вирішення задачі визначення емоційних складників та намірів спілкування, та спроектовано відповідну структуру інформаційної системи, яка є прикладним застосуванням методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP у вигляді експертної системи, яка надає висновок щодо намірів спілкування на базі визначеної домінуючої емоції вхідного текстового повідомлення.

3.2 Функціональна структура інформаційної системи

Для забезпечення прикладного використання методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP необхідно реалізувати програмний застосунок із конкретним функціоналом. Для зручності, функціонал застосунку можна розділити на дві групи функцій: група функцій по роботі з базою даних та група функцій для аналізу текстових повідомлень.

Група функцій по роботі із базою даних ключає в себе перелік так званих CRUD операцій. CRUD операції – це чотири основні операції для роботи із базами даних, які включають в себе: створення (create), перегляд (read), оновлення (update) та видалення записів (delete) [40]. Реалізація цих операцій необхідна для забезпечення можливості перегляду, створення, оновлення чи видалення даних із БД. Таким чином, користувач зможе змінювати дані, що зберігаються в БД, наприклад додаючи нові наміри спілкування та навчальні тексти для них. Також, користувач зможе змінювати структуру експертної системи додаючи в неї нові правила. Отже, група функцій по роботі із базою даних автоматизує такий функціонал: перегляд переліку базових емоцій, перегляд переліку намірів

спілкування для кожної базової емоції, додавання нових намірів спілкування, видалення намірів спілкування, перегляд навчальних текстів, редагування навчальних текстів, додавання нових навчальних текстів та видалення існуючих навчальних текстів (Рисунок 3.3). Оскільки, внесення будь-яких змін у структуру БД, зокрема й зміна датасетів, потребують оновленого навчання моделі, то в разі внесення змін користувачу буде запропоновано перенавчити модель.



Рисунок 3.3 – Група функцій по роботі із базою даних

Наступна група функцій призначена, безпосередньо, для аналізу текстових повідомлень використовуючи розроблений метод визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими даними засобами обробки природної мови. До цієї групи функцій належить такий функціонал для користувача: додавання вхідного текстового повідомлення для аналізу, перегляд результатів визначення емоційних

складових та доміантної емоції, перегляд результатів визначення намірів спілкування, перегляд опису про визначенні доміантну емоцію та наміри спілкування (Рисунок 3.4).

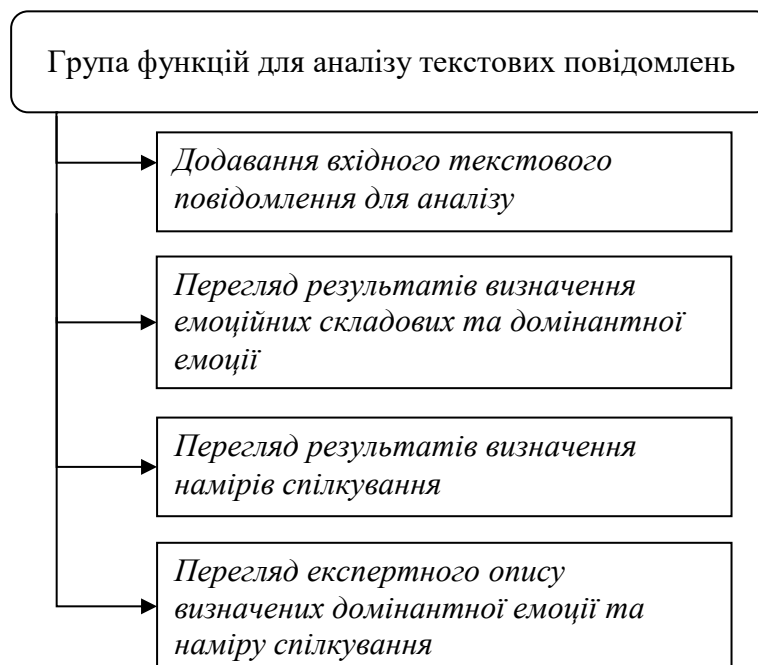


Рисунок 3.4 – Група функцій для аналізу текстових повідомлень

Реалізація вказаного функціоналу дасть змогу користувачі не лише використовувати розроблений метод, а й впливати на отримані результати шляхом внесення змін у базу даних, зокрема у структуру навчальних датасетів та правил експертної системи.

3.3 Даталогічна модель бази даних інформаційної системи

Програмна реалізація методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами обробки природної мови потребує створення бази даних для збереження необхідної інформації. Тому, було спроектовано даталогічну модель БД інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування, яка складається з 20 таблиць: Text messages from authors, Testing the emotion map, Testing certain emotions,

Specializations, Sample sources, Sample classes, Relationship between communication intentions and emotions, Orientations, Nationalities, Machine learning models, Identifying communication intentions, Genders, Experts, Emotions, Emotion levels, Emotion categories, Countries, Communication intentions, Authors, Assessment of the manifestation of certain intentions (Рисунок 3.5).

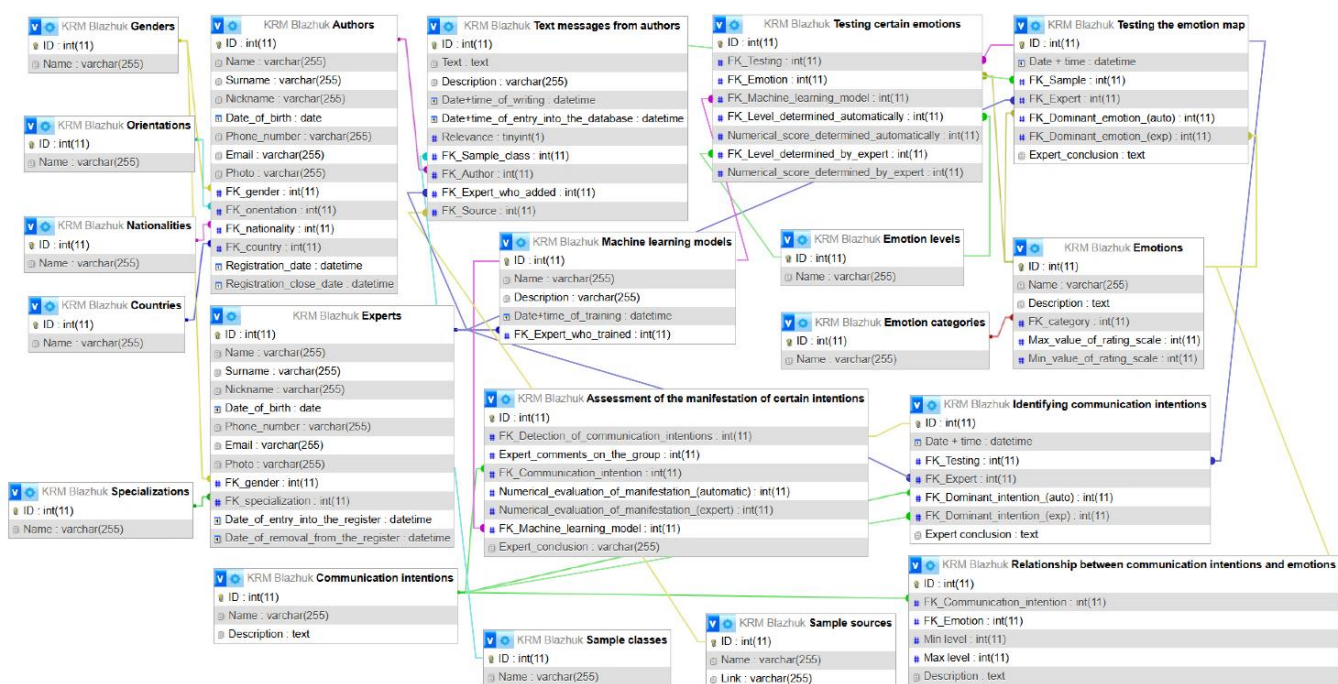


Рисунок 3.5 – Даталогічна модель БД інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Таблиця «Text messages from authors» зберігає дані про текстові повідомлення, написані різними авторами. Вона включає унікальний ідентифікатор повідомлення «ID» (INT), що дозволяє ідентифікувати кожен окремий запис. Сам текст повідомлення «Text» (TEXT), який використовується для аналізу або навчання моделі. Опис текстового повідомлення «Description» (VARCHAR), в якому міститься деталізація змісту або контексту текстового повідомлення. Таблиця також містить поле «Date+time_of_writing» (DATETIME) в якому зберігається дата та час написання текстового повідомлення автором, і «Date+time_of_entry_into_the_database» (DATETIME), що фіксує час додання експертом текстового повідомлення до бази даних. Атрибут «Relevance»

(BOOLEAN) визначає актуальність текстового повідомлення, вказуючи, чи є воно актуальним для використання (значення «1»), чи застарілим (значення «0»). Крім того, таблиця включає зовнішні ключі: «FK_Sample_class» (INT) для зв'язку з таблицею класу зразків, «FK_Author» (INT) для ідентифікації автора текстового повідомлення, «FK_Expert_who_added» (INT) для ідентифікації експерта, що додав запис у БД і «FK_Source» (INT), для збереження інформації про джерело з якого було взято текстове повідомлення.

Таблиця «Testing the emotion map» зберігає інформацію про результати тестування мапи емоцій. Вона включає унікальний ідентифікатор тесту «ID» (INT) та поле «Date + time» (DATETIME), яке фіксує момент проведення тестування. Зовнішній ключ «FK_Sample» (INT) забезпечує зв'язок з вибіркою зразків текстових повідомлень, а «FK_Expert» (INT) вказує на експерта, який проводив дане тестування. Крім того, таблиця містить атрибути «FK_Dominant_emotion_(auto)» (INT) та «FK_Dominant_emotion_(exp)» (INT), що відповідають за збереження визначеної домінантної емоції автоматизовано (тобто з використанням реалізованої інформаційної системи) та екпертом відповідно. Завершує структуру таблиці атрибут «Expert_conclusion» (TEXT), у якому записується висновок експерта щодо результатів тестування.

Таблиця «Testing certain emotions» описує атрибути, які використовуються для зберігання результатів тестування конкретних емоцій. Вона включає унікальний ідентифікатор запису «ID» (INT). Зовнішній ключ «FK_Testing» (INT) вказує на запис у таблиці тестування карти емоцій. Атрибут «FK_Emotion» (INT) позначає конкретну емоцію, що тестувалася. Поле «FK_Machine_learning_model» (INT) посилається на модель машинного навчання, яка використовувалась для проведення тестування, а «FK_Level_determined_automatically» (INT) та «FK_Level_determined_by_expert» (INT) зберігають рівні емоцій, визначені інформаційною системою та екпертом відповідно. Крім того, таблиця містить атрибути для числових оцінок: «Numerical_score_determined_automatically» (INT) для результату, отриманого з використанням розробленого методу, і

«Numerical_score_determined_by_expert» (INT) для збереження числової оцінки, визначеної експертом.

Таблиця «Relationship between communication intentions and emotions» зберігає інформацію про взаємозв'язок між намірами спілкування та базовими емоціями. Фактично, кожен запис із цієї таблиці є правилом із експертної системи, за яким відбувається визначення намірів спілкування на основі визначеної домінантної емоції текстового повідомлення. Таблиця включає унікальний ідентифікатор запису «ID» (INT), що дозволяє ідентифікувати кожне правило. Зовнішній ключ «FK_Communication_intention» (INT) вказує на конкретний намір спілкування, який пов'язаний з однією із базових емоцій через атрибут «FK_Emotion» (INT). Таблиця також містить атрибути, які характеризують рівень прояву емоційних складових в контексті певного наміру спілкування: «Min_level» (INT) і «Max_level» (INT). Також, таблиця містить атрибут «Description» (TEXT), який зберігає опис взаємозв'язку між емоцією та наміром спілкування.

Таблиця «Machine learning models» зберігає інформацію про навчені моделі. Вона включає унікальний ідентифікатор навченої моделі «ID» (INT). Атрибут «Name» (VARCHAR) зберігає назву навченої моделі. Опис моделі зберігається в атрибуті «Description» (VARCHAR). Таблиця також містить атрибут «Date+time_of_training» (DATETIME), який вказує час і дату, коли модель була навчена. Для збереження інформації про експерта, який навчав модель, використовується зовнішній ключ «FK_Expert_who_trained» (INT).

Таблиця «Identifying communication intentions» зберігає інформацію про результати визначення намірів спілкування в процесі тестування. Таблиця включає унікальний ідентифікатор запису «ID» (INT) та Атрибут «Date + time» (DATETIME), фіксує момент, коли було проведено тестування. Зовнішній ключ «FK_Expert» (INT) забезпечує зв'язок з експертом, що проводив тестування. Атрибути «FK_Dominant_intention_(auto)» (INT) і «FK_Dominant_intention_(exp)» (INT) зберігають визначені переважаючі наміри спілкування, отримані інформаційною системою та експертом. Таблиця також містить атрибут «Expert_conclusion» (TEXT),

який містить висновок експерта щодо визначених намірів спілкування в текстовому повідомленні.

Таблиця «Experts» зберігає інформацію про експертів, залучених до процесу аналізу текстових повідомлень. Вона включає унікальний ідентифікатор експерта «ID» (INT), ім'я експерта «Name» (VARCHAR) та його прізвище «Surname» (VARCHAR), а також псевдонім «Nickname» (VARCHAR). Таблиця містить також атрибут «Date_of_birth» (DATE), що зберігає дату народження експерта. Контактні дані зберігаються в атрибутах: номер телефону «Phone_number» (VARCHAR) та електронна пошта «Email» (VARCHAR). Атрибут «Photo» (VARCHAR) вказує шлях до місця зберігання фото експерта. Додатково, таблиця має два зовнішні ключі: «FK_gender» (INT), який вказує на гендер експерта, та «FK_specialization» (INT), що зберігає інформацію про спеціалізацію експерта. Збереження дати реєстрації експерта в системі здійснюється через атрибут «Date_of_entry_into_the_register» (DATETIME), а атрибут «Date_of_removal_from_the_register» (DATETIME) фіксує час та дату, коли експерт був видалений з реєстру.

Таблиця «Emotions» зберігає інформацію про шість базових емоцій. Вона включає унікальний ідентифікатор для кожної емоції «ID» (INT). Атрибут «Name» (VARCHAR) зберігає назву емоції. Опис емоції зберігається в атрибуті «Description» (TEXT), який містить деталі про особливості прояву емоції в текстовій комунікації. Таблиця також містить зовнішній ключ «FK_category» (INT), який посилається на категорію, до якої належить емоція (наприклад, позитивні чи негативні емоції).

Таблиця «Communication intentions» зберігає інформації про наміри спілкування, які можуть бути визначені на основі домінуючої емоції текстового повідомлення. Таблиця включає унікальний ідентифікатор запису «ID» (INT), що дозволяє ідентифікувати кожен намір спілкування в базі даних. Атрибут «Name» (VARCHAR) зберігає назву наміру спілкування. Опис кожного наміру спілкування з особливостями його прояву в текстовій комунікації зберігається в атрибуті «Description» (TEXT).

Таблиця «Authors» зберігає інформацію про авторів текстових повідомлень, що зберігаються в БД. Вона включає унікальний ідентифікатор автора «ID» (INT),

ім'я автора «Name» (VARCHAR), прізвище «Surname» (VARCHAR) та псевдонім «Nickname» (VARCHAR). Дата народження автора зберігається в атрибуті «Date_of_birth» (DATE), номер телефону «Phone_number» (VARCHAR), електронна пошта «Email» (VARCHAR). Для ідентифікації автора візуально, у таблиці передбачений атрибут «Photo» (VARCHAR), який зберігає шлях до фото у сховищі. Таблиця також містить кілька зовнішніх ключів: гендер «FK_gender» (INT), орієнтацію «FK_orientation» (INT), національність «FK_nationality» (INT) та країну проживання «FK_country» (INT). Дата реєстрації автора в системі зберігається в атрибуті «Registration_date» (DATETIME), а дата видалення автора із системи в атрибуті «Registration_close_date» (DATETIME).

Таблиця «Assessment of the manifestation of certain intentions» описує атрибути, які використовуються для зберігання інформації про оцінку прояву конкретних намірів спілкування у текстових повідомленнях. Таблиця включає унікальний ідентифікатор запису «ID» (INT). Атрибут «Expert_comments_on_the_group» (INT) дозволяє зберігати коментарі експерта стосовно групи намірів спілкування, які відносяться до певної базової емоції. Зовнішній ключ «FK_Communication_intention» (INT) вказує на конкретний намір спілкування, який оцінюється. Таблиця також містить два числових показники: «Numerical_evaluation_of_manifestation_(automatic)» (INT), який представляє оцінку прояву наміру, визначену інформаційною системою, та «Numerical_evaluation_of_manifestation_(expert)» (INT), що містить оцінку, визначену експертом. Зовнішній ключ «FK_Machine_learning_model» (INT) зберігає інформацію про модель, яка використовувалася для аналізу текстового повідомлення.

Отже, спроектована даталогічна модель БД інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування дозволить зберігати необхідні дані в зручному місці та мати до них доступ за потреби. Це дозволить значно розширити функціонал програмного продукту та можливості для подальших досліджень.

3.4 Вибір засобів розробки та додаткових модулів для реалізації інформаційної системи

Для прикладної реалізації методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP обрано використати такі інструменти та технології: мова програмування Python, ORM бібліотека SQLAlchemy, бібліотека для створення інтерфейсу користувача Kivy, бібліотека для автоматизованого перекладу текстових повідомлень Googletrans, та набір бібліотек для роботи з моделлю глибокого навчання BERT, серед яких PyTorch, Pandas, Scikit-learn та, власне, модель BERT, яка використовуватиметься через бібліотеку Transformers від Hugging Face.

Мова програмування Python є одним із найпопулярніших та найкращих інструментів для вирішення задач у сфері штучного інтелекту, зокрема для обробки природної мови. Перевагою Python є його простота та зрозумілість, адже мова має лаконічний синтаксис, що робить процес розробки більш ефективним, бо дає змогу розробникам зосередитись на вирішенні задач а не на складнощах мови. Для мови Python існує багато бібліотек та фреймворків, призначених для роботи з природною мовою, базами даних, обробкою великих даних та методами ШІ. Програми написані на Python можна легко інтегрувати з іншими інструментами та платформами, тому, ця мова підходить як для невеликих проєктів, так і для складних програмних рішень, які потребують масштабування [42]. Враховуючи згадані переваги, мову програмування Python можна вважати ідеальним варіантом для розробки інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

Для збереження наборів навчальних даних, інформації про емоції та наміри спілкування, а також, правил експертної системи буде створено базу даних з використанням ORM бібліотеки SQLAlchemy [43]. SQLAlchemy є потужною ORM (Object Relational Mapper) для Python. Дана бібліотека дозволяє працювати з БД на рівні об'єктів, що робить код більш простим та зрозумілим для інших розробників.

Для створення інтерфейсу користувача використано бібліотеку Kivy [44]. Дана бібліотека дозволяє створювати інтерфейси як для віконних додатків, так і для

мобільних пристроїв. Бібліотека надає великий набір інструментів для створення сучасного адаптивного інтерфейсу користувача.

Оскільки, для навчання моделей використовується англійський датасет, а використання застосунку відбувається українською мовою, то виникає необхідність в використанні засобів машинного перекладу для автоматизованого перекладу вхідного текстового повідомлення. Для цього використовується бібліотека Googletrans [45]. Переклад текстів у цій бібліотеці здійснюється через Google Translate API [46]. Основною перевагою обраної бібліотеки є її багатомовність, що дозволяє перекладати тексти багатьма мовами.

Для реалізації методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP використовуються такий набір бібліотек: PyTorch, Pandas, Scikit-learn. Дані бібліотеки використовуються при навчанні моделі та її подальшому використанні. Бібліотека PyTorch забезпечує гнучкість і зручність під час роботи з моделями нейронних мереж [47]. Pandas – бібліотека для роботи з табличними даними, що дозволяє зручно обробляти та аналізувати дані із датасетів [48]. Scikit-learn – бібліотека для використання класичних методів машинного навчання, яка включає інструменти для розрахунку метрик (наприклад, «Accuracy») [49].

Для застосування моделі BERT буде використано бібліотеку Transformers від Hugging Face [50], яка також підтримує інші натреновані моделі глибокого навчання такі як XLNet та GPT. Дана бібліотека дозволяє інтегрувати моделі у проєкт та використовувати для вирішення поставлених завдань.

Отже, поєднання таких сучасних засобів розробки як мова програмування Python, ORM бібліотека SQLAlchemy, бібліотека для розробки графічного інтерфейсу Kivy, бібліотека для машинного перекладу текстових повідомлень Googletrans, бібліотеки для роботи з моделлю глибокого навчання PyTorch, Pandas, Scikit-learn та бібліотека Transformers від Hugging Face, яка дозволить використовувати модель BERT, є вдалим набором інструментів, які допоможуть реалізувати інформаційну систему для визначення емоційних складових та намірів спілкування використовуючи розроблений метод.

Висновки до розділу 3

У третьому розділі кваліфікаційної роботи магістра було розглянуто проектування структури інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями, використовуючи розроблений у другому розділі метод. Функціонал інформаційної системи поділяється на три підсистеми та базу даних. Перша підсистема необхідна для реалізації методів пов'язаних із попередньою обробкою текстових повідомлень та підготовкою навчальних даних. У другій підсистемі відбувається визначення домінантної емоції текстового повідомлення використовуючи навчену модель глибокого навчання BERT. Третя підсистема необхідна для реалізації експертної системи, яка формуватиме висновок, щодо намірів спілкування на основі домінантної емоції тексту.

Оскільки кожна із цих підсистем потребує взаємодії із базою даних, яка зберігатиме зразки навчальних даних, правила для експертної системи та інформацію про емоції та наміри спілкування було спроектовано даталогічну модель БД, яка складається із двадцяти взаємопов'язаних таблиць. Крім основної інформації про емоційні складові та наміри спілкування, у базі даних зберігається додаткова інформація про авторів текстових повідомлень та експертів, що відповідають за процеси аналізу текстових повідомлень та навчання моделей. Також, в базі даних зберігається інформація про навчені моделі, які використовуються для аналізу текстових повідомлень.

Також, було обрано набір інструментів та засобів розробки, серед яких: мова програмування Python, ORM бібліотека SQLAlchemy, бібліотеки Kivy, Googletrans, PyTorch, Pandas, Scikit-learn та Transformers. Обрані інструменти забезпечують ефективну взаємодію між компонентами інформаційної системи, дозволяючи здійснювати аналіз текстових повідомлень, визначаючи домінуючу емоцію та формуючи при цьому експертний висновок щодо наявних намірів спілкування.

РОЗДІЛ 4 Дослідження методу визначення емоційних компонентів та намірів спілкування за текстовими даними засобами NLP

4.1 Програмна архітектура дослідної інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Під час програмної розробки методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами обробки природної мови було реалізовано три класи (Рисунок 4.1). Кожен клас має різне призначення та набір методів, виконання яких дозволяє отримати бажаний результат у вигляді визначених емоційних складових та намірів спілкування за вхідним текстовим повідомленням.

