


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

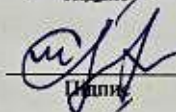
на тему Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу
емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах


Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань


Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності

Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент 2 курсу, група КНм-23-1  Дмитро ЮРЧЕНКО
Курс, група виконавця Підпис Ініціали, прізвище

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище


Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ініціали, прізвище

19 грудня 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 візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах».

2. Завдання видано студенту Дмитру ЮРЧЕНКУ
(прізвище, ім'я)

3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ
(прізвище, ім'я, по батькові)

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

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

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Для досягнення мети слід вирішити такі задачі: дослідити сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах; розробити метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах; розробити гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах; виконати підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури; здійснити програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень; виконати дослідження методу.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена вирішенню науково-технічної задачі автоматизованого аналізу емоційної тональності повідомлень із візуальним поясненням результатів роботи нейромережевого класифікатора. Результатом роботи є метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Актуальність теми. Соціальні мережі, форуми та інші платформи стали основними каналами комунікації, де люди обмінюються думками, висловлюють свої емоції та реагують на події. Важливість аналізу емоційної тональності таких повідомлень полягає у можливості виявлення загальних настроїв, тенденцій та потенційних соціальних ризиків. Проте, результати нейромережевого аналізу часто є складними для сприйняття і вимагають додаткового пояснення. Створення ефективного методу візуалізації цих результатів допоможе полегшити розуміння виявлених емоційних станів, сприятиме більш інформованому прийняттю рішень та підвищенню прозорості аналізу. У цьому контексті використання методів візуального пояснення набуває особливого значення, оскільки дозволяє зменшити інформаційне навантаження на користувачів і забезпечити доступність аналітичних даних для широкого кола зацікавлених осіб.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- дослідити сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконати огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- виконати огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- виконати аналіз наукових досліджень;

- розробити метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- розробити гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконати підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- здійснити програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- виконати дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

Об’єкт дослідження. Процес візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення емоційного забарвлення та візуального пояснення результатів.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи нейромережевого аналізу тексту для виявлення тональності, методи поясненості прийнятих нейромережевих рішень.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Метод відрізняється від існуючих поєднанням архітектур CNN та BiLSTM, яке сприяє виділенню локальних патернів у тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також поясненістю отриманих нейромережевих рішень.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality» на XLVII Міжнародній науково-практичній конференції «The

Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies» (Marseille, France) 13-15 листопада 2024 року та у доповіді «Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах» 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.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 56 найменувань та 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 84 сторінок. У роботі наведено 49 рисунків і 4 таблиці.

Ключові слова: нейромережа гібридної архітектури, емоційна тональність, візуальне пояснення результатів.

Зміст

| | |
|--|----|
| Перелік скорочень | 3 |
| Вступ..... | 4 |
| РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області аналізу емоційної тональності повідомлень з візуальною інтерпретацією результату..... | 7 |
| 1.1 Сучасний стан виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів..... | 7 |
| 1.2 Методи та засоби виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів..... | 9 |
| 1.3 Проблеми інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності..... | 13 |
| 1.4 Аналіз наукових публікацій з напряму інтерпретації результатів нейромережевого виявлення емоційної тональності | 16 |
| 1.5 Постановка задачі..... | 19 |
| РОЗДІЛ 2 Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах | 21 |
| 2.1 Схема та етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень..... | 21 |
| 2.2 Формування та начання нейромережі гібридної архітектури для нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень | 23 |
| 2.3 Підхід на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності..... | 26 |
| 2.4 Формування набору даних дослідження | 27 |
| 2.5 Критерії оцінки ефективності нейромережевого аналізу емоційної тональності..... | 29 |
| Висновки до розділу 2 | 33 |
| РОЗДІЛ 3 Проектування інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень | 35 |

| | |
|--|----|
| 3.1 Визначення комбінації засобів для розробки інформаційної системи візуального пояснення результатів аналізу емоційної тональності повідомлень ... | 35 |
| 3.2 Спеціалізовані програмні розширення для розробки інформаційної системи.. | 39 |
| 3.3 Схема інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності..... | 42 |
| 3.4. Компоненти та функції інформаційної системи..... | 43 |
| Висновки до розділу 3 | 48 |
| РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень | 50 |
| 4.1 Програмна структура компонентів інформаційної системи для експериментального дослідження | 50 |
| 4.2 Особливості розробки прикладних компонентів для нейромережевого аналізу аналізу емоційної тональності повідомлень..... | 53 |
| 4.3 Особливості використання прикладних компонентів експериментальної системи | 56 |
| 4.4 Прикладне тестування експериментальної інформаційної системи..... | 57 |
| 4.5 Особливості прикладного використання експериментальної інформаційної системи для візуального пояснення результатів..... | 66 |
| 4.6 Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів..... | 73 |
| Висновки до розділу 4 | 76 |
| Загальні висновки..... | 78 |
| Перелік посилань..... | 80 |
| Додатки | |

Перелік скорочень

| Скорочення, термін, позначення | Пояснення |
|---|---|
| NLP | Обробка природної мови |
| PR | Public relations |
| MFI | Media Favourability Index |
| SVM | Support vector machine |
| RNN | Recurrent neural networks |
| LSTM | Long short-term memory |
| ІІІ | Штучний інтелект |
| AI | Artificial intelligence |
| LIME | Local Interpretable Model-agnostic Explanations |
| SHAP | SHapley Additive exPlanations |
| Bi-LSTM | Bidirectional Long Short-Term Memory |
| CNN | Convolutional neural network |
| RoBERTa | Robustly optimized BERT approach |
| IMDB | Internet Movie Database |
| HTML | HyperText Markup Language |
| CSS | Cascading Style Sheets |
| CSV | Comma-Separated Values |
| API | Application programming interface |