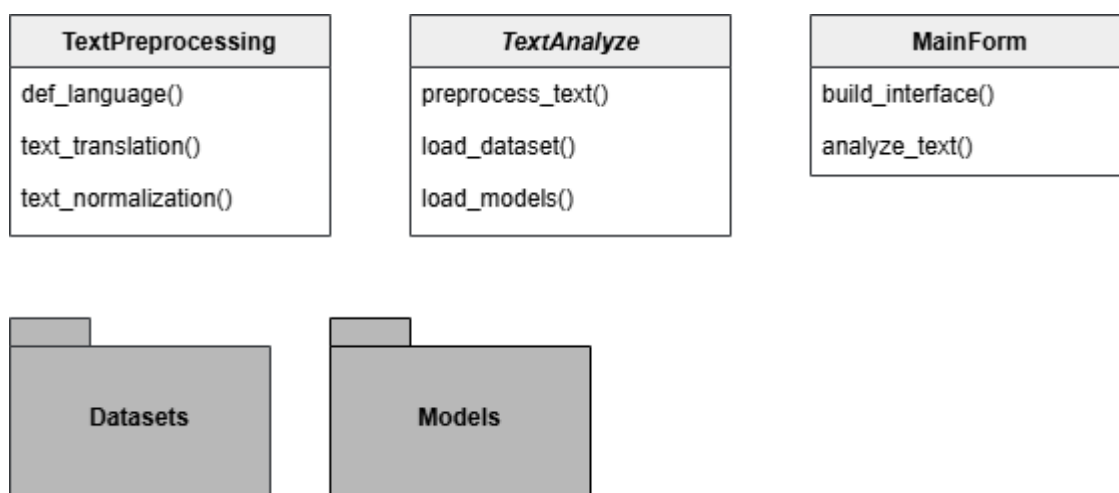


Рисунок 4.1 – Діаграма класів програмного застосунку для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями

Клас «TextPreprocessing» необхідний для проведення попередньої обробки вхідного текстового повідомлення. В цьому класі реалізовано такі методи:

- `def_language()` – метод для визначення мови на якій написано вхідне текстове повідомлення;

- `text_translation()` – метод для перекладу вхідного текстового повідомлення на англійську мову

– `text_normalization()` – метод для нормалізації вхідного текстового повідомлення.

Клас «`TextAnalyze`» відповідає за аналіз текстового повідомлення. Тут також відбувається завантаження навчених моделей, які використовуються для визначення емоційних складових та намірів спілкування. Отже, в класі є такі методи:

– `preprocess_text()` – метод для попередньої обробки вхідного текстового повідомлення;

– `load_dataset()` – метод для завантаження датасету;

– `load_models()` – метод для завантаження навчених моделей BERT.

Останній клас відповідає за створення графічного інтерфейсу та взаємодію користувача із програмним застосунком. Отже, в класі «`MainForm`» реалізовано такі методи:

– `build_interface()` – створення графічного інтерфейсу користувача;

– `analyze_text()` – обробка кнопки для аналізу текстового повідомлення.

Отже, відповідно до описаної діаграми класів реалізовано програмний застосунок, який є прикладним використанням методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP.

4.2 Особливості розробки компонентів інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Для прикладного використання методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP було створено програмне забезпечення у вигляді інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

Основна мета методу полягає в аналізі текстового повідомлення на наявність емоційних складників та намірів спілкування. Для цього, спочатку, необхідно визначити мову, на якій написано вхідне текстове повідомлення, адже для навчання моделей використовувався англійськомовний датасет, тому на інших мовах метод може

працювати не зовсім коректно. Далі потрібно провести попередню обробку текстового повідомлення, яка включає нормалізацію, токенизацію та кодування позиційних векторів. Блок-схему алгоритму підготовки текстового повідомлення для аналізу наведено на рисунку 4.2

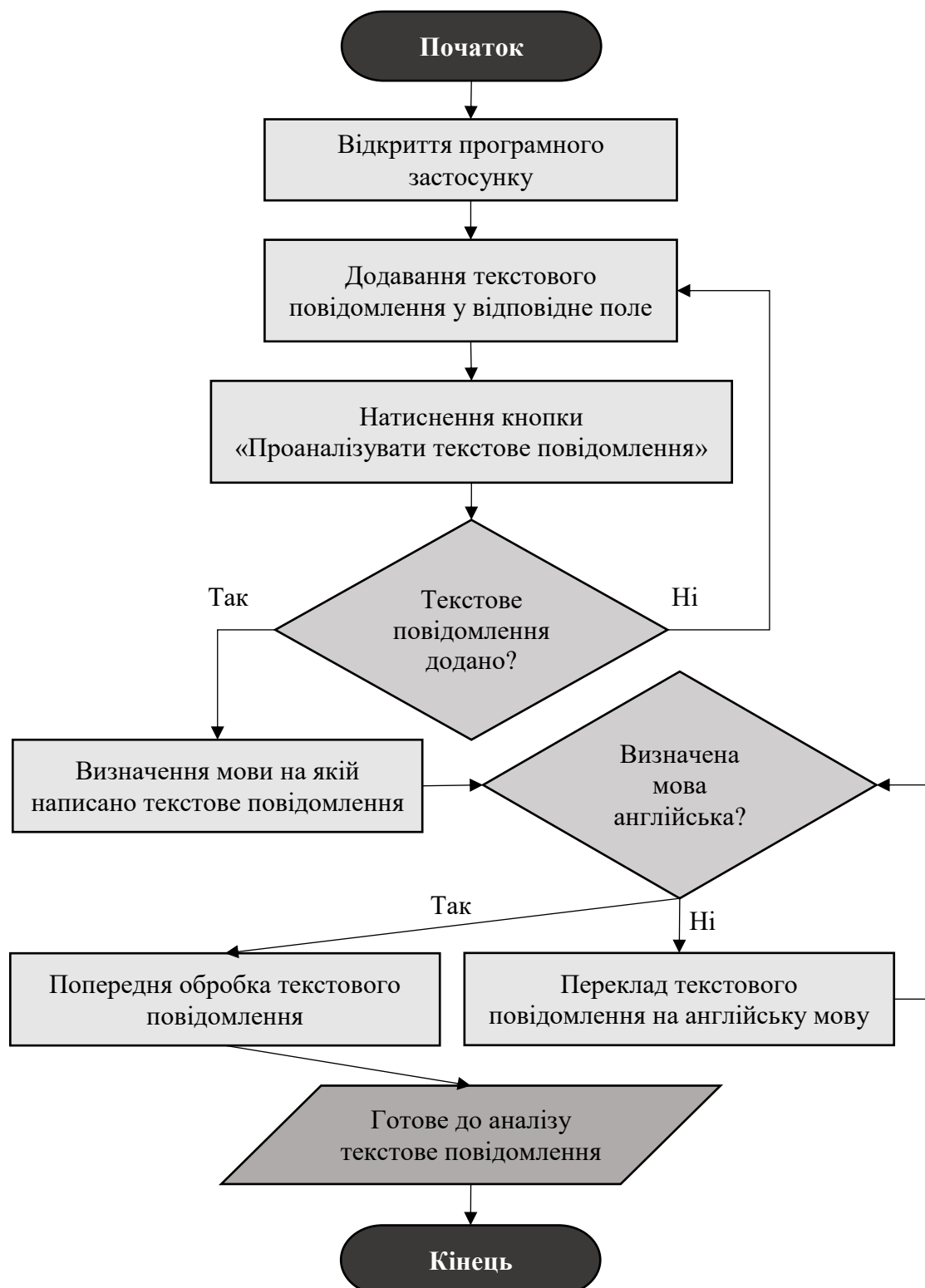


Рисунок 4.2 – Блок-схема алгоритму підготовки текстового повідомлення до аналізу

Після того, як вхідне текстове повідомлення пройшло попередню обробку, відбувається визначення емоційних складових. Оскільки, за емоційні складові прийнято шість базових емоцій, то наступний алгоритм визначає приналежність текстового повідомлення до кожної із шести базових емоцій. Далі, на основі отриманих оцінок визначається домінантна емоція, тобто емоція, яка має найбільшу числову оцінку. Блок-схему алгоритму визначення емоційних складових наведено на рисунку 4.3.

Проте, для уникнення ситуації коли в тексті декілька емоцій мають велику оцінку прояву, проводиться додаткова перевірка. Для цього було встановлено поріг в 5% для допустимої різниці між найвищими оцінками прояву емоцій. Спочатку визначається чи є в отриманому переліку емоційних складових емоція з оцінкою прояву більше 53%. Якщо так, то дана емоція однозначно домінантна, адже навіть у випадку коли наступна емоційна складова матиме залишкові 47% прояву, різниця між ними буде більшою в 5%.

Якщо найбільша оцінка прояву менше 53% але більше 33% то існує ймовірність приналежності текстового повідомлення двом емоційним складовим. Тому, обчислюється різниця між двома найвищими оцінками прояву, і у випадку, коли ця різниця менша 5% (наприклад, 51% і 49%) то обидві емоції вважатимуться домінантними.

Таку ж перевірку створено для випадку, коли текстове повідомлення може мати три домінантні емоції. Для цього, спочатку перевіряється чи найбільша емоційна оцінка знаходиться в діапазоні від 25% до 33%. Якщо так, то для обчислення різниці між найвищою оцінкою потрібно взяти дві наступні оцінки. Якщо котрась із них матиме різницю між найвищою оцінкою менше 5%, то дана емоція також вважатиметься домінантною.

У випадку чотирьох домінантних емоцій, найвища оцінка прояву повинна бути в діапазоні від 20% до 25%. А для обчислення різниці беруться наступні 3 оцінки прояву емоційних складових.

Аналогічно, для випадку із п'ятьма доміантними емоціями, найвища оцінка прояву повинна бути в діапазоні від 16% до 20%. А у останньому можливому випадку, коли усі шість базових емоцій можуть бути доміантними, найвища оцінка прояву повинна бути менше 16%. Хоч і одночасна приналежність текстового повідомлення до декількох базових емоційних складових дуже мало ймовірна, та все ж така ймовірність існує. Тому, проведення вказаної перевірки виключатиме ситуації, коли декілька емоцій мають схожу оцінку прояву.

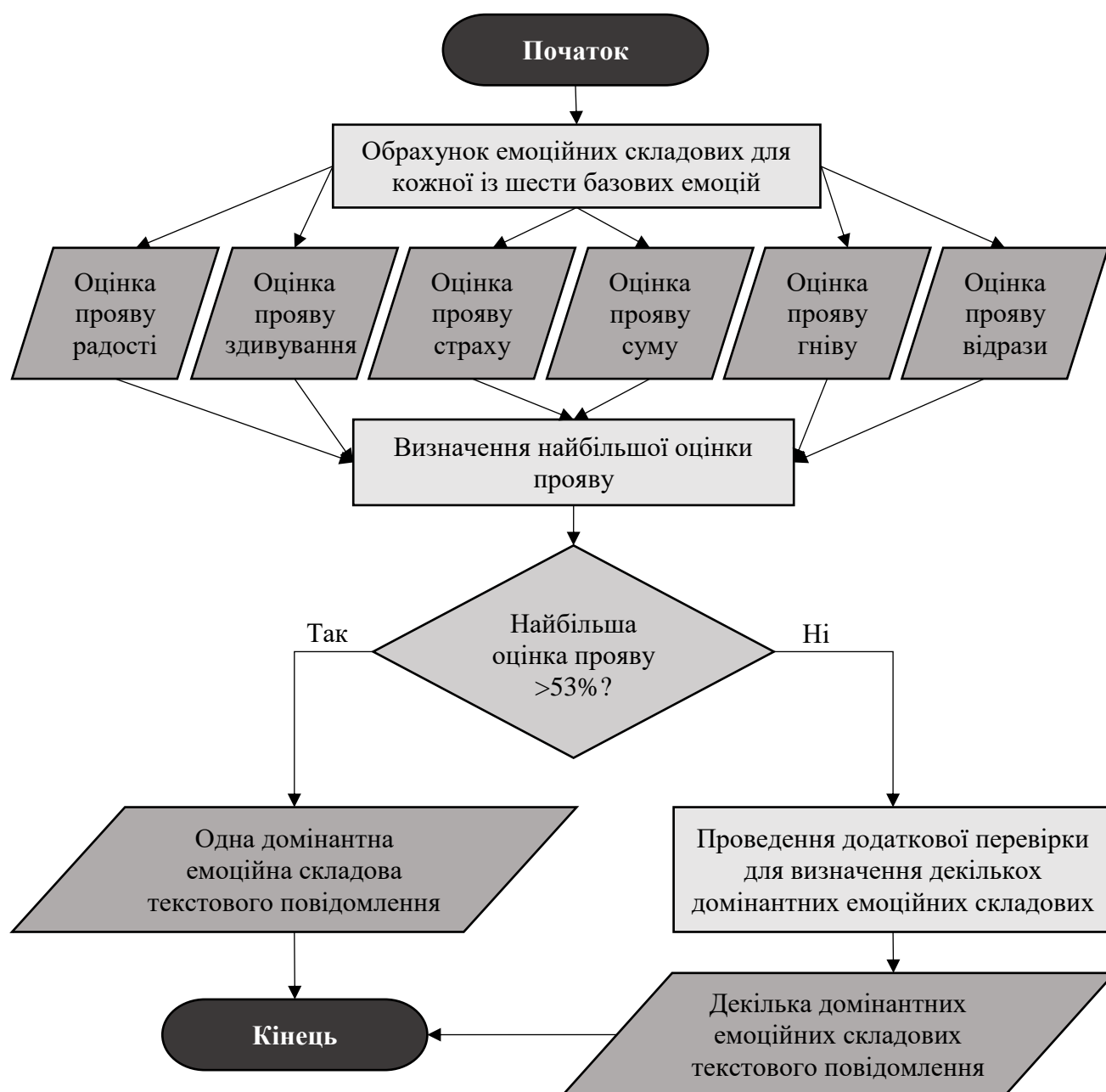


Рисунок 4.3 – Блок-схема алгоритму визначення емоційних складових текстового повідомлення

В залежності від визначеної домінантної емоційної складової відбувається визначення відповідних намірів спілкування. У випадку, коли визначено декілька домінантних складових, наміри спілкування визначаються для кожної домінантної емоції окремо. Алгоритм визначення намірів спілкування аналогічний алгоритму визначення емоційних складових зображеному на рисунку 4.3.

Отже, було здійснено розробку програмних компонентів інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування. Таким чином, реалізований програмний продукт дає змогу аналізувати вхідне текстове повідомлення та визначати перелік оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування.

4.3 Прикладне тестування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Для проведення прикладного тестування розробленої інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування було проведено три тестові випадки для перевірки правильності визначення намірів спілкування для емоційної складової «Гнів».

Отже, у першому тестовому випадку, було перевірено правильність розпізнавання базової емоції «Гнів» (Таблиця 4.1). Для цього, було використано текстове повідомлення гнівного характеру з наміром спілкування – роздратування. Гнів – це повністю негативна емоція, особливостями прояву якої може бути використання агресивної лексики та образливих фраз. Проте, роздратування – це легкий прояв гніву, виникнення якого може бути зумовлене дрібними неприємними ситуаціями. Тому, в ході проведеної перевірки очікується, що домінантною емоцією буде однозначно гнів з оцінкою прояву більш ніж 80%. Також, очікується що переважаючим наміром спілкування буде визначено роздратування.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс АТ0001

Тест-кейс ID: АТ0001	Пріоритет: 1	Створено: 29.11.2024, В. Блажук
Назва: Перевірка визначення емоційних складових та намірів спілкування в текстовому повідомленні гнівного характеру.		
Вхідні дані: Як же набридло, що програмний код знову не працює! Я витратила дуже багато часу на виправлення цих дурних помилок але нічого не вийшло! Це просто нестерпно!!! І це дуже мене дратує! Мені набридло витрачати час на цю дурню. Я роздратована і зла, але мушу продовжувати працювати над цією програмою...		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити застосунок 2. Додати текстове повідомлення у відповідне поле 3. Натиснути кнопку «Проаналізувати текстове повідомлення» 4. Порівняти фактичний результат з очікуваним 	<p>Очікуваний результат: Домінантна емоція: гнів Емоційна складова гніву > 70% Переважаючий намір спілкування: роздратування</p> <p>Фактичний результат: Домінантна емоція: гнів Емоційна складова гніву = 73.10% > 70% Переважаючий намір спілкування: роздратування</p>	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Очікуваний результат перевірки підтвердився, адже домінантною емоцією було визначено гнів з оцінкою прояву в 73.10%. Також, як і очікувалось, наміром спілкування було визначено «Роздратування» (Рисунок 4.4).

В використаному текстовому повідомленні використовується агресивна лексика, така як «дурні помилки». Також, проблема автора текстового повідомлення викликає емоційний дискомфорт та роздратування через ситуацію. Тому, очевидно, що домінантною емоційною складовою даного текстового повідомлення є гнів, який супроводжується відчуттям роздратування через неприємну ситуацію. Отже, першу перевірку можна вважати пройденою, оскільки система змогла правильно визначити як домінантну емоційну складову так і похідний намір спілкування.

Аналіз тексту	Редагування датасету
<p>Як же набридло, що програмний код знову не працює! Я витратила дуже багато часу на виправлення цих дурних помилок але нічого не вийшло! Це просто нестерпно!!! І це дуже мене дратує! Мені набридло витратити час на цю дурню. Я роздратована і зла, але мушу продовжувати працювати над цією програмою</p>	<p>Перелік емоційних складових: Сум: 4.87% Здивування: 4.71% Радість: 1.59% Страх: 1.96% Відраза: 13.77% Гнів: 73.10% Домінантна емоція: Гнів: 73.10%</p> <p>Наміри спілкування: Роздратування: 38.93% Розчарування: 27.39% Несхвалення: 12.28% Ненависть: 21.40% Переважаючий намір спілкування: Роздратування: 38.93%</p>

Рисунок 4.4 – Перевірка визначення емоційних складових та намірів спілкування в текстовому повідомленні гнівного характеру

Наступний тест-кейс перевірятиме здатність інформаційної системи розрізняти наміри спілкування для однієї і тієї ж емоційної складової (Таблиця 4.2). Метою даної перевірки є відстеження здатності системи відрізняти схожі між собою наміри спілкування. Адже, наміри спілкування, які є похідними від однієї базової емоції можуть бути досить подібні та мати спільні особливості прояву в текстовій комунікації. Тому, можливість правильно відрізняти схожі наміри спілкування є дуже важливою.

Тому, для даної перевірки знову використано текст гнівного характеру, проте з наміром виразити розчарування. На відмінну від роздратування, розчарування характеризується гнівними відчуттями через невиправдані очікування або невдачі. Також, розчарування може супроводжуватись відчуттям суму через ситуацію, яка викликала неприємні емоції.

В ході даної перевірки очікується, що в вхідному текстовому повідомленні домінантною емоційною складовою буде визначено «Гнів» з оцінкою прояву більше 60%. Також, очікується, оцінка прояву емоції «Сум» буде більшою 20%, адже автор текстового повідомлення одночасно з гнівом відчуває й долю суму.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс АТ0002

Тест-кейс ID: АТ0002	Пріоритет: 1	Створено: 29.11.2024, В. Блажук
<p>Назва: Перевірка здатності інформаційної системи розрізнати наміри спілкування для домінантної емоції «Гнів».</p> <p>Вхідні дані: Я так довго чекала на цю зустріч, але все закінчилося повним провалом. Як же це дратує і злить! Чому ти не зміг дотриматись своєї обіцянки? Це дуже засмучує і зовсім не те, на що я розраховувала! Тепер я злюсь на тебе і не хочу більше з тобою спілкуватись! Шкода що так вийшло</p>		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити застосунок 2. Додати текстове повідомлення у відповідне поле 3. Натиснути кнопку «Проаналізувати текстове повідомлення» 4. Порівняти фактичний результат з очікуваним 		<p>Очікуваний результат:</p> <p>Домінантна емоція: гнів</p> <p>Емоційна складова гніву > 60%</p> <p>Емоційна складова суму > 20%</p> <p>Переважаючий намір спілкування: розчарування</p> <p>Фактичний результат:</p> <p>Домінантна емоція: гнів</p> <p>Емоційна складова гніву = 57.3% < 60%</p> <p>Емоційна складова суму = 29.57% > 20%</p> <p>Переважаючий намір спілкування: розчарування</p>
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

За результатами аналізу вхідного текстового повідомлення отримано 57.3% прояву гніву та 29.57% прояву суму. Хоча оцінка прояву гніву не перевищила очікуваних 60%, та все ж виявилась дуже близькою до цього числа. Гнів проявляється відчуттям невдоволення через невинуваті очікування, в той же час, через це виникає відчуття смутку. Проте, емоція гніву є сильнішою, тому оцінка прояву гніву значно переважає над смутком. Також, переважаючим наміром

спілкування, як і очікувалось, визначено «Розчарування» (Рисунок 4.5). Тому, другий тест-кейс, також, пройдено успішно.

Аналіз тексту	Редагування датасету
<p>Я так довго чекала на цю зустріч, але все закінчилося повним провалом. Як же це дратує і злить! Чому ти не зміг дотриматись своєї обіцянки? Це дуже засмучує і зовсім не те, на що я розраховувала! Тепер я злюсь на тебе і не хочу більше з тобою спілкуватись! Шкода що так вийшло</p>	<p>Перелік емоційних складових: Сум: 29.57% Здивування: 2.86% Радість: 1.75% Страх: 1.39% Відраза: 7.13% Гнів: 57.30% Домінантна емоція: Гнів: 57.30%</p> <p>Наміри спілкування: Роздратування: 14.02% Розчарування: 44.96% Несхвалення: 12.52% Ненависть: 28.50% Переважаючий намір спілкування: Розчарування: 44.96%</p>

Рисунок 4.5 – Перевірка здатності інформаційної системи розрізняти наміри спілкування для домінантної емоції «Гнів»

Остання перевірка буде проводитись для гнівного повідомлення з наміром виразити несхвалення (Таблиця 4.3). Несхвалення часто пов'язане з критикою та спрямоване на іншу особу. Несхвалення виникає, коли людина засуджує поведінку іншої людини, або групи людей. Несхвалення також може супроводжуватись відчуттям відрази, тому очікується, що вхідне повідомлення матиме великий відсоток прояву відрази.

Вхідне текстове повідомлення для цієї перевірки містить різкі висловлювання, які підкреслюють емоційну напругу («абсолютно неприйнятна», «обурює»). Також, дане висловлювання спрямоване на засудження поведінки іншої особи через її нездоровий спосіб життя та шкідливі звички. Крім цього, несхвальне ставлення до когось, супроводжується відчуттям відрази до цієї людини, адже автору текстового повідомлення огидний даний спосіб життя.

Тому, в ході проведення третьої перевірки очікується, що домінантною емоцією вхідного текстового повідомлення буде «Гнів». Також, очікується великий

відсоток прояву відрази (не менше 20%). Очікуваний намір спілкування, що виражається через вхідне повідомлення – «Несхвалення».

Таблиця 4.3 – Тест-кейс АТ0003

Тест-кейс ID: АТ0003	Пріоритет: 1	Створено: 29.11.2024, В. Блажук
<p>Назва: Перевірка визначення наміру спілкування «Несхвалення» в гнівному повідомленні</p> <p>Вхідні дані: Це абсолютно неприйнятна поведінка! Як ви могли так легковажно ставитися до своїх обов'язків? Такий рівень байдужості просто обурює! Це так по дурному! Як можна так безвідповідально ставитися до свого здоров'я? Ви не тільки ігноруєте поради лікаря, а й продовжуєте вести такий спосіб життя, який явно шкодить вам. Ви повний дурень, якщо думаєте що подальше куріння ніяк не вплине на ваші легені!</p>		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> 1. Відкрити застосунок 2. Додати текстове повідомлення у відповідне поле 3. Натиснути кнопку «Проаналізувати текстове повідомлення» 4. Порівняти фактичний результат з очікуваним 		<p>Очікуваний результат:</p> <p>Домінантна емоція: гнів</p> <p>Емоційна складова відрази > 20%</p> <p>Переважаючий намір спілкування: несхвалення</p> <p>Фактичний результат:</p> <p>Домінантна емоція: гнів</p> <p>Емоційна складова відрази = 36.82% > 20%</p> <p>Переважаючий намір спілкування: несхвалення</p>
<p>Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно</p>		

Таким чином, отримані оцінки прояву гніву (47.36%) та відрази (36.82%) з переважаючим наміром «Несхвалення» доводять, що третю перевірку пройдено успішно (Рисунок 4.6).

Проведені перевірки свідчать про те, що система здатна відрізнити наміри спілкування для однієї і тієї ж домінантної емоції. На прикладі домінантної емоції «Гнів» було проведено три різні перевірки, в яких використовувались гнівні текстові повідомлення з різними намірами спілкування. В результаті чого, усі три перевірки були пройдені.

Крім цього, інформаційна система здатна визначати не лише домінантну емоційну складову, а й рівень прояву інших емоційних складових, оскільки дуже рідко текстове повідомлення може належати лише одній емоційній складовій.

Аналіз тексту	Редагування датасету
<p>Це так по дурному! Як можна так безвідповідально ставитися до свого здоров'я? Ви не тільки ігноруєте поради лікаря, а й продовжуєте вести такий спосіб життя, який явно шкодить вам. Ви повний дурень, якщо думаєте що подальше куріння ніяк не вплине на ваші легені!</p>	<p>Перелік емоційних складових: Сум: 8.02% Здивування: 3.78% Радість: 1.16% Страх: 2.86% Відраза: 36.82% Гнів: 47.36% Домінантна емоція: Гнів: 47.36%</p> <p>Наміри спілкування: Роздратування: 26.28% Розчарування: 18.67% Несхвалення: 45.06% Ненависть: 9.99% Переважаючий намір спілкування: Несхвалення: 45.06%</p>

Рисунок 4.6 – Перевірка визначення наміру спілкування «Несхвалення» в гнівному повідомленні

Отже, проведене прикладне тестування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування доводить, що використання розробленого програмного застосунку дозволяє аналізувати текстові повідомлення та визначати емоційні складові та наміри спілкування. Інформаційна система здатна визначати базові емоції та розрізнити відповідні наміри спілкування, враховуючи те, що вони можуть корелюватись з іншими емоційними складовими та мати схожі особливості прояву.

4.4 Особливості використання інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування

Інформаційна система для визначення емоційних складових та намірів спілкування має вигляд віконного застосунку. Після запуску застосунку перед користувачем відкривається головне вікно програми (Рисунок 4.7).

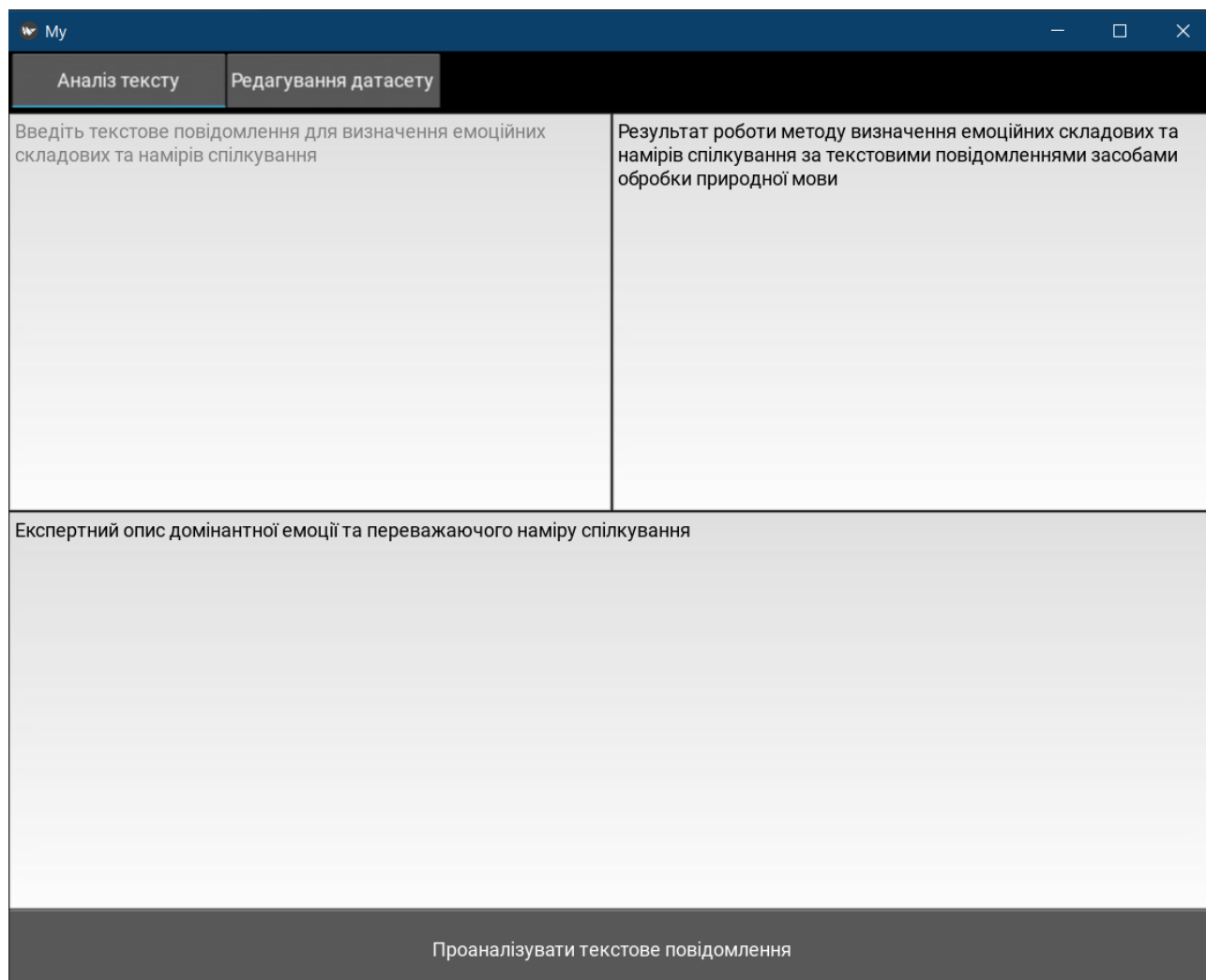


Рисунок 4.7 – Головне вікно застосунку для визначення емоційних складових та намірів спілкування

У цьому вікні міститься дві вкладки: аналіз тексту та редагування датасету. Основна взаємодія користувача із програмою відбувається на першій вкладці. Ця вкладка поділена на три окремі блоки. У лівому верхньому блоці розташоване поле

для вводу текстового повідомлення, яке необхідно проаналізувати. Правий верхній блок – це блок для виведення результатів аналізу. Нижній блок призначений для виведення експертного опису домінуючої емоції та її намірів спілкування.

Для того щоб проаналізувати текстове повідомлення, користувачу потрібно написати його в текстовому полі, яке розташоване в верхньому лівому блоці форми. Далі, потрібно натиснути на кнопку «Проаналізувати текстове повідомлення» (Рисунок 4.8)

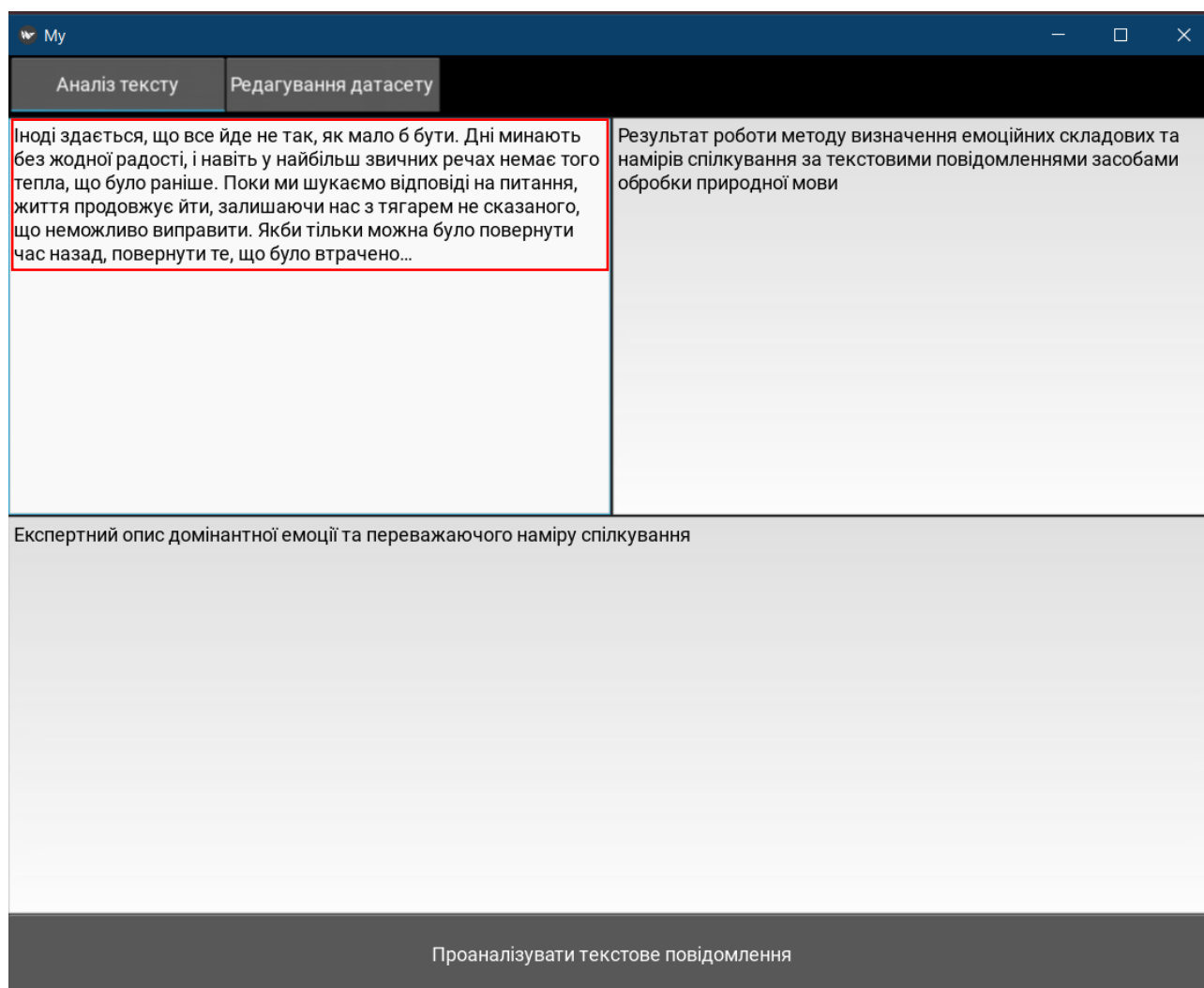


Рисунок 4.8 – Процес додавання текстового повідомлення для аналізу

Після натиснення на кнопку, відбудеться аналіз вхідного текстового повідомлення. Далі, у правій частині вікна з'являться результати роботи методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими

користувачькими повідомленнями засобами NLP (Рисунок 4.9). Результати представлені у двох переліках. У першому переліку відображаються шість базових емоцій із відсотковими оцінками прояву кожної емоції у вхідному текстовому повідомленні. Нижче цього переліку виводиться визначена домінантна емоція, тобто емоція з найбільшим відсотком прояву. У другому переліку містяться оцінки прояву намірів спілкування, які залежать від визначеної домінантної емоції. Також, внизу переліку виводиться переважаючий намір спілкування, тобто намір з найбільшою оцінкою прояву. Крім цього, в нижній частині форми, користувач може переглянути експертний опис визначеної домінантної емоції та намірів спілкування. Експертний опис включає в себе короткий опис емоцій та намірів з особливостями їхнього прояву.

The screenshot shows a software interface with two tabs: "Аналіз тексту" (Text Analysis) and "Редагування датасету" (Dataset Editing). The "Аналіз тексту" tab is active, displaying a text input field with the following text:

Іноді здається, що все йде не так, як мало б бути. Дні минають без жодної радості, і навіть у найбільш звичних речах немає того тепла, що було раніше. Поки ми шукаємо відповіді на питання, життя продовжує йти, залишаючи нас з тягарем не сказаного, що неможливо виправити. Якби тільки можна було повернути час назад, повернути те, що було втрачено...

To the right of the text is a results panel with two sections:

- Перелік емоційних складових:**
 - Сум: 70.95%
 - Здивування: 4.79%
 - Радість: 2.93%
 - Страх: 5.39%
 - Відраза: 9.99%
 - Гнів: 5.95%
 - Домінантна емоція: Сум: 70.95%
- Наміри спілкування:**
 - Розчарування: 64.69%
 - Горе: 2.00%
 - Жаль: 33.30%
 - Переважаючий намір спілкування: Розчарування: 64.69%

Below these results is a text box containing an expert description:

Сум – це емоція, пов'язана із втратою, розчаруванням або безнадійністю. Людина відчуває сум, коли стикається з важкою ситуацією, на яку не вплинути та змінити.
 Розчарування в контексті суму виникає через невиправдані очікування або невдачу, через що людина відчуває сум.
 Горе – це сильне відчуття суму і страждань, що виникає внаслідок серйозної втрати.
 Жаль виникає тоді, коли людина відчуває сум з приводу рішень або подій з минулого, про які вона тепер шкодує і не може змінити.

At the bottom of the interface is a button labeled "Проаналізувати текстове повідомлення".

Рисунок 4.9 – Результати визначення емоційних складників та намірів спілкування

Таким чином, відбувається прикладне використання методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP. Користувач вводить текстове повідомлення у відповідне текстове поле та за натисненням кнопки отримує результати аналізу і експертний опис визначених емоційних складників та намірів спілкування.

4.5 Дослідження методу класифікації емоційних складників та намірів спілкування за текстовими даними засобами NLP

Оскільки, для роботи методу визначення емоційних компонентів та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, потрібно провести навчання семи моделей то дослідження ефективності роботи даного методу полягатиме в огляді впливу початкових параметрів моделей на якість їхнього навчання. Відповідно до цього, оцінка якості навченої моделі буде відбуватись за метрикою «Ассурасу». Дослідження буде відбуватись шляхом зміни таких початкових параметрів для навчання моделі: *batch size*, *epochs*, *learning rate*.

Отже, для початку варто розглянути модель, яка навчалась класифікувати текстові повідомлення за шістьма базовими емоціями (Таблиця 4.4). Для визначення оптимальної комбінації початкових параметрів було проведено чотири цикли навчання з різними параметрами. За результатами проведеного експерименту було отримано найвищу точність класифікації, яка становить 88,1% при таких початкових параметрах: *batch size* = 32, *epochs* = 5, *learning rate* = 3×10^{-5} .

На основі навченої моделі з найвищим показником «Ассурасу» було проведено додаткове дослідження на валідаційній вибірці, яка включає 1625 текстових повідомлень поділених на шість базових емоцій.

Таблиця 4.4 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для класифікації текстових повідомлень за шістьма базовими емоціями

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,838
16	5	2×10^{-5}	0,821
32	3	2×10^{-5}	0,848
32	5	3×10^{-5}	0,881

Метою додаткового дослідження є оцінка правильності роботи моделі відносно кожного класу. За результатами дослідження побудовано матрицю плутанини, яка демонструє наскільки правильно модель класифікує тексти за емоціями і відносно яких емоцій виникає найбільше неточностей (Таблиця 4.5).

Таблиця 4.5 – Матриця плутанини моделі для класифікації текстових повідомлень за шістьма базовими емоціями

	Радість	Здивування	Страх	Гнів	Відраза	Сум
Радість	256	25	0	0	0	0
Здивування	32	222	2	4	10	3
Страх	0	4	204	6	5	14
Гнів	0	2	5	263	16	9
Відраза	0	6	6	20	232	3
Сум	0	1	16	3	3	253

Як видно з матриці, зображеної на таблиці 4.5, радість плутається лише зі здивуванням, що пояснюється тим, що до позитивних емоцій відноситься лише радість а здивування може бути як позитивним так і негативним. Також, можна побачити, що багато сплутувань виникає між сумом та страхом, адже обидві ці емоції характеризуються пасивністю вираження негативних емоцій. Схожа ситуація виникає з відразою та гнівом, оскільки ці емоції схожі між собою за активним вираженням різких негативних емоцій.

Далі, за аналогічною послідовністю проведено оцінку процесу навчання моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Радість» (Таблиця 4.6). Результатом дослідження є така комбінація початкових параметрів: $batch\ size = 32$, $epochs = 5$, $learning\ rate = 3 \times 10^{-5}$. Це дозволило отримати точність роботи моделі на рівні 90,1%.

Таблиця 4.6 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Радість»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,853
16	5	2×10^{-5}	0,874
32	3	2×10^{-5}	0,849
32	5	3×10^{-5}	0,901

Далі, на основі отриманої навченої моделі було проведено додаткове дослідження на валідаційній вибірці із 1614 текстових повідомлень та заповнено матрицю плутанини (Таблиця 4.7). Оскільки, модель досягла досить високого рівня точності, то кількість неправильно визначених текстових повідомлень приблизно рівномірно розподіляється між класами намірів спілкування.

Таблиця 4.7 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Радість»

	Захоплення	Розвага	Схвалення	Турбота	Вдячність	Любов	Гордість
Захоплення	217	2	8	4	3	5	2
Розвага	3	202	3	4	9	1	3
Схвалення	5	7	211	1	1	2	1
Турбота	6	3	1	212	2	4	8
Вдячність	3	8	4	3	199	2	5
Любов	7	5	1	6	5	210	2
Гордість	1	3	6	1	6	3	204

Наступною моделлю для оцінки процесу навчання та визначення оптимальних початкових параметрів є модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Здивування» (Таблиця 4.8). В процесі навчання вдалось досягти показника точності на рівні 87% при таких початкових параметрах: $batch\ size = 32$, $epochs = 5$, $learning\ rate = 3 \times 10^{-5}$.

Таблиця 4.8 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Здивування»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,845
16	5	2×10^{-5}	0,863
32	3	2×10^{-5}	0,851
32	5	3×10^{-5}	0,87

Валідаційна вибірка для оцінки цієї моделі складається із 966 текстових повідомлень, поділених на такі три наміри спілкування: захоплення, схвалення, розгубленість (Таблиця 4.9). З таблиці видно, що найбільше плутанини виникає між захопленням і схваленням, адже ці наміри спілкування позитивного характеру, в той час як розгубленість має більш негативне забарвлення.

Таблиця 4.9 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Здивування»

	Захоплення	Схвалення	Розгубленість
Захоплення	282	48	3
Схвалення	57	283	7
Розгубленість	6	5	275

Далі проведено оцінку процесу навчання моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Страх» (Таблиця 4.10). Встановлено таку

оптимальну комбінацію параметрів, що дозволила досягти точності на рівні 87,1%: $batch\ size = 32$, $epochs = 3$, $learning\ rate = 2 \times 10^{-5}$.

Таблиця 4.10 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Страх»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,864
16	5	2×10^{-5}	0,837
32	3	2×10^{-5}	0,871
32	5	3×10^{-5}	0,867

Також, було проведено дослідження на валідаційній вибірці із 842 записів та складено матрицю плутанини (Таблиця 4.11). Таким чином, встановлено, що найбільше плутанини виникає між розгубленістю та ваганням, адже це досить схожі наміри спілкування за поведінковими ознаками.

Таблиця 4.11 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Страх»

	Розгубленість	Вагання	Застереження	Уникнення
Розгубленість	196	17	6	9
Вагання	18	173	12	13
Застереження	3	5	169	3
Уникнення	7	8	8	195

Далі, було проведено тренування моделі для визначення намірів спілкування у текстових повідомленнях гнівного характеру. Отже, за результатами чотирьох циклів навчання моделі для визначення намірів спілкування за доміантною емоцією «Гнів» було досягнуто точності в 86,3% (Таблиця 4.12). Для цього було

встановлено такі значення початкових параметрів: $batch\ size = 16$, $epochs = 3$, $learning\ rate = 2 \times 10^{-5}$.

Таблиця 4.12 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Гнів»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,863
16	5	2×10^{-5}	0,835
32	3	2×10^{-5}	0,857
32	5	3×10^{-5}	0,842

Валідаційна вибірка для додаткового дослідження складалась із 1052 текстових повідомлень. За результатами дослідження складено відповідну матрицю плутанини (Таблиця 4.13). За результатами дослідження встановлено, що багато помилкових класифікацій виникає між розчаруванням та несхваленням.

Таблиця 4.13 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Гнів»

	Роздратування	Розчарування	Несхвалення	Ненависть
Роздратування	290	20	8	2
Розчарування	26	240	17	3
Несхвалення	20	30	226	8
Ненависть	6	2	2	152

Далі розглянуто підбір початкових параметрів моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Відраза» (Таблиця 4.14). Для цього, було проведено чотири цикли навчання з різною комбінацією початкових параметрів. Найвищої точності в 85,1% було досягнуто при таких початкових параметрах: $batch\ size = 16$, $epochs = 5$, $learning\ rate = 2 \times 10^{-5}$.

Таблиця 4.14 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Відраза»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,829
16	5	2×10^{-5}	0,851
32	3	2×10^{-5}	0,836
32	5	3×10^{-5}	0,843

Далі, використовуючи валідаційну вибірку з 764 записів було проведено дослідження, за результатами якого складено матрицю плутанини (Таблиця 4.15). Таким чином, встановлено, що найбільше плутанини виникає між розчаруванням та несхваленням в контексті емоції «Відраза».

Таблиця 4.15 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Відраза»

	Розчарування	Несхвалення	Ненависть
Розчарування	263	45	9
Несхвалення	48	235	2
Ненависть	4	6	152

Останньою моделлю, яка потребує оцінки якості процесу навчання є модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Сум» (Таблиця 4.16). Отже, з метою оцінки якості процесу навчання та підбору оптимальних параметрів було проведено чотири цикли навчання моделі, які допомогли встановити оптимальні значення початкових параметрів. Найбільше значення точності даної моделі склало 86,9% при таких початкових параметрах: $batch\ size = 32$, $epochs = 5$, $learning\ rate = 3 \times 10^{-5}$.

Таблиця 4.16 – Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Сум»

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,838
16	5	2×10^{-5}	0,852
32	3	2×10^{-5}	0,845
32	5	3×10^{-5}	0,869

Також, для цієї моделі було складено матрицю плутанини, використовуючи валідаційну вибірку зі 671 текстового повідомлення, поділеного за трьома намірами спілкування (Таблиця 4.17). Отже, встановлено, що найбільше модель плутається в визначенні таких намірів спілкування як жаль та горе.

Таблиця 4.17 – Матриця плутанини моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Сум»

	Розчарування	Горе	Жаль
Розчарування	243	4	9
Горе	3	189	31
Жаль	12	28	152

За результатами отриманих найбільших значень точності навчених моделей створено діаграму, яка зображена на рисунку 4.10. Отже, найвищий показник точності отримано в моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Радість», що склав 90,1%. Це можна пояснити тим, що навчальний датасет для цієї моделі має найбільшу кількість навчальних зразків.

В той же час, найнижчий показник точності отримано в моделі для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Відраза» (85,1%). Відповідно до цього, можна зробити висновок, що датасет для цієї моделі потребує коригування.

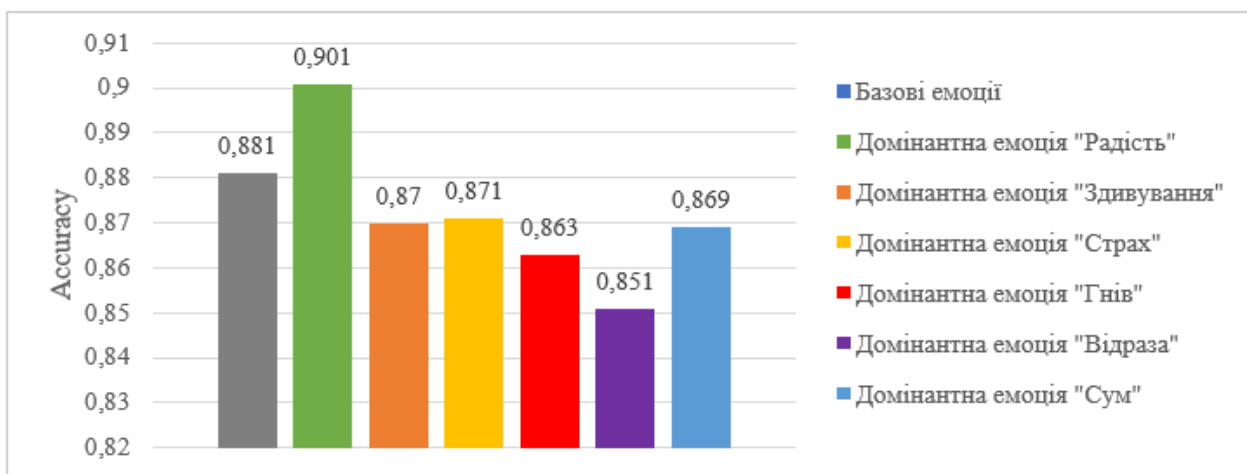


Рисунок 4.1 – Діаграма розподілу оцінок точності для всіх навчених моделей

Також, за отриманими результатами було обчислено загальну точність роботи розробленого методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP, шляхом обчислення середнього арифметичного за показниками точності всіх натренованих моделей, що дорівнює 86,3%. Отже, запропонований метод здатний правильно визначати емоційні складові та наміри спілкування у 86,3% вхідних текстових повідомлень.

Висновки до розділу 4

Отже, було реалізовано прикладне застосування методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP у вигляді віконного застосунку. Використовуючи розроблений застосунок, користувачі мають змогу вводити текстові повідомлення для аналізу у відповідне поле та переглядати результати визначення емоційних складових та намірів спілкування. Результати роботи методу представляються у вигляді двох переліків. В першому переліку містяться відсоткові оцінки прояву шести базових емоцій та визначена домінантна емоція, тобто емоція з найбільшою оцінкою прояву. У другому переліку відображаються оцінки прояву намірів спілкування відносно визначеної домінантної емоції. Крім цього, додаткового

наводиться експертний опис визначеної домінантної емоції і відповідних їй намірів спілкування.

Програмна архітектура реалізованого застосунку складається з трьох окремих класів з різним набором методів. У першому класі реалізовано методи для попередньої обробки вхідних текстових повідомлень. Другий клас відповідає за аналіз вхідного текстового повідомлення використовуючи розроблений метод. У третьому класі відбувається створення графічного інтерфейсу користувача та обробка користувацьких запитів. Також, для програмної реалізації використовуються набори даних, які містять тексти із датасету та навчені моделі, які використовуються для аналізу вхідних текстових повідомлень.

У програмному застосунку реалізовано процес визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями. Для цього, реалізовано процес підготовки текстового повідомлення, який включає визначення мови та переклад на англійську, якщо необхідно, з подальшою попередньою обробкою тексту. Далі реалізовано процес визначення емоційних складових та описано варіанти визначення домінантних емоцій для ситуацій, коли текстове повідомлення може належати декільком емоційним складовим одночасно. Аналогічним чином було реалізовано процес визначення намірів спілкування.

Також, було проведено прикладне тестування створеного програмного застосунку, яке дозволило встановити коректність роботи реалізованого функціоналу. Таким чином, за результатами трьох перевірок, можна зробити висновок, що реалізована інформаційна система здатна класифікувати емоційні складники та наміри спілкування вхідних користувацьких текстових повідомлень.

Крім цього, використовуючи реалізований програмний застосунок, було проведено дослідження ефективності роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. За результатами проведеного дослідження встановлено, що точність роботи методу складає 86,3%. Отже, запропонований метод може бути використаний для визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстових повідомленнях.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра вирішує науково-технічну задачу визначення емоційних складників та намірів спілкування засобами обробки природної мови. Результатом роботи є розроблений метод визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP, що дозволяє за вхідним текстовим повідомленням отримувати перелік оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування та надавати експертний опис домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування. Для дослідження ефективності роботи даного методу та його прикладного використання було реалізовано інформаційну систему у вигляді віконного застосунку для визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями. Встановлено, що з використанням розробленого методу досягається покращення визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що визначає успішне досягнення мети кваліфікаційної роботи магістра.

В ході виконання кваліфікаційної роботи магістра було поставлено та вирішено такі завдання:

1. Проведено огляд емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації. В результаті цього, за емоційні складові прийнято вважати шість базових емоцій за класифікацією Пола Екмана. Також, запропоновано визначати наміри спілкування відносно кожної емоційної складової.

2. Проведено огляд сучасних методів та засобі вирішення задач в сфері обробки природної мови та вирішено використати модель глибокого навчання BERT, через її здатність до детального аналізу контексту текстового вмісту.

3. Розроблено метод для визначення емоційних складників та намірів спілкування за користувацькими текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати оцінки прояву емоційних складових та намірів спілкування для вхідного користувацького текстового повідомлення.

4. Реалізовано прикладне застосування запропонованого методу у вигляді інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

5. Досліджено ефективність роботи методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами NLP.

Проведені дослідження ефективності роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, доводять, що розроблений метод здатний розрізняти різні емоційні складові та похідні від них наміри спілкування, надаючи відсоткові оцінки прояву кожної з шести базових емоцій та відповідних намірів спілкування. За результатами проведеного дослідження встановлено, що точність роботи методу складає 86,3%.

Таким чином, створений метод може бути практично застосований для аналізу різноманітних текстових повідомлень, від коментарів користувачів соціальних мереж до відгуків у засобах електронної комерції, або інших видів текстової інформації із наявним вираженням емоційних настроїв.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в тому, що розроблено новий метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати наміри спілкування на основі домінантної емоції тексту для вхідного текстового повідомлення. За темою кваліфікаційної роботи автором виконано три наукові публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions» на XLIV міжнародній науково-практичній конференції «The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World» (Dubrovnik, Croatia) 23-24 жовтня 2024 року та у доповіді «Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м. Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року [51, 52].

Перелік посилань

1. Смализька О. А. Роль емоцій у міжособистісному спілкуванні. Репозитарій Уманського державного університету імені Павла Тичини «Наука. Освіта. Молодь». 2023. № 16. С. 330–332.
2. Удадесс М. А. Емоційний інтелект та його роль в житті людини. Proceedings of the XVII International Scientific and Practical Conference. Tokyo. 2022. С. 937–938.
3. Nandwani P., Verma R. A review on sentiment analysis and emotion detection from text. Social network analysis and mining. 2021. №11. URL: <https://doi.org/10.1007/s13278-021-00776-6>
4. Вікіпедія. Пол Екман. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Пол_Екман
5. Shiota M. N. Basic and discrete emotion theories. Emotion Theory: The Routledge Comprehensive Guide. Routledge. 2024. pp. 310–330
6. Alexander R., Aragón O. R., Bookwala J., Cherbuin N., Gatt J. M., Kahrilas I. J., Styliadis C. The neuroscience of positive emotions and affect: Implications for cultivating happiness and wellbeing. Neuroscience & Biobehavioral Reviews. Volume 121. 2021 pp. 220–249.
7. Eben C., Billieux J., Verbruggen F. Clarifying the role of negative emotions in the origin and control of impulsive actions. Psychologica Belgica, 60.1. 2020. pp. 1–17. URL: <https://doi.org/10.5334/pb.502>
8. IBM. What is natural language processing? URL: <https://www.ibm.com/topics/natural-language-processing>
9. Olenych I., Prytula M., Sinkevych O., Khamar O. System of Automatic Determination of Ukrainian Text Tone. 2021 IEEE 12th International Conference on Electronics and Information Technologies. 2021. pp. 80–83.
10. Shakhovska N., Shakhovska K. The Method of Text Tonality Classification. 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies. 2020. pp. 19–23.
11. Denovo. Що таке Machine Learning? URL: <https://denovo.ua/resources/what-is-machine-learning>

12. Wahba Y., Madhavji N., Steinbacher J. A comparison of svm against pre-trained language models (plms) for text classification tasks. International Conference on Machine Learning, Optimization, and Data Science. Switzerland. 2022. pp. 304–313. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-25891-6_23
13. Kelly A., Johnson M. A. Investigating the statistical assumptions of Naïve Bayes classifiers. 2021 55th annual conference on information sciences and systems. 2021. pp. 1–6.
14. Yanxiong S., Yeli L., Qingtao Z., Yuning B. Application research of text classification based on random forest algorithm. 2020 3rd international conference on advanced electronic materials, computers and software engineering. 2020. pp. 370–374.
15. Stfalcon. Глибоке навчання: що це таке? URL: <https://stfalcon.com/uk/blog/post/deep-learning-what-it-is>
16. Reveal. BERT, MBERT, and the Quest to Understand. URL: <https://www.revealdata.com/blog/bert-mbert-and-the-quest-to-understand>
17. Unite.AI. Що таке RNN і LSTM у Deep Learning? URL: <https://www.unite.ai/uk/what-are-rnns-and-lstms-in-deep-learning/>
18. Deepgram. XLNet. URL: <https://deepgram.com/ai-glossary/xlnet>
19. Google Scholar. URL: <https://scholar.google.com.ua>
20. Wankhade M., Rao A. C. S., Kulkarni C. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges. Artificial Intelligence Review. Volume 55. 2022. pp. 5731–5780.
21. Peng S., Cao L., Zhou Y., Ouyang Z., Yang A., Li X., Yu S. A survey on deep learning for textual emotion analysis in social networks. Digital Communications and Networks. Volume 8. Issue 5. 2022. pp. 745–762.
22. Plaza-del-Arco F. M., Halat S., Padó S., Klinger R. Multi-task learning with sentiment, emotion, and target detection to recognize hate speech and offensive language. Forum for Information Retrieval Evaluation. 2021. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2109.10255>
23. Google. Natural Language AI. URL: <https://cloud.google.com/natural-language>
24. OpenAI. ChatGPT. URL: <https://openai.com/index/chatgpt>

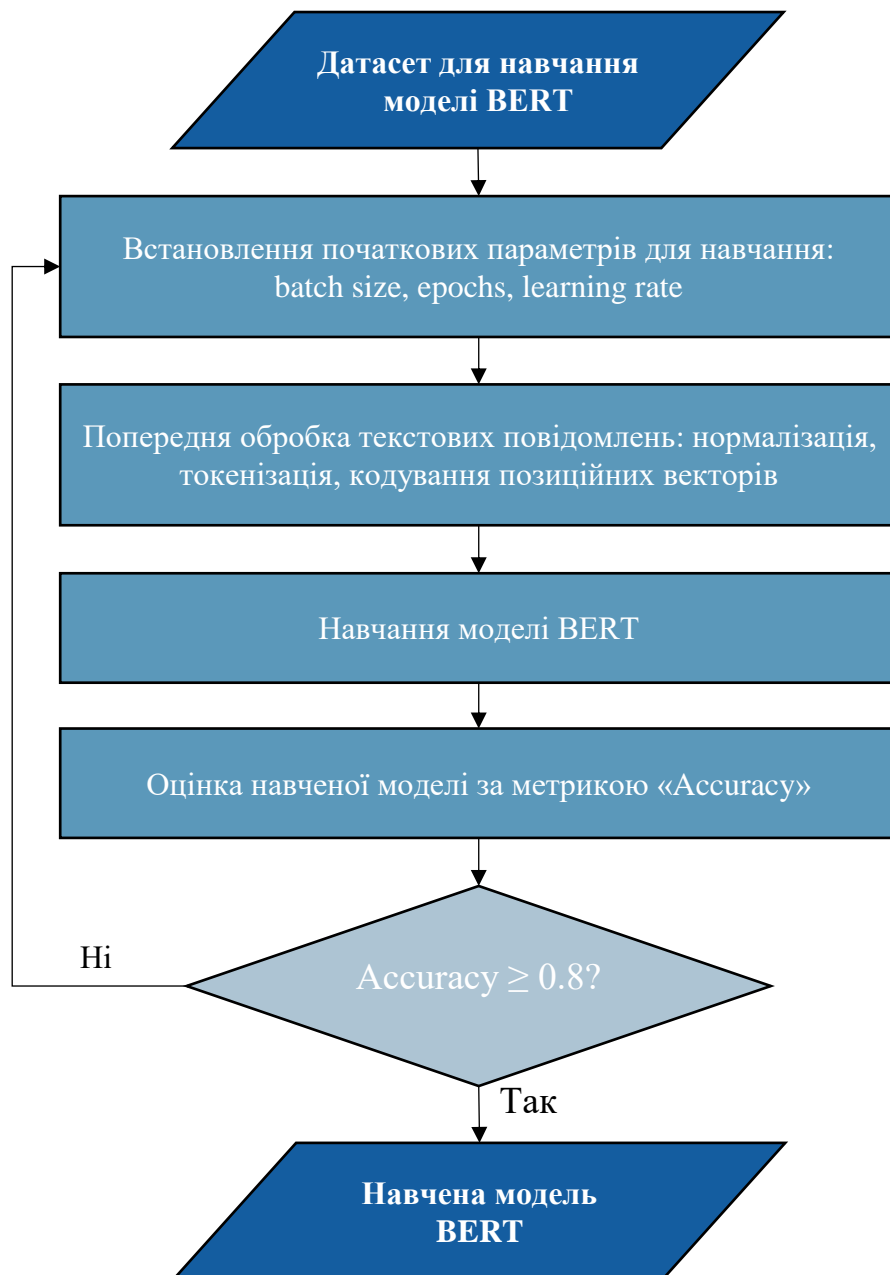
25. Imentiv AI. Text Emotion Analysis. URL: <https://imentiv.ai/product-use-cases/text-emotion-recognition/>
26. Medium. Real World ML — Understanding Batch Size. Train Faster and Better Deep Learning Models. URL: <https://medium.com/@juanc.olamendy/real-world-ml-understanding-batch-size-train-faster-and-better-deep-learning-models-2b24c353e292>
27. Sabrepc. Epochs, Batch Size, Iterations – How are They Important to Training AI and Deep Learning Models. URL: <https://www.sabrepc.com/blog/Deep-Learning-and-AI/Epochs-Batch-Size-Iterations>
28. Вікіпедія. Темп навчання. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Темп_навчання
29. Devopedia. Text Normalization. URL: <https://devopedia.org/text-normalization>
30. Hugging Face. WordPiece tokenization. URL: <https://huggingface.co/learn/nlp-course/chapter6/6>
31. Вікіпедія. Шумові слова. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Шумові_слова
32. Вікіпедія. Лематизація. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Лематизація>
33. Netguru. Accuracy in AI: Artificial Intelligence Explained. URL: <https://www.netguru.com/glossary/accuracy-in-ai>
34. UvA DL Notebooks. Tutorial 6: Transformers and Multi-Head Attention. URL: https://uvadlc-notebooks.readthedocs.io/en/latest/tutorial_notebooks/tutorial6/Transformers_and_MHAttention.html
35. Geeks for geeks. Feedforward neural network. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/feedforward-neural-network/>
36. Medium. Layer Normalization. URL: <https://medium.com/@sujathamudadla1213/layer-normalization-48ee115a14a4>
37. Вікіпедія. Softmax. URL: <https://uk.wikipedia.org/wiki/Softmax>
38. Освіта UA. Експертні системи: особливості застосування. Реферат. URL: <https://osvita.ua/vnz/reports/management/13574/>

39. GitHub. goemotions URL: <https://github.com/google-research/google-research/tree/master/goemotions>
40. Reddit. URL: <https://www.reddit.com/>
41. Codecademy. What is CRUD? URL: <https://www.codecademy.com/article/what-is-crud>
42. Serokell. Pros and Cons of Python Programming Language. URL: <https://serokell.io/blog/python-pros-and-cons>
43. SQLAlchemy. The Python SQL Toolkit and Object Relational Mapper. URL: <https://www.sqlalchemy.org/>
44. Kivy. URL: <https://kivy.org>
45. PyPI. Googletrans. URL: <https://pypi.org/project/googletrans/>
46. Google Cloud. Cloud Translation API. URL: <https://cloud.google.com/translate/docs/reference/rest>
47. PyTorch. URL: <https://pytorch.org/>
48. Pandas. URL: <https://pandas.pydata.org/>
49. Scikit-learn. URL: <https://scikit-learn.org/stable/>
50. Hugging Face. Transformers. URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/index>
51. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutskya O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World». Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.
52. Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». Хмельницький, 15-16 листопада. 2024. с. 51-58.

ДОДАТКИ

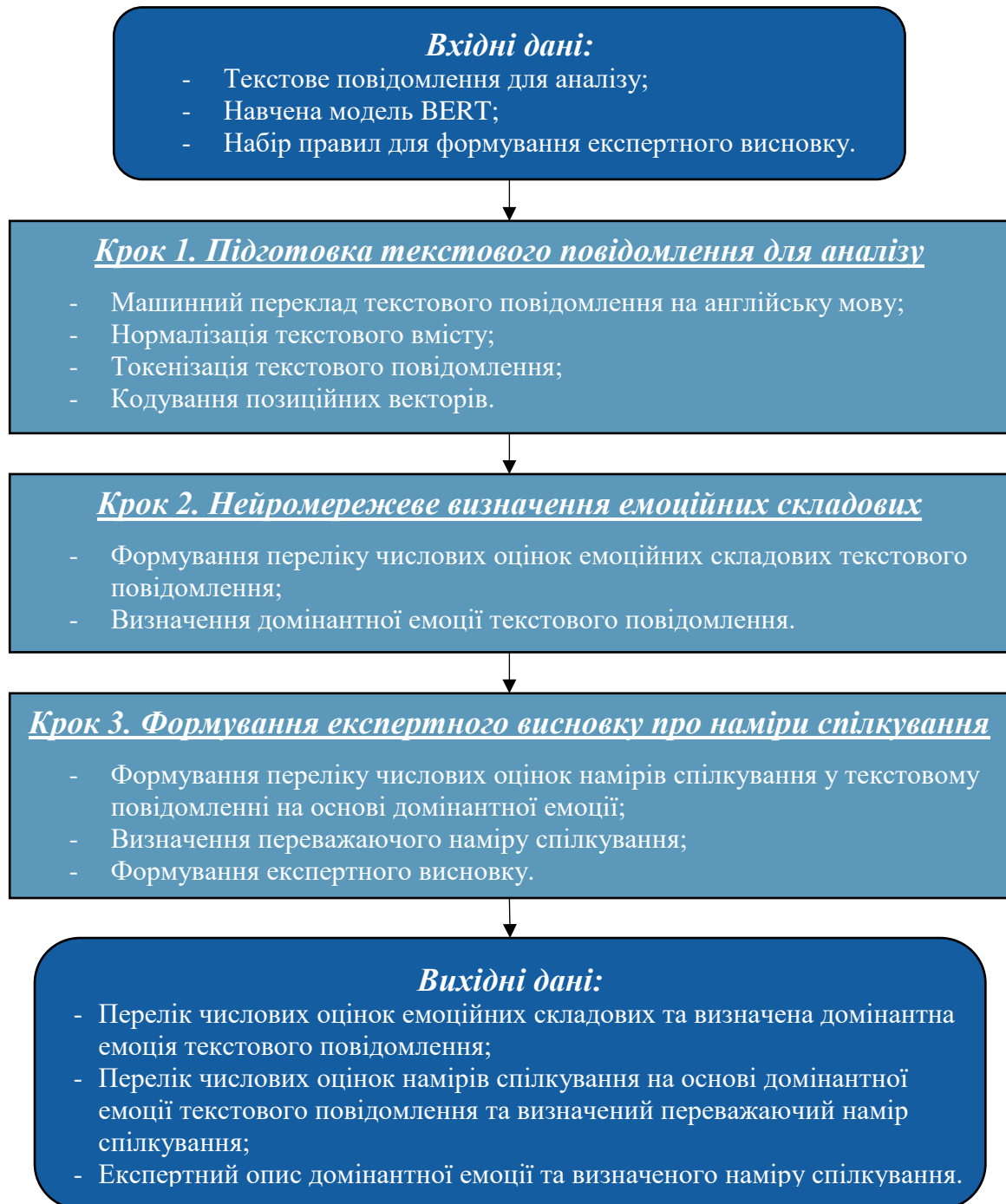
Додаток А

Схема процесу навчання моделі BERT



Додаток Б

Схема та кроки методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями



Додаток В

Типова архітектура моделі глибокого навчання BERT

Вхідний шар (Input Layer)

- Токенізація вхідного текстового повідомлення;
- Кодування позиційних векторів.

Шари багатоголової уваги (Multi-Head Attention Layers)

- Аналіз семантичних зв'язків між усіма словами текстового повідомлення за допомогою механізму багатоголової уваги.

Шари нейронних мереж прямого поширення (Feedforward Neural Networks Layers)

- Обробка інформації отриманої через механізм уваги використовуючи нейронні мережі прямого поширення з функціями активації.

Шари нормалізації (Normalization Layers)

- Нормалізація шарів для стабілізації навчання та зменшення впливу шуму на результат.

Вихідний шар (Output Layer)

- Відображення отриманих результатів у вигляді ймовірностей.

Додаток Г

Структура інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування



Додаток Д

Світлина наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

Наукові публікації:

1. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.

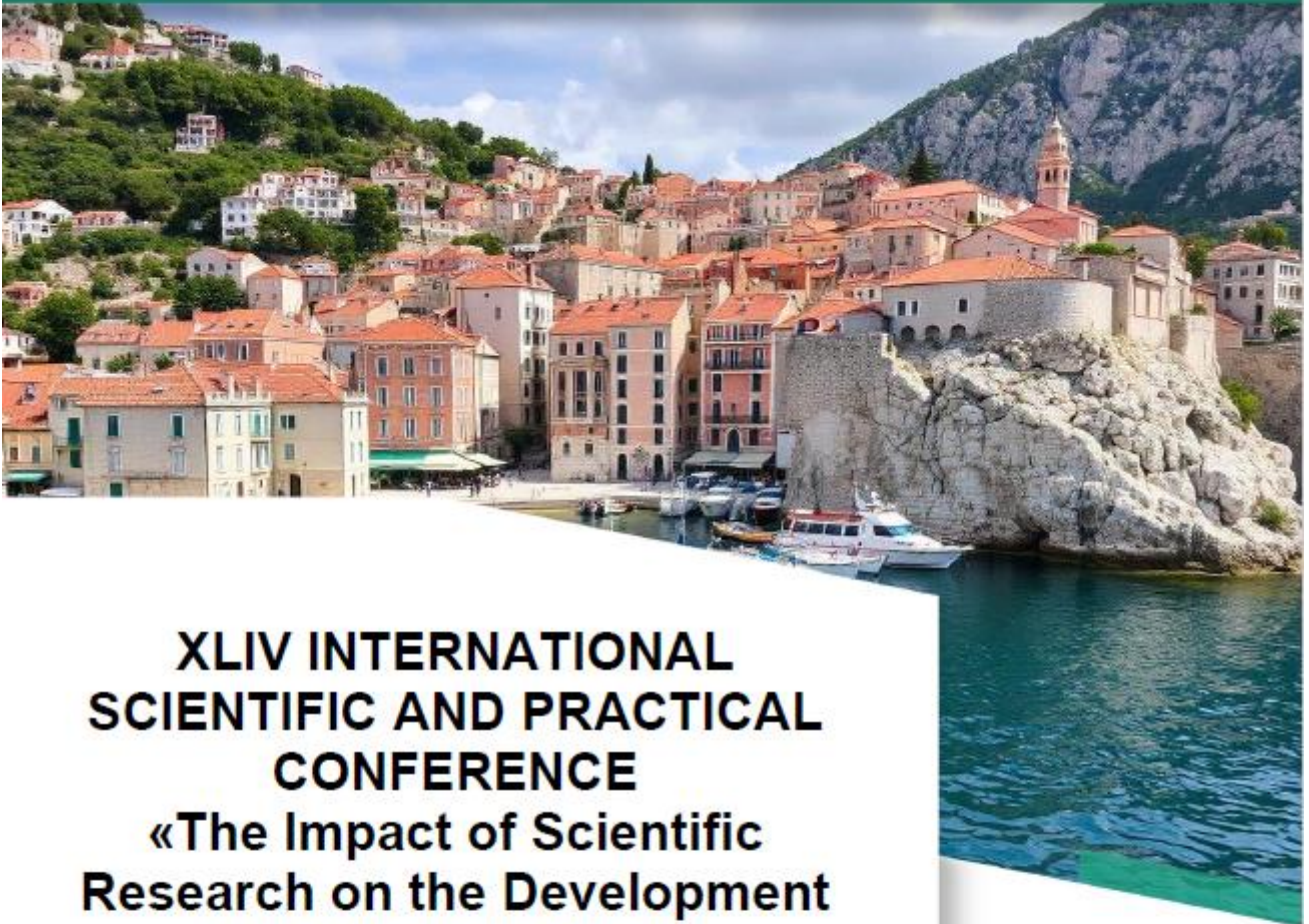
2. Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 51-58.

3. Блажук В.Д., Мазурець О.В., Дідур В.О., Залуцька О.О. Виявлення емоційних складових і намірів спілкування за відомостями користувачів нейромережевими засобами. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №1. (Довідка з редакції).



ISU

INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY



**XLIV INTERNATIONAL
SCIENTIFIC AND PRACTICAL
CONFERENCE
«The Impact of Scientific
Research on the Development
of the Modern World»**

October 23-25, 2024
Dubrovnik, Croatia

ISBN 978-617-8427-34-4

DOI 10.70286/ISU-23.10.2024

SECTION: FINANCE AND BANKING

Сидоренко-Мельник Г., Козирод О. ТРАНСФОРМАЦІЯ ФІНАНСОВОЇ СЛУЖБИ ПІДПРИЄМСТВА В УМОВАХ ВОЄННОГО СТАНУ.....	76
---	----

SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY & CYBERSECURITY

Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. AN APPROACH TO USING THE MBERT DEEP LEARNING NEURAL NETWORK MODEL FOR IDENTIFYING EMOTIONAL COMPONENTS AND COMMUNICATION INTENTIONS.....	79
---	----

Аушева Н.М., Яковенко О.І. ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ БЕЗПЕРЕРВНОЇ ІНТЕГРАЦІЇ ТА РОЗГОРТАННЯ У ХМАРНИХ СЕРЕДОВИЩАХ ЗА ДОПОМОГОЮ AWS CDK.....	84
---	----

Udovenko S., Zatkhey V., Teslenko O. NEURAL NETWORK TECHNOLOGY FOR CORRECTING ERRORS IN ENGLISH-LANGUAGE TEXT DOCUMENTS.....	87
---	----

Kharysh I., Mazurets O., Sobko O. DESIGNING CNN NEURAL NETWORK MODEL FOR DETECTING FRACTURES OF LOWER EXTREMITIES BY X-RAY IMAGES.....	91
---	----

Аушева Н.М., Лебідинський Н.С. УПРАВЛІННЯ ІНФРАСТРУКТУРОЮ ЗА ДОПОМОГОЮ DEVOPS ПРОЦЕСІВ.....	96
--	----

SECTION: INTERNATIONAL RELATIONS

Братчук У.П. КОНЦЕПЦІЯ СТАЛОГО РОЗВИТКУ У КОНТЕКСТІ РЕСТРУКТУРИЗАЦІЇ СВІТОВОЇ ФІНАНСОВОЇ СИСТЕМИ.....	99
--	----

SECTION: JOURNALISM

Крецу А., Олексенко В. ПРО НЕДОСТАТНІЙ ПРОФЕСІОНАЛІЗМ ЖУРНАЛІСТІВ У ВИСВІТЛЕННІ ПИТАНЬ КУЛЬТУРИ.....	103
---	-----

**SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY AND
CYBERSECURITY**

**AN APPROACH TO USING THE MBERT DEEP
LEARNING NEURAL NETWORK MODEL FOR
IDENTIFYING EMOTIONAL COMPONENTS AND
COMMUNICATION INTENTIONS**

Blazhuk Viktoria

Postgraduate student

Mazurets Oleksandr

Ph.D in Engineering Science, Associate Professor

Zalutskia Olha

Teacher

Computer Science Department

Khmelnytskyi National University, Ukraine

Emotions play a key role in text communication, helping people describe their feelings and sensations and determine the intent of their text messages [1]. Each of the six basic emotions has its specific manifestations in the text, which depend on the choice of marker words, punctuation marks and the size of the text message. Analyzing the emotions contained in the text helps to better understand the intentions of the author of the text message. To determine emotional components in text messages, it is necessary to use natural language processing methods [2, 3]. Further, on the basis of the determined emotional components, it is possible to formulate conclusions regarding communication intentions, which are transmitted by text messages [4].

The purpose of the work is to develop an approach to using the mBERT deep learning neural network model for identifying emotional components and communication intentions.

In accordance with the purpose of the work, a method of determining emotional components and communication intentions in text messages using natural language processing was developed, which consists of three steps. First, a text message is prepared for analysis, according to which the dominant emotion is determined in the second step and an expert opinion regarding the communication intentions in the third step.

The method uses the following input data:

- text message for analysis;
- mBERT deep learning model;
- datasets for model training;
- set of rules for forming an expert opinion.

The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

A text message to analyze is any text that the user of the application wants to analyze. It is best to choose such texts in which the expression of emotions is well followed. Such texts are usually reviews of goods or services in e-commerce tools, or comments and posts on social networks. After all, it is in such text messages that people most often express their attitude to something, so they are filled with emotionally colored vocabulary.

Neural network model mBERT (Multilingual Bidirectional Encoder Representations from Transformers) is a multilingual transformer model that takes into account the context of words located both to the left and to the right of the selected word. This allows you to understand the meaning of each word in the context of the entire text. For this, the mBERT model uses multilayer transformers that are capable of analyzing text in two directions. Thus, after training on a large corpus of data, the model is able to understand both the context of text messages as a whole, and specific words and phrases that affect the expression of emotions in the text [5, 6]. The advantage of this model is the high accuracy of determining emotional components in text messages due to deep contextual understanding of the text. Also, this model is trained to work in 104 languages, including Ukrainian. mBERT is well suited for solving NLP tasks, in particular for identifying emotional components in text messages. Although the mBERT model is already trained on large data sets, in order to adapt it to a specific task, it is necessary to carry out additional training on the prepared dataset. For the method of determining the emotional components and communication intentions in text messages using natural language processing tools, a dataset will be used, which will contain text messages divided into 6 basic emotions: joy, surprise, anger, fear, disgust, sadness [1].

The first step of the method involves the preparation of a text message for analysis and machine translation of English-language datasets for model training. Given that the mBERT model is quite flexible and can work with texts without extensive pre-processing, some manipulation of the text is still necessary to make it understandable to the model.

First, you need to normalize the text, which includes bringing words to lower case and removing unnecessary characters. Lowercase words are necessary to avoid processing the same words written in different cases. Removing unnecessary characters such as punctuation marks or special characters will allow the model to focus only on the important parts of the text message.

Next, it is necessary to tokenize the text message. The mBERT model has a built-in tokenizer based on WordPiece, which does not require additional settings. The tokenizer breaks the text array into smaller units - tokens. This is one of the most important initial steps, because the text is converted into a format that the model understands. It is worth noting that tokenization in mBERT can break the text not only into individual words, but also into parts of words, which allows the model to better recognize new or unfamiliar words by breaking them into more familiar parts. For example, the word "uncontrolled" can be tokenized into the following parts: "un", "controll" and "ed".

The last step in the preprocessing of a text message is the coding of position vectors. After a text message is broken down into tokens, each token is encoded into

The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

a numeric index that allows to remember the position of the token in the text. These indices are the input data for the mBERT model. Coding of position vectors is a very important step in the preparation of input text, because information about the order of words in a text message is critical for understanding the context.

Often, text preprocessing may include steps such as stop word removal and lemmatization. Stop words are general words that do not add significant meaning to the content of the text ("and", "or", "but") [7]. However, for the mBERT model, the removal of stop words is not necessary, because it can learn to ignore the extra noise on its own. As for lemmatization, it is the process of reducing words to their basic form (for example, "run", and "running" are reduced to the form "run") [8]. Deep learning models are able to recognize semantic relationships even in different word forms, therefore, for the mBERT model, lemmatization can be dispensed with.

In the second step of the method, a list of emotional components is formed and the dominant emotion is determined in the analyzed text message. However, first it is necessary to adapt the mBERT model to the task of determining the emotional components of a text message. To do this, the model needs to be trained on a previously prepared data set that contains texts with labels. During additional training, the model will learn to distinguish texts based on six basic emotions.

The trained model is able to determine the emotional components of a text message, forming a list of those emotions that appear in the text. Also, on the basis of numerical evaluations for each determined emotion, the dominant emotion of the text is determined, that is, the emotion whose manifestation is most pronounced.

In the last third step, an expert opinion is formed on communication intentions based on the determined dominant emotion. For example, if the dominant emotion is sadness, then the intention of communication can be: expression of grief, deep thoughts, boredom or even depression. For this, the model is trained on separately prepared data sets for each communication intention.

In addition, a list of words and phrases is formed, which have a significant emotional load and have the greatest impact on determining the intention of communication. In this way, the justification of the expert opinion is carried out.

As a result of performing the specified sequence of steps, the following output data of the method of determining emotional components and communication intentions by means of natural language processing will be obtained:

- list of emotional components and the determined dominant emotion of the text message;
- expert opinion on communication intentions;
- list of emotionally colored words and phrases.

To implement the method of determining emotional components and communication intentions by means of natural language processing, the mBERT deep learning model built on the architecture of transformers is used. The structure of the mBERT model is similar to most other transformers and consists of five main layers that interact with each other to create a powerful natural language processing tool (Figure 1).

The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

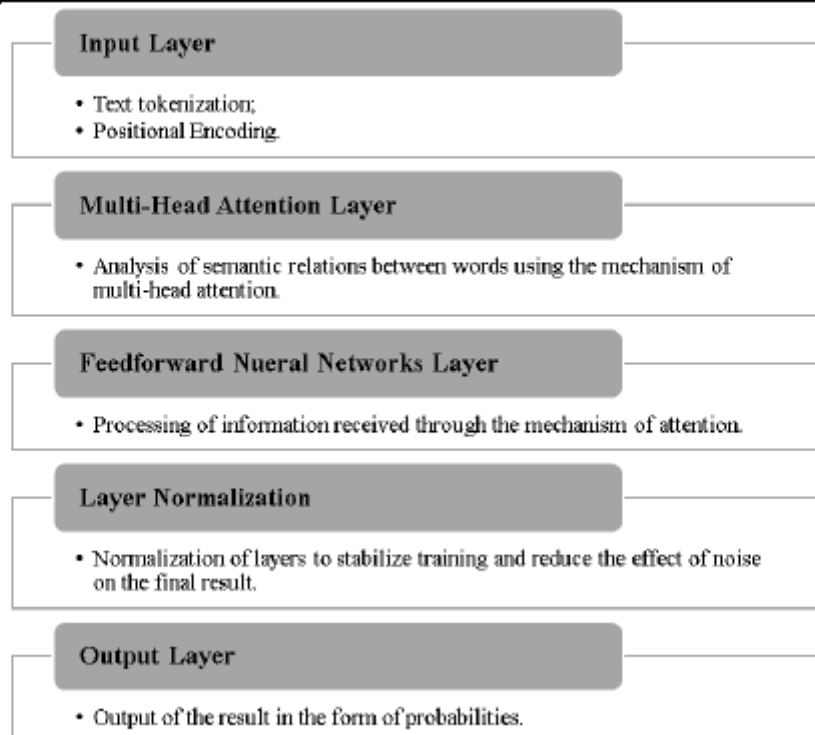


Figure 1. Architecture of mBERT deep learning model.

The first is the input layer, where text messages are processed. First, the text is split into tokens using a special built-in tokenizer. Tokenization in mBERT is based on sequential segmentation, with the help of which the model can process even unknown words by breaking them into parts. Next, in order to understand the order of words in the text, positional vectors are coded. To do this, a position vector is added to each token, which corresponds to the order of the token's location in the text message.

The multi-head attention layer is key to all transformer-based models, allowing it to process the connections between all the words in the text simultaneously. The attention mechanism in mBERT is that while processing each word, the model focuses on all other words of the text, which allows better analysis of the context by understanding how the analyzed word is related to other words in the text. As for multi-headedness, this means that the attention mechanism is divided into several heads, each of which analyzes different aspects of the connections between words, which makes it possible to consider different parts of the context in parallel.

After each layer of attention, the model transmits the received information through a layer of feedforward neural networks. This layer includes a two-layer neural network with activation functions that increases the ability of the mBERT model to perform complex non-linear transformations, allowing for a better understanding of the information received through the attention mechanism.

Next, it is necessary to perform layer normalization (Layer Normalization) in order to stabilize learning and reduce the impact of noise on the result. This makes it

The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

possible to make learning more stable and improve the adaptability of the model to solving complex problems.

On the output layer (Output Layer) the result of text message processing is formed. First, the raw values of the probability of the text belonging to each of the categories are obtained, that is, the probability of the manifestation of emotional components in the analyzed text message. Next, with the help of the Softmax function, numerical values of the manifestation of emotional components are obtained and the main dominant emotion is determined, that is, the emotion with the greatest probability.

So, the problem of using the mBERT deep learning neural network model for identifying emotional components and communication intentions was considered. For this purpose, a method of determining the emotional components and communication intentions of text messages using natural language processing tools was developed, which is capable of determining the emotional components and dominant emotion of a text message and forming an expert opinion regarding the communication intentions based on the determined dominant emotion with justification in the form of a list of emotionally colored words and phrases. To solve the task of identifying emotional components from text messages, the mBERT model revealed several key advantages, the main one of which is a deep understanding of the context, thanks to bidirectional learning and a multi-headed attention mechanism. This allows to capture complex emotional connections between words in the text, even if the context depends on the order of the words. Another feature of the mBERT model is its high adaptability to new words thanks to the sequential segmentation of words into tokens. This is especially relevant when analyzing text messages from social networks, where informal vocabulary is mostly used.

According to the results of the research, it is confirmed that the mBERT deep learning model architecture provides powerful tools for natural language processing, in particular, for solving the problem of determining emotional components and communication intentions from text messages. Thanks to the use of mechanisms of multi-headed attention, mBERT is able to capture the most subtle expressions of emotions in texts.

References

1. Shiota M. N. Basic and discrete emotion theories. *Emotion Theory: The Routledge Comprehensive Guide*. Routledge. 2024. Pp. 310–330.
2. Shakhovska N., Shakhovska K. The Method of Text Tonality Classification. 2020 IEEE 15th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies. 2020. Pp. 19–23.
3. Zalutska O., Molchanova M., Sobko O., Mazurets O., Pasichnyk O., Barmak O., Krak I. Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network. *CEUR Workshop Proceedings*, 2023, vol. 3387. Pp. 344–356.
4. Nazarov V., Molchanova M. Information System for Detecting Abusive Speech in Audio Content by Means of Natural Language. *Proceedings of V International Scientific and Practical Conference «Modern strategies of global scientific*

The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World

solutions». December 27-29, 2023. Stockholm, Sweden, International Scientific Unity. Pp. 132-135.

5. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Prosvitliuk M Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation. Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International scientific and practical conference. June 12-14, 2024. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.

6. Mazurets O.V., Sobko O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Yurchak A.V. Practical Implementation of Neural Network Method for Stress Features Detection by Social Internet Networks Posts. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference «Scientific Review of the Actual Events, Achievements and Problems». May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. 2024. Pp. 160-167.

7. Sobko O., Mazurets O., Didur V., Chervonchuk I. Recurrent Neural Network Model Architecture for Detecting a Tendency to Atypical Behavior Of Individuals by Text Posts. Theoretical and Practical Aspects of Modern Research. Proceedings of XXVI International scientific and practical conference. June 5-7, 2024. International Scientific Unity. Ottawa, Canada. 2024. Pp. 113-117.

8. Krak I., Zalutska O., Molchanova M., Mazurets O., Bahrii R., Sobko O., Barmak O. Abusive Speech Detection Method for Ukrainian Language Used Recurrent Neural Network. CEUR Workshop Proceedings, 2024, vol. 3688. Pp. 16-28.

ОПТИМІЗАЦІЯ ПРОЦЕСУ БЕЗПЕРЕРВНОЇ ІНТЕГРАЦІЇ ТА РОЗГОРТАННЯ У ХМАРНИХ СЕРЕДОВИЩАХ ЗА ДОПОМОГОЮ AWS CDK

Аушева Наталія Миколаївна

доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри ЦТЕ

Яковенко Олександр Ігорович

здобувач вищої освіти магістерського рівня

Інститут атомної та теплової енергетики

Національний технічний університет України "Київський політехнічний

інститут імені Ігоря Сікорського", Україна

У сучасному світі швидка доставка програмного забезпечення та його постійне оновлення стають критично важливими для підтримки конкурентоспроможності компаній. Традиційні методи розробки, тестування та розгортання програмних продуктів часто не відповідають вимогам ринку, що постійно змінюється. Тому багато організацій звертаються до практик безперервної інтеграції та безперервного розгортання, щоб прискорити випуск програмного забезпечення, підвищити його надійність та знизити ризики. У цьому контексті особливого значення набувають хмарні технології, які

Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ
за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»

15-16 листопада 2024

Хмельницький 2024

Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О. Інтелектуальне визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.....	51
Бондар О.М., Лисенко С.М. Дослідження систем для високопродуктивних обчислень на мобільних пристроях із використанням хмарних технологій	59
Бондарук О.В., Лисенко С.М. Дослідження відомих методів управління даними в хмарному середовищі	63
Бохонько О.О., Лисенко С.М. Побудова моделі атаки соціальної інженерії типу Trojan Mail.....	67
Брицький В.В., Медзатий Д.М. Метод симуляції енергоспоживання мікроконтролера	71
Варук В.К., Форкун Ю.В. Аналіз програмних методів та засобів виявлення фейкових новин	73
Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення множин цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті.....	78
Вовк С.В., Бармак О.В., Скрипник Т.К., Пасічник О.А. Метод рекомендацій за аналізом попередньої купівельної поведінки клієнта засобами машинного навчання для вебсистеми ігрових консолей та аксесуарів	83
Вознюк В.І., Петляк Н.С. Аналіз методів виявлення вторгнень у мережі CAN-bus	90
Вознюк О.О., Джулій А.В., Джулій В.М. Алгоритм ідентифікації об'єктів в базах даних	94
Войтков А.О., Лисенко С.М. Дослідження методів та систем управління безпекою на основі смарт-контрактів ..	98
Войченко Р.О., Стецюк М.В. Виявлення аномалій в інтернет-пристроях.....	102
Вонсович Б.А., Пасічник О.А., Скрипник Т.К., Вознюк Л.О. Метод виявлення корозійних уражень методами інтелектуального аналізу даних для рекомендаційної системи визначення стану металевих конструкцій	106

УДК 004.8

Блажук В.Д., Подгорнюк І.О., Мазурець О.В., Залуцька О.О.

*Хмельницький національний університет***ІНТЕЛЕКТУАЛЬНЕ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНИХ СКЛАДОВИХ ЗА
ТЕКСТОВИМИ ПОВІДОМЛЕННЯМИ ЗАСОБАМИ ОБРОБКИ ПРИРОДНОЇ
МОВИ**

Запропоновано метод визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, який здатен формувати перелік числових оцінок прояву емоційних складових та визначати домінуючу емоцію текстового повідомлення, формуючи експертний висновок, щодо намірів спілкування на основі визначеної домінуючої емоції з експертним описом домінуючої емоції.

A method of determining the emotional components of text messages by means of natural language processing is proposed, which is capable of forming a list of numerical evaluations of the manifestation of emotional components and determining the dominant emotion of a text message, forming an expert opinion on communication intentions based on the determined dominant emotion with an expert description of the dominant emotion.

Природа виникнення та інтенсивність прояву емоцій залежить від багатьох компонентів. Наприклад, внутрішні переживання та відчуття людини, можна віднести до суб'єктивного компоненту, адже для кожного це все є індивідуальним та залежить від особистого досвіду суб'єкта. До фізіологічного компоненту можна віднести реакції організму на певний емоційний стан, такі як прискорене серцебиття або зміна дихання. Також, є когнітивний компонент, який включає оцінку ситуації, що викликала емоцію з метою інтерпретувати та пояснити відчуття. Зовнішній прояв емоцій, який включає в себе міміку, жестикулювання та зміни в голосі – це поведінковий компонент, який допомагає людям розуміти прояви емоцій одне одного. Останній компонент – це мотиваційний компонент, який характеризується тим, що емоції часто спонукають людей до певних дій, наприклад, страх змушує людину тікати [2]. Усі описані компоненти взаємодіють між собою, формуючи індивідуальний досвід людини, щодо сприйняття та вираження емоцій. Також, сукупність описаних компонентів визначає те, які саме емоції відчуватиме людина стосовно тієї чи іншої ситуації.

Існує декілька класифікацій емоцій. Найпростішою є бінарна класифікація, відповідно до якої емоції поділяються на позитивні та негативні [1]. Часто, ця класифікація доповнюється третім класом – нейтральними емоціями. Такий підхід часто використовується для визначення емоційного забарвлення тексту за шкалою позитивності та негативності.

Крім простої бінарної класифікації є й більш складніші теорії поділу емоцій. Одну із найвідоміших класифікацій емоцій запропонував американський психолог Пол Екман, відповідно до якої існує шість базових емоцій: радість, здивування, страх, гнів, відраза, сум (Рисунок 1) [2]. Ці емоції можна вважати універсальними для кожної людини, незалежно від статі, віку, культури чи релігійних поглядів. Проте, суб'єктивні, фізіологічні, когнітивні та поведінкові прояви можуть відрізнятися залежно від індивідуальних характеристик людини.



Рисунок 1 – Класифікація емоцій запропонована Полом Екманом [2]

Першою емоцією є радість (joy), яка в бінарній класифікації відноситься до позитивних емоцій. Радість виникає коли людина переживає приємні події. Радість супроводжується відчуттям щастя, задоволення, комфорту та спокою. Фізіологічними проявами радості є посмішка, енергійність, відчуття тепла по всьому тілу. Відчуваючи радість людина може прагнути поділитись цим відчуттям з іншими, тому значно підвищується соціальна активність, що мотивує людину до пошуку нового позитивного досвіду [3].

Наступною емоцією є здивування (surprise), яке важко однозначно розділити на позитивне чи негативне, адже це залежить від ситуації. Здивування – це реакція людини на щось несподіване або нове. Фізіологічними проявами здивування можуть бути розширені очі, підняті брови, прискорене серцебиття. В стані здивування людина намагається зрозуміти, що відбувається, аналізуючи ситуацію, яка призвела до цього стану [3].

Страх (fear) – це, однозначно, негативна емоція, яка виникає у випадку виникнення загрози, як реальної так і уявної. Ця емоція є захисною реакцією на небезпеку, з метою уникнути її. Страх характеризується прискореним серцебиттям, напруженням м'язів, відчуттям холоду або тремтіння. Відчуваючи страх людина фокусується на загрозі та обдумує шляхи уникнення небезпеки [3].

Сильною негативною емоцією є гнів (anger). Гнів може бути реакцією на якісь негативні події, несправедливі ситуації, відчуття безсилля стосовно чогось, роздратування кимось. Часто, відчуття гніву змушує людей будь-якою ціною позбутись причини, яка викликає цю емоцію. Інколи, це призводить до агресивної та неконтрольованої поведінки стосовно інших людей [3].

Відраза (disgust) – це ще одна негативна емоція, яка є реакцією на щось неприємне або огидне. Відраза подібна до страху, адже також є захисним механізмом людини, який допомагає уникнути потенційно шкідливих та небезпечних речовин чи речей. Проявами відрази може бути зморщене обличчя, відведення погляду, відчуття нудоти та бажання позбутись об'єкту, який викликає ці відчуття [3].

Останньою емоцією у класифікації Пола Екмана є сум (sadness). Сум – це, також, негативна емоція, яка виникає внаслідок негативних подій, таких як втрата, невдача, розчарування, відчуття безпомічності. Сум може бути тривалим та негативно впливати на емоційний стан людини. Люди, які довгий час знаходяться в сумному стані, часто бувають відсторонені, неактивні та бажають проводити більше часу на одинці. Сум це небезпечна емоція, яка може призвести до депресії та інших психічних розладів [3].

Визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстових повідомленнях потребує використання технологій обробки природної мови (Natural Language Processing) [4, 5]. Обробка природної мови (NLP) – це галузь штучного інтелекту, яка відповідає за розробку та використання методів та алгоритмів автоматизованого аналізу природної мови, використовуючи комп'ютерні пристрої [6]. Основна мета фахівців з NLP – навчити електронні пристрої (комп'ютери, телефони та інші смарт гаджети) розуміти та генерувати природну мову на рівні людини, щоб забезпечити зручну та ефективну взаємодію людини з технікою [7, 8]. Використання технологій NLP дозволяє автоматизувати процес аналізу текстової інформації, включаючи визначення емоційних складових та намірів спілкування [9].

Новітні технології NLP використовують різні підходи для вирішення задач, пов'язаних із визначенням емоційних складових та намірів спілкування, включаючи: лексичні методи, методи на основі правил, машинне навчання та глибоке навчання [10, 11].

Лексичні методи визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстових повідомленнях полягають у використанні словників емоційних слів та фраз, де кожна текстова одиниця має конкретну емоційну вагу. Прикладом такого словника може бути словник тональності для бінарної класифікації в якому слова класифікуються за позитивним та негативним забарвленням. Проте, існують

словники, де слова класифікуються за шістьма базовими емоціями. При використанні словників важливо пам'ятати, що для кожної мови такий словник відрізнятиметься, адже при визначенні емоційного забарвлення варто враховувати стилістичні особливості мови, наприклад ідіоми [12].

Методи на основі правил використовують конкретні правила та шаблони, за допомогою яких визначається, як певні текстові одиниці впливають на емоційне забарвлення всього текстового повідомлення. Наприклад, використання підсилюючих слів може впливати на загальне емоційне забарвлення («дуже засмучений» матиме більшу негативну вагу ніж просто «засмучений»). Деякі з таких правил можуть бути універсальними для більшості мов. Проте, при створенні набору правил варто враховувати особливості кожної мови окремо [13].

Метою роботи є вирішення задачі визначення емоційних складових спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє для обраного досліджуваного тексту з використанням моделі глибокого навчання отримувати вихідні дані у вигляді визначеної емоційної складової.

Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови складається з трьох послідовних кроків (Рисунок 2). На першому кроці відбувається підготовка текстового повідомлення для аналізу. На другому кроці, на основі підготовленого текстового повідомлення визначається домінантна емоція. На останньому третьому кроці формується експертний висновок щодо намірів спілкування в залежності від раніше визначеної домінантної емоції текстового повідомлення [14]. Вхідними даними для роботи методу є текстові повідомлення для аналізу, навчена модель глибокого навчання mBERT для навчання якої використовується підготовлений датасет, та набір правил для формування експертного висновку.

Текстовим повідомленням для аналізу є будь-який текст, який користувач застосунку захоче проаналізувати. Краще за все, обирати такі тексти в яких добре прослідковується вираження емоцій. Такими текстами зазвичай є відгуки на товари чи послуги в засобах електронної комерції, або коментарі та дописи в соціальних мережах. Адже, саме в таких текстових повідомленнях люди найчастіше виражають своє ставлення до чогось, тому вони наповнені емоційно забарвленою лексикою.

mBERT – це потужна багатомовна модель глибокого навчання на основі архітектури трансформерів, яка добре підходить для вирішення NLP завдань, зокрема для визначення емоційних складових у текстових повідомленнях. Хоча модель mBERT вже навчена на великих корпусах даних, щоб адаптувати її під конкретне завдання потрібно провести додаткове навчання на підготовленому датасеті. Для методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови буде використовуватись датасет, який міститиме текстові повідомлення поділені на 6 базових емоцій: радість, здивування, гнів, страх, відраза, сум. Також, буде створено набір правил за якими формуватиметься експертний висновок, щодо намірів спілкування.

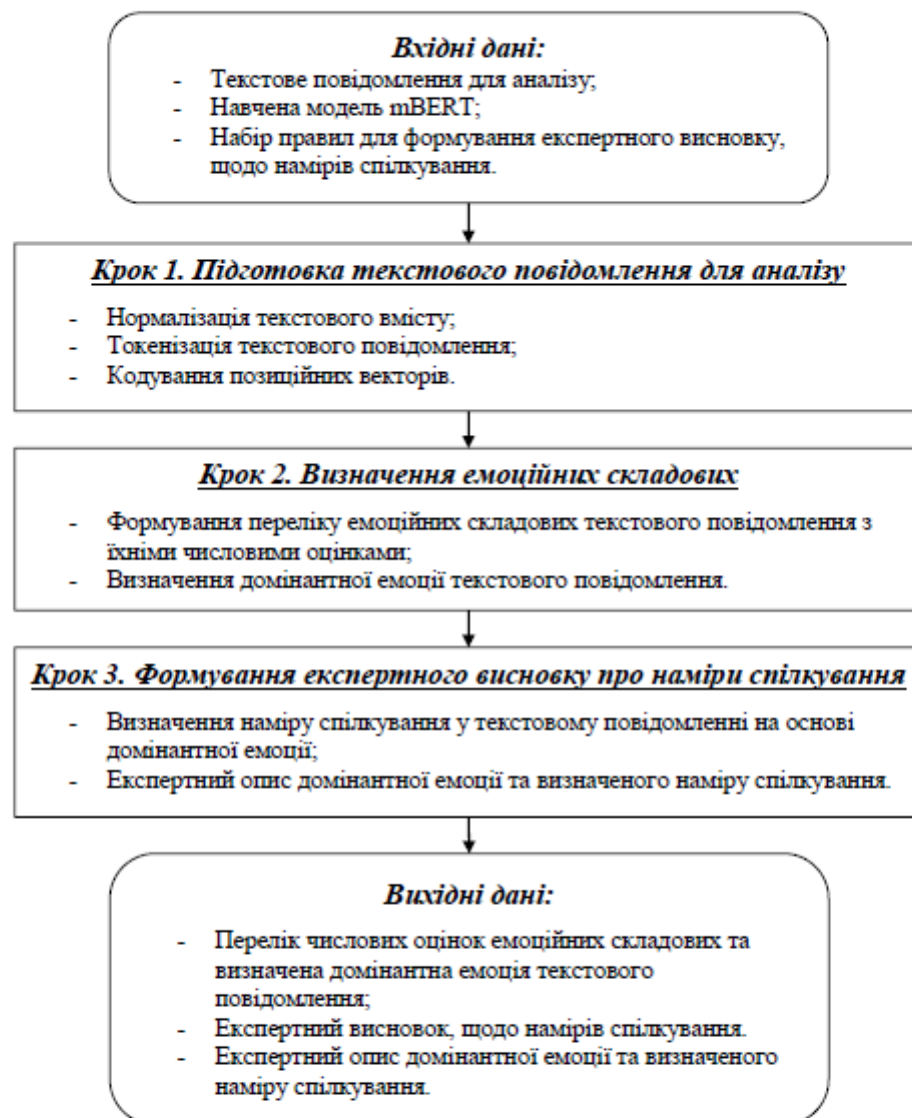


Рисунок 2 – Схема методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

Отже, спочатку необхідно адаптувати модель mBERT для вирішення завдання визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовим повідомленням. Для цього, потрібно провести додаткове навчання моделі на заздалегідь підготовленому наборі даних, який містить тексти з мітками. Оскільки, обраний датасет складається з англійських повідомлень, виникає необхідність в

використанні засобів машинного перекладу для перекладу датасету на українську мову. Таким чином, модель навчатиметься на україномовних текстових повідомленнях. Під час додаткового навчання модель навчатиметься розрізняти тексти за емоційними складовими та намірами спілкування.

Хоча модель mBERT є дуже гнучкою та може працювати з текстами без ретельної попередньої обробки, все ж необхідно провести деякі підготовчі операції з вхідним текстом, які зроблять його зрозумілішим для моделі.

Спочатку, необхідно провести нормалізацію тексту, яка передбачає приведення слів в нижній регістр та видалення непотрібних символів і знаків. Приведення слів до нижнього регістру необхідне для того, щоб уникнути обробки одних і тих самих слів, написаних у різних регістрах. Видалення зайвих символів таких як розділові знаки або спеціальні символи, дозволить моделі фокусуватись лише на важливих частинах текстового повідомлення.

Після цього, проводиться токенизація текстових повідомлень. Модель mBERT має вбудований токенизатор, який не потребує додаткових налаштувань. Токенизатор ділить текст на менші одиниці, які називаються токени. Це один з найважливіших кроків попередньої обробки текстових повідомлень, тому що текст перетворюється у зрозумілий для моделі формат. Варто відміти, що токенизація в mBERT може розбивати текст не лише на окремі слова а й на частини слів, що дозволяє моделі краще розпізнавати нові або незвичні для неї слова, розбиваючи їх на більш знайомі частини. Наприклад слово «неконтрольований» може бути токенизоване на такі частини: «не», «контроль» та «ований».

На завершення, необхідно провести кодування позиційних векторів. Кодування позиційних векторів означає те, що кожен токен кодується в числовий індекс, за допомогою якого запам'ятовується його положення в тексті. Саме ці індекси стають вхідними даними для моделі mBERT. Кодування позиційних векторів є дуже важливим кроком по підготовці текстів для навчання, оскільки інформація про порядок слів у текстовому повідомленні є критично необхідною для розуміння контексту.

Часто, попередня обробка тексту може включати такі кроки, як видалення стоп-слів та лематизацію. Стоп-слова – це загальні слова, які не додають значущого сенсу для змісту тексту («і», «або», «але»). Проте, для моделі mBERT видалення стоп-слів не є обов'язковим, адже вона може навчитись ігнорувати зайвий шум самостійно. Щодо лематизації, то це процес зведення слів до їхньої базової форми (наприклад, «бігаю», «бігати» та «біг» зводяться до форми «бігати»). Моделі глибокого навчання здатні розпізнавати семантичні зв'язки навіть у різних формах слова, тому, для моделі mBERT можна обійтись без лематизації.

Після того як текстові повідомлення пройшли попередню обробку відбувається навчання моделі. Навчена модель здатна визначати емоційні складові та наміри спілкування вхідного текстового повідомлення.

Отже, на першому кроці методу відбувається підготовка текстового повідомлення для аналізу. Для цього, текстове повідомлення проходить ті ж самі

кроки попередньої обробки, що й текстові повідомлення із датасету на яких відбувалось навчання моделі. Ці кроки включають: нормалізацію, токенизацію та кодування позиційних векторів.

На другому кроці методу на основі обробленого вхідного текстового повідомлення відбувається формування переліку емоційних складових та визначення доміантної емоції. Сформований перелік складається з числових оцінок прояву кожної з шести базових емоцій. За доміантну емоцію приймається емоція з найбільшою числовою оцінкою.

На третьому кроці методу відбувається формування експертного висновку щодо намірів спілкування на основі визначеної доміантної емоції вхідного текстового повідомлення. Наприклад, якщо доміантною емоцією є гнів, то наміром спілкування може бути: роздратування, розчарування чи, навіть, погроза. Для визначення намірів спілкування модель окремо навчається на підготовлених наборах даних для кожної доміантної емоції. Також, формується експертний опис доміантної емоції та визначеного наміру спілкування.

В результаті виконання вказаної послідовності кроків, буде отримано такі вихідні дані роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови:

- перелік числових оцінок емоційних складових та визначена доміантна емоція текстового повідомлення;
- експертний висновок, щодо намірів спілкування;
- експертний опис доміантної емоції та визначеного наміру спілкування.

Таким чином, було розроблено метод визначення емоційних складових за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, який здатен формувати перелік числових оцінок прояву емоційних складових та визначати доміантну емоцію текстового повідомлення, формуючи експертний висновок, щодо намірів спілкування на основі визначеної доміантної емоції з експертним описом доміантної емоції.

Перелік посилань

1. Nandwani P., Verma R. A review on sentiment analysis and emotion detection from text. *Social network analysis and mining*. 2021. №11.
2. Shiota M. N. Basic and discrete emotion theories. *Emotion Theory: The Routledge Comprehensive Guide*. Routledge. 2024. pp. 310–330
3. Alexander R., Aragón O. R., Bookwala J., Cherbuin N., Gatt J. M., Kahrilas I. J., Styliadis C. The neuroscience of positive emotions and affect: Implications for cultivating happiness and wellbeing. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*. Volume 121. 2021 pp. 220–249.
4. Eben C., Billieux J., Verbruggen F. Clarifying the role of negative emotions in the origin and control of impulsive actions. *Psychologica Belgica*, 60.1. 2020. pp. 1–17.
5. Мазурець О.В., Віт Р.В. Дослідження ефективності методу виявлення цільових об'єктів предметної області. Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. Одеса, ОНТУ. 2024. С.650-653.

6. Mazurets O., Tymofiiiev I., Dydo R. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State. *Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche. Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Conferenza scientifica e pratica internazionale.* 15 novembre, 2024. Bologna, Repubblica Italiana. 2024. Pp. 147-151.
7. Мазурець О.В., Молчанова М.О., Кліменко В.І., Собко О.В., Супрун П.К. Даталогічна модель бази даних для виявлення гендерної приналежності за SVM-аналізом дописів інтернет-мереж з використанням об'єктно-орієнтованого проєктування. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №3, Т.2 (337). С. 197-204.*
8. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Prosvitliuk M Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation. *Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International scientific and practical conference.* June 12-14, 2024. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.
9. Sobko O., Mazurets O., Didur V., Chervonchuk I. Recurrent Neural Network Model Architecture for Detecting a Tendency to Atypical Behavior Of Individuals by Text Posts. *Theoretical and Practical Aspects of Modern Research. Proceedings of XXVI International scientific and practical conference.* June 5-7, 2024. International Scientific Unity. Ottawa, Canada. 2024. Pp. 113-117.
10. Mazurets O.V., Sobko O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Yurchak A.V. Practical Implementation of Neural Network Method for Stress Features Detection by Social Internet Networks Posts. *Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference «Scientific Review of the Actual Events, Achievements and Problems».* May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. 2024. Pp. 160-167.
11. Molchanova M., Mazurets O., Sobko O., Boiarchuk I. Object-Oriented Approach for Ethnic Enmity Detection in Text Messages by NLP. *Proceedings of XXI International Scientific and Practical Conference «Scientific Achievements and Innovations as a Way to Success».* May 1-3, 2024. Vilnius, Lithuania. 2024. Pp. 73-77.
12. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Кліменко В.І., Андрощук В.І. Метод неймережевого виявлення кібербулінгу з використанням хмарних сервісів та об'єктно-орієнтованої моделі. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №2 (333). С. 200-206.*
13. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Віт Р.В., Мазурець О.В. Конфігурування нейронної мережі для класифікації емоційної тональності текстової інформації за показниками семантичної зв'язності. *Збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023».* Хмельницький, 2023. с. 102-107.
14. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. *The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference.* October 23-25, 2024. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.

Довідка: ВХНУ ТН 3-12/2024

Видання: Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences (Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки)

Категорія фаховості видання: затверджено як наукове фахове видання України, у якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора наук, кандидата наук та ступеня доктора філософії, категорії «Б» (наказ МОН №1643 від 28.12.2019, наказ МОН №409 від 17.03.2020).

Напрямок – технічні науки за спеціальностями – 101, 121, 122, 123, 124, 125, 141, 151, 161, 172, 181, 182 (28.12.2019), спеціальності – 131, 132, 133 (17.03.2020).

Назва статті: ВИЯВЛЕННЯ ЕМОЦІЙНИХ СКЛАДОВИХ І НАМІРІВ СПІЛКУВАННЯ ЗА ВІДОМОСТЯМИ КОРИСТУВАЧІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ

Автори: Блажук В.Д., Мазурець О.В., Дідур В.О., Затуцька О.О.
Хмельницький національний університет

Номер, у який прийнято статтю: №1 за 2025 рік.

03.12.2024

Начальника відділу
інтелектуальної власності та трансферу технологій



УДК 004.8

БЛАЖУК ВІКТОРІЯ
 Хмельницький національний університет
 e-mail: vikablazhuk02@gmail.com
МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР
 Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0002-8900-0650>
 e-mail: eye.chong@gmail.com
ДІДУР ВОЛОДИМИР
 Хмельницький національний університет
 e-mail: pravetz@ukr.net
ЗАЛУЦЬКА ОЛЬГА
 Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0003-1242-3548>
 e-mail: zalutsk.olha@gmail.com

ВИЯВЛЕННЯ ЕМОЦІЙНИХ СКЛАДОВИХ І НАМІРІВ СПІЛКУВАННЯ ЗА ВІДОМОСТЯМИ КОРИСТУВАЧІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ

*У роботі запропоновано метод виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами, який дозволяє створювати перелік числових значень емоційних складових та намірів, визначати основу емоцію анкети, а також переважачий намір намірів спілкування, ґрунтуючись на домінуючій емоції, і формулювати відповідний експертний висновок. Для вирішення завдання визначення емоційних складових за анкетними даними користувачів використано модель *BERT*, надає кілька ключових переваг, серед яких основною можна виділити глибоке розуміння контексту, завдяки багатоголовому механізму уваги. Це дозволяє вловлювати складні емоційні зв'язки між словами в тексті, навіть в тому випадку, якщо контекст залежить від порядку слів.*

Для прикладного дослідження методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами було створено програмне забезпечення. Було проведено дослідження на валідаційній вибірці із 1614 текстових повідомлень. Встановлено, емоція «радість» плутається лише з емоцією «здивування», що пояснюється тим, що до позитивних емоцій відносяться лише радість а здивування може бути як позитивним так і негативним. Також багато ситуацій виникає між емоціями «сум» та «страх», адже обидві ці емоції характеризуються пасивністю вираження негативних емоцій. Схожа ситуація виникає з відразою та гнівом, оскільки ці емоції схожі між собою за активним вираженням різких негативних емоцій.

Найвищий показник точності отримано для визначення намірів спілкування за домінуючою емоцією «Радість», що склав 90,1%. Найнижчий показник точності отримано для визначення намірів спілкування за домінуючою емоцією «Відраза» (85,1%). За отриманими результатами було обчислено загальну точність роботи розробленого методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами, шляхом обчислення середнього арифметичного за показниками точності всіх натренованих моделей, що дорівнює 86,3%.

Ключові слова: аналіз емоційної тональності, класифікація настроїв, аналіз настроїв, виявлення емоцій, нейронні мережі

MAZURETS OLEKSANDR, BLAZHUK VIKTORIA, DIDUR VOLODYMYR, ZALUTSKA OLHA
 Khmelnytskyi National University

DETECTION OF EMOTIONAL COMPONENTS AND COMMUNICATION INTENTIONS FROM USERS' DATA USING NEURAL NETWORKS

The article proposes method for identifying emotional components and communication intentions based on user questionnaire data using neural network tools, which allows creating a list of numerical values of emotional components and intentions, determining the main emotion of the questionnaire, as well as the prevailing intention of communication intentions based on the dominant emotion, and formulating a corresponding expert conclusion. To solve the problem of identifying emotional components based on user questionnaire data, the BERT model was used, which provides several key advantages, among which the main one is a deep understanding of the context, thanks to the multi-headed attention mechanism. This allows you to capture complex emotional connections between words in the text, even if the context depends on the order of words.

Software was created for an applied study of the method for identifying emotional components and communication intentions based on user questionnaire data using neural network tools. The study was conducted on a validation sample of 1614 text messages. It was found that the emotion "joy" is confused only with the emotion "surprise", which is explained by the fact that only joy is a positive emotion, and surprise can be both positive and negative. Also, many confusions arise between the emotions "sadness" and "fear", because both of these emotions are characterized by the passivity of expressing negative emotions. A similar situation arises with disgust and anger, since these emotions are similar to each other in the active expression of sharp negative emotions.

The highest accuracy rate was obtained for determining communication intentions by the dominant emotion "Joy", which was 90.1%. The lowest accuracy rate was obtained for determining communication intentions by the dominant emotion "Disgust" (85.1%). Based on the results obtained, the overall accuracy of the developed method for identifying emotional components and communication intentions based on user questionnaire data using neural network tools was calculated by calculating the arithmetic average of the accuracy indicators of all trained models, which is equal to 86.3%.

Keywords: emotional tonality analysis, sentiment classification, sentiment analysis, emotion detection, neural networks

Аналіз предметної області

Автоматизоване визначення емоційних складових та намірів спілкування у текстовій комунікації стає все актуальнішим в епоху стрімкого розвитку цифрових технологій, зокрема через значну популярність онлайн спілкування [1]. Здатність до швидкого визначати та реагування на зміни емоційних настроїв суспільства є критично важливою в цифрову епоху.

Методи визначення емоційних складових та намірів спілкування можуть бути застосовані в різних цілях, від аналізу настроїв у соціальних мережах до аналізу анкетних даних служб знайомств. Відслідковування емоційного настрою користувачів соціальних мереж, або інших платформ з можливістю публічного спілкування, може допомогти в проведенні соціологічних досліджень з напрямку визначення ставлення громадськості до певних питань чи проблем [3]. В засобах електронної комерції, автоматизований аналіз відгуків може допомогти при формування ставлення клієнтів до товарів чи послуг. Це може допомогти бізнесу швидко реагувати на проблеми та покращувати послуги, залежно від очікувань клієнтів [4].

Отже, покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, дасть змогу отримати кращі результати при аналізі текстової інформації. Також, це допоможе отримувати більше інформації про прояви емоційних складових та намірів спілкування в аналізованих текстах анкет.

Сучасний стан досліджень

Наукові дослідження з області виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів, в основному, зосереджені на використанні сучасних моделей глибокого навчання, які здатні аналізувати складні мовні конструкції та знаходити приховані чи неоднозначні сенси у текстовій

інформації. Постійно зростаючі обсяги текстової інформації зумовлюють актуальність роботи над покращенням існуючих методів та підходів до аналізу текстів, зокрема для визначення емоційних складових та намірів спілкування.

Так, у [4] автори виділяють основні проблеми при аналізі тональності тексту, серед яких: аналіз складних емоційних структур (сарказм, іронія), змінна значення слова залежно від контексту, неоднозначність у тексті. Для вирішення зазначених проблем, автори пропонують використовувати підхід, який полягає в аналізі текстової інформації на різних рівнях (на рівні документу, речення, фрази). Це допомагає краще визначати контекст окремих елементів тексту, які впливають на його емоційне забарвлення.

В [5] досліджено методи глибокого навчання для аналізу емоцій в текстах соціальних мереж. Основна мета дослідження – провести огляд методів і технологій, що використовуються для визначення емоцій у текстах соціальних мереж та розглянути виклики й тенденції в цій сфері. В ході дослідження було розглянуто такі методи глибокого навчання: CNN, RNN, LSTM, GRU, та методи з механізмом уваги. Одним із найбільш ефективних підходів виявився метод Bi-LSTM з механізмом уваги, який здатен аналізувати текст як справа на ліво, так і зліва на право. Механізм уваги дозволяє фокусуватися на ключових частинах тексту, зокрема на тих, які впливають на визначення емоційного забарвлення тексту. За проведеними дослідженнями було встановлено, що показник «Asshasu» для методу Bi-LSTM був найбільшим – 0.848.

Дослідження [6] розглядає можливість покращення автоматизованого виявлення ненависті та образливого текстового контенту за допомогою багатозадачного навчання Multi-Task Learning (MTL). Основна ідея дослідження полягає в тому, що виявлення ненависті в тексті може залежати від декількох показників тексту, зокрема: тональності тексту (позитив, негатив), емоційного забарвлення (класифікація тексту за базовими емоціями такими як гнів, страх, радість) та об'єкта на якийсь спрямовується ненависть (конкретна особа, група осіб чи організація). Таким чином, навчання моделі на сукупності цих показників може покращити результати виявлення гнівних намірів спілкування. Також, це дослідження можна розглядати як основу для реалізації методів визначення інших намірів спілкування.

Висновки з розглянутих досліджень вказують на те, що моделі глибокого навчання показують значно кращі результати виявлення емоцій у текстах ніж методи машинного навчання. Тому, використання моделей на базі трансформерів, таких як mBERT, дозволяє досягти кращих результатів завдяки глибокому розумінню контексту при виявленні емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів.

Мета дослідження полягає в розробці методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами.

Основна частина

Метод виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами складається з виконання трьох послідовних кроків (Рисунок 1). На кроці 1 відбувається підготовка текстових даних для аналізу. На кроці 2, на базі підготовленого текстового повідомлення відбувається визначення домінуючої емоції. На кроці 3 формується експертний висновок щодо наявних намірів спілкування, які визначаються залежно від раніше визначеної домінуючої емоції досліджуваного тексту. Вхідними даними методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами є текстове повідомлення для аналізу, навчена модель глибокого навчання BERT, для тренування якої використовується підготовлений датасет, а також набір правил, що дозволяють сформулювати експертний висновок.

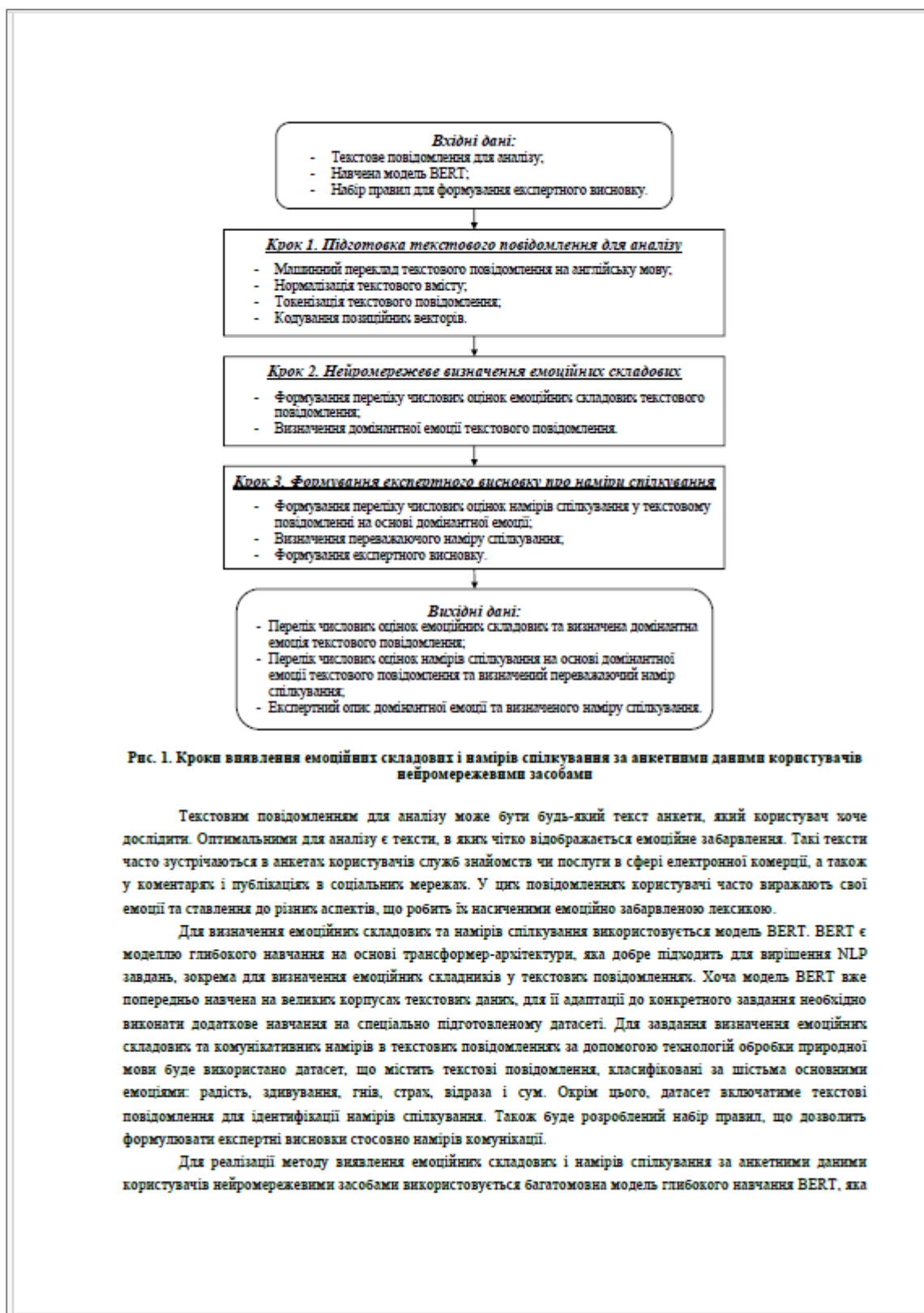


Рис. 1. Кроки виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами

Текстовим повідомленням для аналізу може бути будь-який текст анкети, який користувач хоче дослідити. Оптимальними для аналізу є тексти, в яких чітко відображається емоційне забарвлення. Такі тексти часто зустрічаються в анкетах користувачів служб знайомств чи послуги в сфері електронної комерції, а також у коментарях і публікаціях в соціальних мережах. У цих повідомленнях користувачі часто виражають свої емоції та ставлення до різних аспектів, що робить їх насиченими емоційно забарленою лексикою.

Для визначення емоційних складових та намірів спілкування використовується модель BERT. BERT є моделлю глибокого навчання на основі трансформер-архітектури, яка добре підходить для вирішення NLP завдань, зокрема для визначення емоційних складових у текстових повідомленнях. Хоча модель BERT вже попередньо навчена на великих корпусах текстових даних, для її адаптації до конкретного завдання необхідно виконати додаткове навчання на спеціально підготовленому датасеті. Для завдання визначення емоційних складових та комунікативних намірів в текстових повідомленнях за допомогою технологій обробки природної мови буде використано датасет, що містить текстові повідомлення, класифіковані за шістьма основними емоціями: радість, здивування, гнів, страх, відроза і сум. Окрім цього, датасет включатиме текстові повідомлення для ідентифікації намірів спілкування. Також буде розроблений набір правил, що дозволить формувати експертні висновки стосовно намірів комунікації.

Для реалізації методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами використовується багатомовна модель глибокого навчання BERT, яка

побудована на архітектурі моделей трансформерів. Архітектура моделі BERT складається з п'яти типів взаємопов'язаних шарів, які створюють потужний інструмент для вирішення задач у сфері обробки природної мови.

На першому вхідному шарі (Input Layer) відбувається початкова обробка вхідних текстових повідомлень. Для початку, текстове повідомлення розбивається на токени з використанням збудованого токенизатора. Токенізація в BERT відбувається на основі послідовного сегментування, за допомогою якого модель може обробляти навіть невідомі їй слова, розбиваючи їх на частини. Далі, відбувається кодування позиційних векторів (Positional Encoding) з метою запам'ятовування порядку слів у текстовому повідомленні. Для цього, до кожного токена додається позиційний вектор, який відповідає порядку розташування токена в текстовому повідомленні.

Ключовим типом шарів для усіх моделей трансформерів є шари багатоголової уваги (Multi-Head Attention Layers) у яких відбувається обробка зв'язків між усіма словами текстового повідомлення одночасно. У моделі BERT механізм уваги, аналізуючи певне слово, фокусується на всіх інших словах текстового повідомлення одночасно, що дає змогу зрозуміти, як кожне слово пов'язане з усіма іншими словами у тексті. Що стосується багатоголовості, то це означає, що механізм уваги поділяється на кілька голів, кожна з яких аналізує різні аспекти зв'язків між словами, що дає змогу паралельно розглядати різні частини контексту [7].

Коли текстове повідомлення проходить через шар уваги, отримана інформація відправляється до шару нейронних мереж прямого поширення (Feedforward Neural Networks Layer). Даний тип шарів складається з двошарової нейронної мережі з функціями активації, що покращує здатність моделі BERT виконувати складні нелінійні перетворення, дозволяючи краще інтерпретувати інформацію, зібрану механізмом уваги [8].

Наступним кроком є нормалізація шарів (Layer Normalization), яка стабілізує процес навчання та зменшує вплив шуму на кінцевий результат. Це робить навчання більш стійким і підвищує адаптивність моделі до вирішення задач.

На останньому вихідному шарі (Output Layer) формується результат обробки текстових повідомлень. Спочатку, модель отримує необроблені ймовірності того, що вхідне текстове повідомлення належить до певної категорії прояву емоційних складових. Потім, функція Softmax [9], перетворює ці ймовірності в числові значення емоційних складових, що дає змогу визначити домінуючу емоцію за анкетними даними користувачів.

Експерименти та дискусія

Для прикладного використання методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами було створено програмне забезпечення у вигляді інформаційної системи для виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів (рисунок 2).

Аналіз тексту	Редагування даних
Як же набридло, що програмний код знову не працює! Я витратила дуже багато часу на виправлення цих дурних помилок але нічого не вийшло! Це просто нестерпно!!! І це дуже мене дратує! Мені набридло витратити час на цю дурню. Я роздратована і зна, але мушу продовжувати працювати над цєю програмою	<p>Перелік емоційних складових:</p> <ul style="list-style-type: none"> Сум: 4.87% Здивування: 4.71% Радість: 1.59% Страх: 1.96% Відраза: 13.77% Гнів: 73.10% <p>Домінантна емоція:</p> <ul style="list-style-type: none"> Гнів: 73.10% <p>Наміри спілкування:</p> <ul style="list-style-type: none"> Роздратування: 38.93% Розчарування: 27.39% Несхвалення: 12.28% Немає: 21.40% Переважючий намір спілкування: Роздратування: 38.93%

Рис. 2. Програмне забезпечення для виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами

Метою дослідження була оцінка правильності роботи моделі відносно кожного класу. За результатами дослідження побудовано матрицю плутанини, яка демонструє наскільки правильно модель класифікує тексти за емоціями і відносно яких емоцій виникає найбільше неточностей (Таблиця 1).

Таблиця 1

Матриця плутанини моделі для класифікації текстових повідомлень за шістьма базовими емоціями

	Радість	Здивування	Страх	Гнів	Відраза	Сум
Радість	256	25	0	0	0	0
Здивування	32	222	2	4	10	3
Страх	0	4	204	6	5	14
Гнів	0	2	5	263	16	9
Відраза	0	6	6	20	232	3
Сум	0	1	16	3	3	253

Як видно з матриці, зображеної на таблиці 1, радість плутається лише зі здивуванням, що пояснюється тим, що до позитивних емоцій відноситься лише радість а здивування може бути як позитивним так і негативним. Також, можна побачити, що багато сплутувань виникає між сумом та страхом, адже обидві ці емоції характеризуються пасивністю вираження негативних емоцій. Схожа ситуація виникає з відразою та гнівом, оскільки ці емоції схожі між собою за активним вираженням різних негативних емоцій.

Далі, на основі отриманої навченої моделі було проведено дослідження на валідаційній вибірці із 1614 текстових повідомлень. Оскільки, модель досягла досить високого рівня точності, то кількість неправильно визначених текстових повідомлень приблизно рівномірно розподіляється між класами намірів спілкування.

За результатами отриманих найбільших значень точності навчених моделей створено діаграму, яка зображена на рисунку 3. Отже, найвищий показник точності отримано в моделі для визначення намірів спілкування за домінуючою емоцією «Радість», що склав 90,1%. Це можна пояснити тим, що навчальний датасет для цієї моделі має найбільшу кількість навчальних зразків.

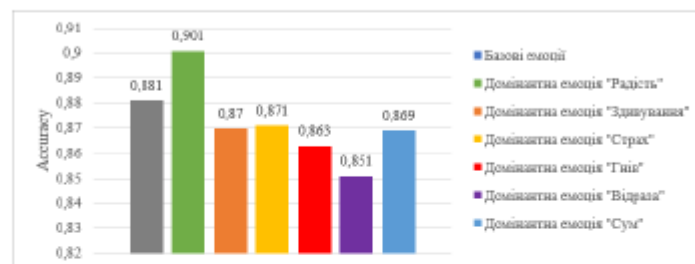


Рис. 3. Діаграма розподілу оцінок точності для всіх навчених моделей

В той же час, найнижчий показник точності отримано в моделі для визначення намірів спілкування за домінуючою емоцією «Відраза» (85,1%). Відповідно до цього, можна зробити висновок, що датасет для цієї моделі потребує коригування. Також, за отриманими результатами було обчислено загальну точність роботи розробленого методу визначення емоційних складників та намірів спілкування за текстовими користувацькими повідомленнями засобами NLP, шляхом обчислення середнього арифметичного за показниками точності всіх натренованих моделей, що дорівнює 86,3%.

Висновки

Отже, було розроблено метод виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами, який дозволяє створювати перелік числових значень емоційних складових та намірів, визначати основну емоцію анкети, а також переважачий намір намірів спілкування, ґрунтуючись на домінуючій емоції, і формулювати відповідний експертний висновок.

Для вирішення завдання визначення емоційних складових за анкетними даними користувачів використано модель BERT, надає кілька ключових переваг, серед яких основною можна виділити глибоке розуміння контексту, завдяки багатоголовому механізму уваги. Це дозволяє вловлювати складні емоційні зв'язки між словами в тексті, навіть в тому випадку, якщо контекст залежить від порядку слів. Ще однією особливістю моделі BERT є її висока адаптивність до нових слів завдяки послідовній сегментації слів на токени. Це особливо актуально при аналізі текстових повідомлень із анкет, де, здебільшого, використовується неформальна лексика. Таким чином, архітектура багатоголової моделі глибокого навчання mBERT є потужним інструментом для вирішення задач з обробки природної мови, зокрема для виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів.

Для прикладного дослідження методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами було створено програмне забезпечення у вигляді інформаційної системи для виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів. Було проведено дослідження на валідаційній вибірці із 1614 текстових повідомлень. Метою дослідження ефективності методу була оцінка правильності роботи нейромережової моделі відносно кожного класу. За результатами дослідження побудовано матрицю плутанини, яка демонструє наскільки правильно модель класифікує тексти за емоціями і відносно яких емоцій виникає найбільше неточностей. Встановлено, емоція «радість» плутається лише з емоцією «здивування», що пояснюється тим, що до позитивних емоцій відноситься лише радість а здивування може бути як позитивним так і негативним. Також багато сплутувань виникає між емоціями «сум» та «страх», адже обидві ці емоції характеризуються пасивністю вираження негативних емоцій. Схожа ситуація виникає з відразою та гнівом, оскільки ці емоції схожі між собою за активним вираженням різних негативних емоцій.

Найвищий показник точності отримано для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Радість», що склав 90,1%. Найнижчий показник точності отримано для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією «Відраза» (85,1%). За отриманими результатами було обчислено загальну точність роботи розробленого методу виявлення емоційних складових і намірів спілкування за анкетними даними користувачів нейромережевими засобами, шляхом обчислення середнього арифметичного за показниками точності всіх натренованих моделей, що дорівнює 86,3%.

Література

1. Marcec R. Using Twitter for sentiment analysis towards AstraZeneca/Oxford, Pfizer/BioNTech and Moderna COVID-19 vaccines / R. Marcec, R. Likic // *Postgraduate Medical Journal*. – 2022. – № 98. – С. 544–550.
2. More than a Feeling: Accuracy and Application of Sentiment Analysis / J. Hartmann, M. Heitmann, C. Siebert, C. Champ // *International Journal of Research in Marketing*. – 2022.
3. Лазоренко Я. Ідентифікація переважної мови спілкування людини / Я. Лазоренко, І. Сінішин, В. Шевченко // *Проблеми програмування*. – 2022. – № 3. – С. 271–280.
4. Wankhade M. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges / M. Wankhade, A. C. S. Rao, C. Kulkarni // *Artificial Intelligence Review*. – 2022. – Vol. 55. – С. 5731–5780.
5. Peng S.A survey on deep learning for textual emotion analysis in social networks / S. Peng, L. Cao, Y. Zhou, Z. Ouyang, A. Yang, X. Li, S. Yu // *Digital Communications and Networks*. – 2022. – Vol. 8, Issue 5. – С. 745–762.

6. Plaza-del-Arco F. M. Multi-task learning with sentiment, emotion, and target detection to recognize hate speech and offensive language / F. M. Plaza-del-Arco, S. Halat, S. Padó, R. Klínger // *Forum for Information Retrieval Evaluation*. – 2021.

7. Жук Д.І. Підхід до визначення сумісності клієнтів шлюбних агентств за інтелектуальним аналізом анкетних даних / Д.І. Жук, О.В. Мазурець, В.Д. Кадінська, О.О. Тищенко // *Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»*. – 2024. – Хмельницький. – С. 208–214.

8. Blazhuk V. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions / V. Blazhuk, O. Mazurets, O. Zalutska // *The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World: Proceedings of the XLIV International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Dubrovnik, Croatia. – Pp. 79–84.

9. Zhuk D. Datalogic Model for Determining the Clients Compatibility Based on Questionnaires Data Analysis by Artificial Intelligence Means / D. Zhuk, O. Mazurets, O. Sobko, V. Klimenko // *Innovative Solutions in Science: Balancing Theory and Practice: Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – San Francisco, USA. – Pp. 80–85.

References

1. Marcec R. Using Twitter for sentiment analysis towards AstraZeneca/Oxford, Pfizer/BioNTech and Moderna COVID-19 vaccines / R. Marcec, R. Likic // *Postgraduate Medical Journal*. – 2022. – № 98. – S. 544–550.

2. More than a Feeling: Accuracy and Application of Sentiment Analysis / J. Hartmann, M. Heitmann, C. Siebert, C. Schamp // *International Journal of Research in Marketing*. – 2022.

3. Lazorenko Ya. Identyfikatsiia perevazhnoi movy spilkuvannia liudyny / Ya. Lazorenko, I. Sinitsyn, V. Shevchenko // *Problemy prohramuvannia*. – 2022. – № 3. – S. 271–280.

4. Wankhade M. A survey on sentiment analysis methods, applications, and challenges / M. Wankhade, A. C. S. Rao, C. Kulkarni // *Artificial Intelligence Review*. – 2022. – Vol. 55. – S. 5731–5780.

5. Peng S. A survey on deep learning for textual emotion analysis in social networks / S. Peng, L. Cao, Y. Zhou, Z. Ouyang, A. Yang, X. Li, S. Yu // *Digital Communications and Networks*. – 2022. – Vol. 8, Issue 5. – S. 745–762.

6. Plaza-del-Arco F. M. Multi-task learning with sentiment, emotion, and target detection to recognize hate speech and offensive language / F. M. Plaza-del-Arco, S. Halat, S. Padó, R. Klínger // *Forum for Information Retrieval Evaluation*. – 2021.

7. Zhuk D.I. Pidkhid do vyznachennia sumisnosti kliientiv shliubnykh ahentstv za intelektualnym analizom anketykh danykh / D.I. Zhuk, O.V. Mazurets, V.D. Kadynska, O.O. Tyshchenko // *Zbirnyk naukovykh prats za materialamy XVI Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Aktualni problemy kompiuternykh nauk APKN-2024»*. – 2024. – Khmelnytskyi. – S. 208–214.

8. Blazhuk V. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions / V. Blazhuk, O. Mazurets, O. Zalutska // *The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World: Proceedings of the XLIV International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Dubrovnik, Croatia. – Pp. 79–84.

9. Zhuk D. Datalogic Model for Determining the Clients Compatibility Based on Questionnaires Data Analysis by Artificial Intelligence Means / D. Zhuk, O. Mazurets, O. Sobko, V. Klimenko // *Innovative Solutions in Science: Balancing Theory and Practice: Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – San Francisco, USA. – Pp. 80–85.

Додаток Е

Презентаційний матеріал

Кваліфікаційна робота магістра

Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

Виконала: студентка 2 курсу, групи КНм-23-1, **БЛАЖУК** Вікторія Дмитрівна
Науковий керівник: доцент кафедри КН, **МАЗУРЕЦЬ** Олександр Вікторович

Мета роботи

Метою роботи є покращення визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

Завдання роботи:

- ▶▶ Провести огляд емоційних складових та намірів спілкування в текстовій комунікації.
- ▶▶ Дослідити сучасні методи вирішення NLP завдань.
- ▶▶ Розробити метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.
- ▶▶ Дослідити архітектуру моделі глибокого навчання.
- ▶▶ Сформувати датасет для навчання моделі.
- ▶▶ Спроекувати структуру застосунку для автоматизованого визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями.
- ▶▶ Провести прикладне тестування розробленого застосунку.
- ▶▶ Провести дослідження ефективності роботи запропонованого методу.

Емоційні складові та їхня класифікація

Емоції є невід'ємною частиною будь-якої форми людської комунікації, включаючи письмову. Загалом, емоції – це процес переживання певної ситуації або ставлення людини до оточуючих об'єктів.

Американський психолог Пол Екман визначив шість базових емоцій, які є універсальними для всіх людей незалежно від їхніх індивідуальних характеристик. Ці емоції можна вважати фундаментальними компонентами емоційної складової життя кожної людини.

Отже, відповідно до теорії поділу емоцій за Полом Екманом, існує шість базових емоцій: радість, здивування, страх, гнів, відраза, сум.



Класифікація намірів спілкування

Наміри спілкування – це цілі та мотиви з якими людина вступає в комунікацію.

Наміри спілкування тісно пов'язані з емоційними складовими, тому для кожної базової емоції можна виділити свої наміри спілкування.

Наміри спілкування можуть відрізнитись за інтенсивністю відчуття емоції та передаватись різними мовними конструкціями.

Наприклад, відчуваючи гнів, людина може мати за намір виразити своє роздратування чимось або, навіть, образити когось.

<p>Радість</p> <ul style="list-style-type: none"> Захоплення; Розвага; Схвалення; Турбота; Вдячність; Любов; Гордість. 	<p>Здивування</p> <ul style="list-style-type: none"> Захоплення; Схвалення; Розгубленість. 	<p>Страх</p> <ul style="list-style-type: none"> Розгубленість; Вагання; Застереження; Уникнення.
<p>Сум</p> <ul style="list-style-type: none"> Розчарування; Горе; Жаль. 	<p>Гнів</p> <ul style="list-style-type: none"> Роздратування; Розчарування; Несхвалення; Ненависть. 	<p>Відраза</p> <ul style="list-style-type: none"> Розчарування; Несхвалення; Ненависть.

Датасет

Для того, щоб навчити модель BERT розпізнавати шість базових емоцій у текстових повідомленнях, обрано набір даних «GoEmotions», створений інженерами-програмістами від компанії Google.

6

Базових емоцій

17

Намірів спілкування

30к+

Кількість текстових повідомлень

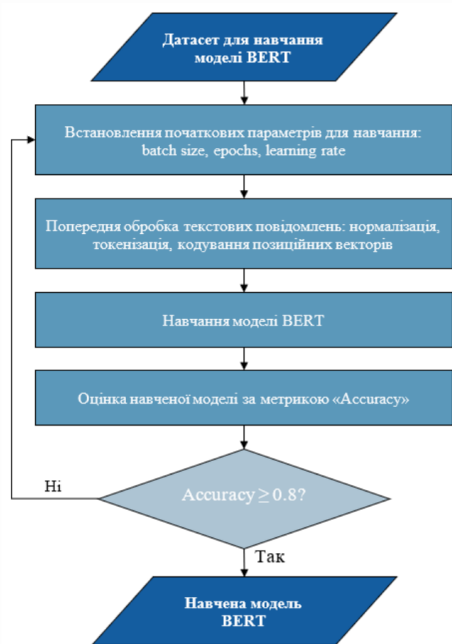
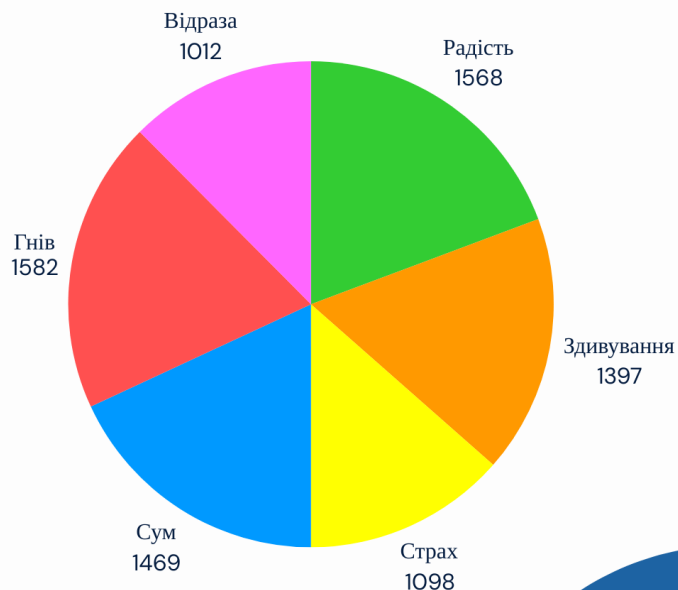
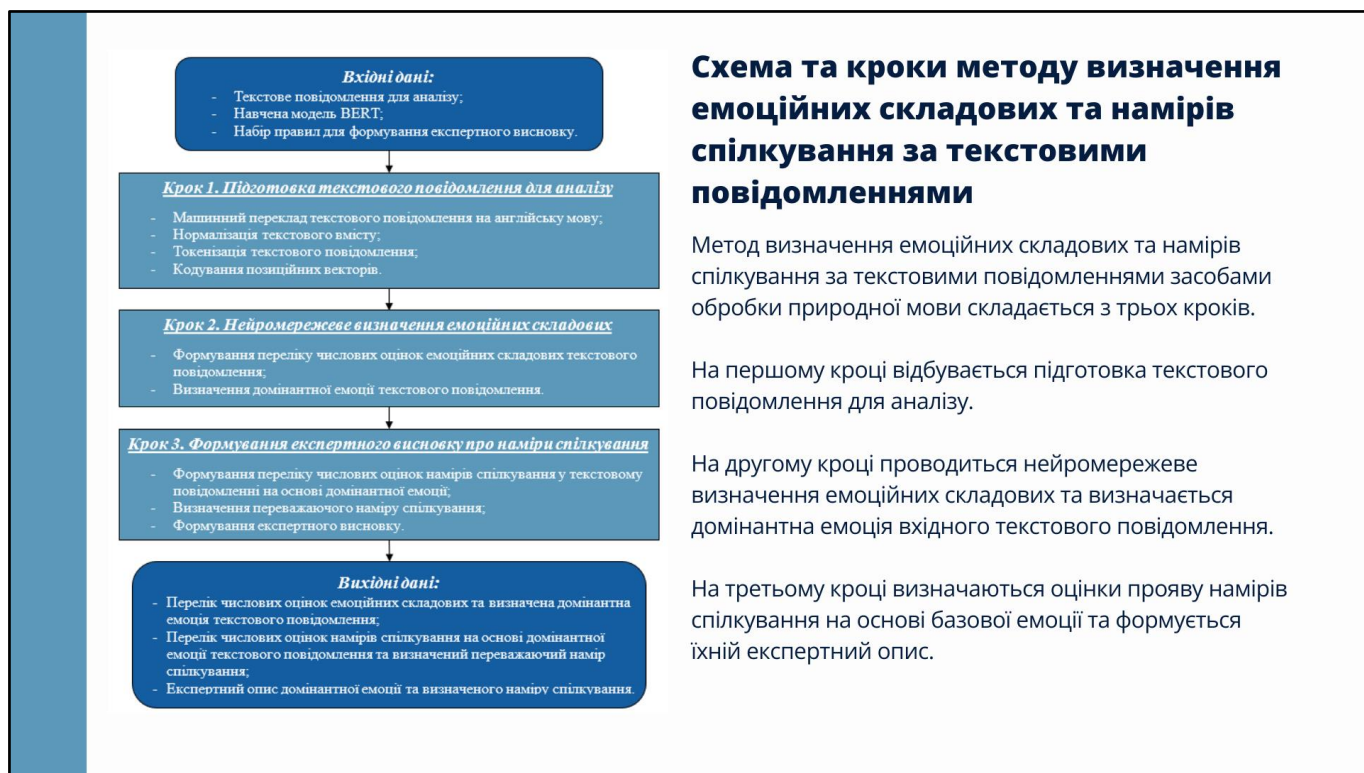


Схема процесу навчання моделі BERT

Використовуючи сформовані датасети буде навчено 7 моделей:

- модель для визначення шести базових емоцій;
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Радість"
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Здивування"
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Страх"
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Сум"
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Гнів"
- модель для визначення намірів спілкування за домінантною емоцією "Відраза"



Приклад роботи програмного застосунку

На даному скріншоті зображено аналіз текстового повідомлення сумного характеру з наміром спілкування – вираження розчарування.

В результаті аналізу було визначено домінуючу емоцію “Сум” з оцінкою прояву в 70,95%.

Також, було обчислено оцінки прояву намірів спілкування та встановлено переважаючий намір спілкування “Розчарування” з оцінкою прояву в 64,69%.

Крім цього, в нижній частині застосунку наведено експертний опис визначеної домінуючої емоції та відповідні їй наміри спілкування.

Іноді здається, що все йде не так, як мало б бути. Дні минають без жодної радості, і навіть у найбільш звичних речах немає того тепла, що було раніше. Поки ми шукаємо відповіді на питання, життя продовжує йти, залишаючи нас з тягарем не сказаного, що неможливо виправити. Якби тільки можна було повернути час назад, повернути те, що було втрачено...

Перелік емоційних складових:
Сум: 70.95%
Здивування: 4.79%
Радість: 2.93%
Страх: 5.39%
Відраза: 9.99%
Гнів: 5.95%
Домінуюча емоція:
Сум: 70.95%

Наміри спілкування:
Розчарування: 64.69%
Горе: 2.00%
Жаль: 33.30%
Переважаючий намір спілкування:
Розчарування: 64.69%

Сум – це емоція, пов'язана із втратою, розчаруванням або безнадійністю. Людина відчуває сум, коли стикається з важкою ситуацією, на яку не вплинути та змінити.
Розчарування в контексті суму виникає через невіправдані очікування або невдачу, через що людина відчуває сум.
Горе – це сильне відчуття суму і страждання, що виникає внаслідок серйозної втрати.
Жаль виникає тоді, коли людина відчуває сум з приводу рішення або подій з минулого, про які вона тепер шкодує і не може змінити.

Проаналізувати текстове повідомлення

Дослідження ефективності роботи методу

Дослідження ефективності роботи методу здійснювалось шляхом оцінки процесу навчання моделей. Для цього, було проведено по чотири цикли навчання для кожної моделі зі зміною початкових параметрів. Таким чином було обрано набір оптимальних початкових параметрів для навчання кожної моделі.

Batch Size	Epochs	Learning Rate	Accuracy
16	3	2×10^{-5}	0,838
16	5	2×10^{-5}	0,821
32	3	2×10^{-5}	0,848
32	5	3×10^{-5}	0,881

Визначення оптимальної комбінації початкових параметрів навчання моделі для класифікації текстових повідомлень за шістьма базовими емоціями. Найбільшої точності в 88,1% досягнуто при четвертому циклі навчання.

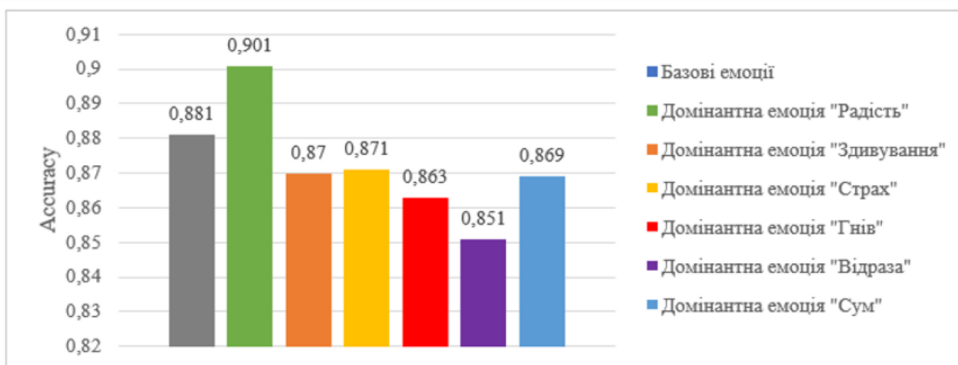
Матриця плутанини моделі для класифікації текстових повідомлень за шістьма базовими емоціями.

Як видно з матриці, радість плутається лише зі здивуванням, що пояснюється тим, що до позитивних емоцій відноситься лише радість а здивування може бути як позитивним так і негативним. Також, можна побачити, що багато сплутувань виникає між сумом та страхом, адже обидві ці емоції характеризуються пасивністю вираження негативних емоцій. Схожа ситуація виникає з відразою та гнівом, оскільки ці емоції схожі між собою за активним вираженням різних негативних емоцій.

	Радість	Здивування	Страх	Гнів	Відраза	Сум
Радість	256	25	0	0	0	0
Здивування	32	222	2	4	10	3
Страх	0	4	204	6	5	14
Гнів	0	2	5	263	16	9
Відраза	0	6	6	20	232	3
Сум	0	1	16	3	3	253

Дослідження ефективності роботи методу

За отриманими результатами було обчислено загальну точність роботи розробленого методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, шляхом обчислення середнього арифметичного за показниками точності всіх натренованих моделей, що дорівнює 86,3%. Отже, запропонований метод здатний правильно визначати емоційні складові та наміри спілкування у 86,3% вхідних текстових повідомлень.



Висновки

Результатом роботи є розроблений метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє за вхідним текстовим повідомленням отримувати перелік оцінок прояву емоційних складових та намірів спілкування та надавати експертний опис домінантної емоційної складової та відповідних їй намірів спілкування.

01

В процесі дослідження було проведено детальний аналіз предметної області, пов'язаний із вибором класифікації емоцій та намірів спілкування. В результаті, було обрано класифікацію Пола Екмана, відповідно до якої існує шість базових емоцій та похідні від них наміри спілкування.

02

Було розроблено метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. Метод використовує модель глибокого навчання BERT, для навчання якої використовується датасет поділений на шість базових емоцій та 17 намірів спілкування.

03

Було спроектовано інформаційну систему у вигляді застосунку для визначення емоційних складових та намірів спілкування, що використовує запропонований метод.

04

Використовуючи реалізований застосунок було проведено дослідження ефективності розробленого методу, яке показало, що використовуючи даний метод можна визначати емоційні складові та наміри спілкування у текстових повідомленнях з точністю в 86,3%.

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 5.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 6%

ID: 159990 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови Додано в БД: 2024-12-16 Автора: Вікторія БЛАЖУК Керівники: Олександр МАЗУРЕЦЬ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	121804	1728	8709 (7%)	98 (6%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

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: Вікторія БЛАЖУК

Співавтор:

Назва: Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

Науковий керівник: Олександр МАЗУРЕЦЬ, к.т.н., доцент

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 9.1%

Коефіцієнт подібності 2: 1.9%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 8

Інтервали: 0

Білі знаки: 160

Дата створення звіту: 2024-12-16 20:14:12.0

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 укриття 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 процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

Дата 16.12.2024

експерт

Петровський Р.Р.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ
КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК
ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ МАГІСТРА ДО ЗАХИСТУ
ЗА РЕЗУЛЬТАТАМИ АНАЛІЗУ ЗВІТУ ПОДІБНОСТІ

Підтверджуємо ознайомлення з результатом звіту подібності щодо роботи, генерованого системою виявлення текстових збігів/ідентичності/схожості:

Назва: Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

Автор: Вікторія Блажук

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. КН Олександр Мазурець

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом. Робота приймається до захисту.	відповідає
2	Виявлені запозичення не є плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. Відкоригований варіант має бути поданий на кафедру за 2 дні до захисту, разом із заявою щодо самостійності виконання письмової роботи та ідентичності друкованої та електронної версії роботи	—
3	Виявлені запозичення не є плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. В зв'язку з цим мета роботи та поставлені завдання не були досягнені. Робота може бути допущена до захисту (наступного року) після того як буде відкоригована та допрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	—
4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	—

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є плагіатом, оскільки:

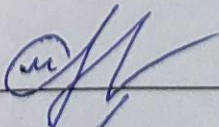
1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 5%.

2) за програмою StrikePlagiarism КПІ 9,1%, КЦ 1,9%,

які містять матеріали огляду предметної області; інші схожості є фрагментарними – містять поширені конструкції, загальновідомі терміни, скорочення та визначення, що, з урахуванням наведених обґрунтувань, відповідає характеру наукового дослідження і свідчить на користь кваліфікаційної роботи. Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом.

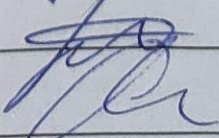
Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Керівник роботи



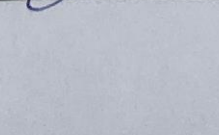
Олександр МАЗУРЕЦЬ

Гарант ОП



Руслан БАГРІЙ

Завідувач кафедри КН



Олександр БАРМАК



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНМ-23-1 Вікторії БЛАЖУК за темою: Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови

1. Актуальність обраної теми

Автоматизоване визначення емоцій та намірів у текстовій комунікації стає дедалі актуальнішим у цифрову епоху, особливо через поширеність онлайн-спілкування. Здатність оперативно реагувати на зміни емоційного стану є надзвичайно важливою в сучасному суспільстві. Технології аналізу емоцій знаходять застосування в оцінюванні настроїв користувачів соціальних мереж та аналізі відгуків у сфері електронної комерції. Відстеження емоційного фону на таких платформах сприяє проведенню соціологічних досліджень і вивченню громадської думки щодо актуальних тем. У сфері бізнесу автоматизований аналіз відгуків допомагає своєчасно виявляти потреби клієнтів і вдосконалювати якість послуг.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Кваліфікаційна робота магістрантки Вікторії Блажук, пов'язана з створенням методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Під час виконання кваліфікаційної роботи магістра, Вікторія Блажук продемонструвала високий рівень професіоналізму, проявивши себе як відповідальна та компетентна студентка. Вона з великою увагою, сумлінністю та серйозним підходом ставилася до кожного завдання, забезпечуючи їх виконання на найвищому рівні якості, показала здатність організовувати свою роботу ефективно, дотримуючись усіх термінів і стандартів, при цьому виявляючи ініціативу та прагнення до досягнення кращих результатів.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Результати, отримані в результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра, є результатом самостійної діяльності студента. Отримані елементи наукової новизни та інновації, описані в роботі, дозволили покращити існуючі методи в області визначення

емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Результати кваліфікаційної роботи магістра містять наукову новизну, зокрема було розроблено новий метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати наміри спілкування на основі домінантної емоції тексту для вхідного текстового повідомлення.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрантка виявила високий ступінь оволодіння необхідними методами дослідження.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання у роботі виконані, а також проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих засобів методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

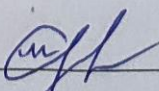
Структура роботи й послідовність викладення логічні та відповідні поставленій меті. Викладення матеріалу грамотне та виявляє високий ступінь відповідності стилю.

9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Розроблений метод здатний розрізняти різні емоційні складові та похідні від них наміри спілкування, надаючи відсоткові оцінки прояву кожної з шести базових емоцій та відповідних намірів спілкування. Таким чином, створений метод може бути практично застосований для аналізу різноманітних текстових повідомлень, від коментарів користувачів соціальних мереж до відгуків у засобах електронної комерції, або інших видів текстової інформації із наявним вираженням емоційних настроїв

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

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Науковий керівник  к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-23-1 Вікторії БЛАЖУК за темою: *Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови*

1. Актуальність обраної теми

Автоматизоване розпізнавання емоцій та намірів у текстовій комунікації набуває дедалі більшої значущості в умовах цифрової епохи, зважаючи на зростання популярності онлайн-спілкування. Здатність ідентифікувати емоційний фон суспільства є ключовою в сучасному світі. Методи аналізу емоцій і намірів знаходять широке застосування: від моніторингу настроїв у соціальних мережах до аналізу відгуків у сфері електронної комерції. Виявлення емоційного стану користувачів на публічних платформах сприяє соціологічним дослідженням громадської думки щодо актуальних питань. У контексті електронної комерції автоматизований аналіз відгуків споживачів допомагає бізнесу виявляти проблеми, швидко на них реагувати та вдосконалювати якість обслуговування відповідно до очікувань клієнтів.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Тема «Метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови», в межах якої виконані поставлені задачі, повною мірою відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та вимогам до кваліфікаційної роботи магістра.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

В роботі автор повністю розкриває мету дослідження та поставленні в межах теми завдання.

4. Наявність наукової новизни

Результати виконання кваліфікаційної роботи магістра містять наукову новизну, а саме було розроблено новий метод визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови, що дозволяє визначати наміри спілкування на основі домінантної емоції тексту для вхідного текстового повідомлення.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота містить чотири розділи. У першому розділі виконано аналіз сучасного стану області визначення емоційних складових та намірів спілкування. Другий розділ присвячено розробці методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови. У третьому розділі виконано проектування інформаційної системи для визначення емоційних складових та намірів спілкування. У четвертому розділі виконано дослідження ефективності роботи методу визначення емоційних складових та намірів спілкування за текстовими повідомленнями засобами обробки природної мови.

6. Ступінь розкриття теми роботи

Тема кваліфікаційної роботи повною мірою розкрита та обґрунтована, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання у роботі виконані, та проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих методу і засобів.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Оформлення роботи відповідає необхідним нормам та вимогам, які ставляться до оформлення кваліфікаційних робіт.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

Було б доцільно провести додаткові експерименти, зокрема, навести приклади тестування запропонованого методу за умов присутності в тексті граматичних помилок та сленгу. Є незначні відхилення від норм при формуванні переліку джерел пояснювальної записки. Втім наведене не впливає на рівень та якість одержаних результатів.


9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Опонент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

Савенко Олег Станіславович, д.т.н. проф каф КТІС

«18» 12 2024 р


підпис