Вступ

Актуальність теми. Соціальні мережі, форуми та інші платформи стали основними каналами комунікації, де люди обмінюються думками, висловлюють свої емоції та реагують на події. Важливість аналізу емоційної тональності таких повідомлень полягає у можливості виявлення загальних настроїв, тенденцій та потенційних соціальних ризиків. Проте, результати нейромережевого аналізу часто є складними для сприйняття і вимагають додаткового пояснення. Створення ефективного методу візуалізації цих результатів допоможе полегшити розуміння виявлених емоційних станів, сприятиме більш інформованому прийняттю рішень та підвищенню прозорості аналізу. У цьому контексті використання методів візуального пояснення набуває особливого значення, оскільки дозволяє зменшити інформаційне навантаження на користувачів і забезпечити доступність аналітичних даних для широкого кола зацікавлених осіб.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- дослідити сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконати огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- виконати огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- виконати аналіз наукових досліджень;
- розробити метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- розробити гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;

- виконати підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- здійснити програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- виконати дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

Об’єкт дослідження. Процес візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення емоційного забарвлення та візуального пояснення результатів.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи нейромережевого аналізу тексту для виявлення тональності, методи поясненості прийнятих нейромережевих рішень.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Метод відрізняється від існуючих поєднанням архітектур CNN та BiLSTM, яке сприяє виділенню локальних патернів у тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також поясненістю отриманих нейромережевих рішень.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality» на XLVII Міжнародній науково-практичній конференції «The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies» (Marseille, France) 13-15 листопада 2024 року та у доповіді «Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах» 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.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 56 найменувань та 6 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 84 сторінок. У роботі наведено 49 рисунків і 4 таблиці.

РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області аналізу емоційної тональності повідомлень з візуальною інтерпретацією результату

1.1 Сучасний стан виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів

Аналіз тональності тексту є сукупністю методів контент-аналізу, що використовуються в комп'ютерній лінгвістиці для автоматизованого визначення емоційно забарвленої лексики та оцінки авторських емоцій стосовно об'єктів, про які йдеться в тексті [1]. Тональність відображає емоційне ставлення автора висловлювання до певного об'єкта (реального об'єкта, події, процесу або їхніх властивостей / атрибутів), яке передається через текст. Емоційний компонент, виражений на рівні лексем або комунікативних фрагментів, називається лексичною тональністю (або лексичним сентиментом). Тональність усього тексту загалом можна визначити як функцію (у найпростішому випадку – суму) лексичних тональностей його складових (речень) та правил їхнього поєднання.

Під час взаємодії користувачі соціально орієнтованих платформ обмінюються різноманітним контентом, що містить як семантичні, так і емоційні елементи текстових повідомлень. Це зумовлює важливість розвитку інформаційних технологій для аналізу процесів у соціально орієнтованих сервісах, зокрема обробки та аналізу текстового контенту.

Наявність таких інструментів у сфері обслуговування дозволяє забезпечити ефективний зворотний зв'язок із клієнтами, що сприяє покращенню якості наданих послуг [2]. У цьому контексті варто виділити два основних аспекти. Перший пов'язаний з необхідністю аналізу текстового контенту клієнтів фахівцями обслуговуючих компаній, такими як маркетологи, логісти, рекламні спеціалісти, аналітики тощо. Другий стосується розвитку автоматизованих сервісів, наприклад, чат-ботів, які можуть самостійно аналізувати повідомлення клієнтів та приймати відповідні рішення.

Практичний досвід свідчить, що своєчасне виявлення тенденцій в емоційних реакціях клієнтів на певні події та подальший моніторинг цих емоцій є надзвичайно

важливим при отриманні зворотного зв'язку. Це завдання може вимагати одночасного аналізу інформації з багатьох сотень або навіть тисяч джерел клієнтського контенту.

Аналіз тональності публікацій дозволяє оцінювати емоційний настрій тексту та класифікувати згадки про компанію, бренд або продукт як позитивні, негативні чи нейтральні [3]. Метрики, що базуються на тональності, часто використовуються для оцінки ефективності роботи PR-фахівців і комунікаційних менеджерів. Крім того, тональність є одним із ключових показників при проведенні репутаційного аудиту компанії та аналізі медіаактивності конкурентів.

Тональність є одним із якісних показників медіааналітики і слугує основою для індексу Media Favourability Index (MFI). MFI відображає співвідношення позитивних і негативних згадок у медіа. Якщо кількість позитивних публікацій за певний період перевищує кількість негативних, то MFI буде більше 1; якщо негативні згадки переважають, то MFI буде менше 1. Головною перевагою MFI є його здатність відображати не лише співвідношення позитивних і негативних публікацій, але й їх взаємодію та результативність. Також MFI подається у вигляді зведеного цифрового значення, що значно спрощує роботу PR-фахівців та комунікаційних спеціалістів.

У системах для моніторингу показник тональності може присвоюватися автоматично за допомогою систем штучного інтелекту, або ж, спеціально розроблених алгоритмів. Однак, цей підхід має недоліки, так як автори текстів можуть використовувати сарказм, гумор, іронію, перебільшення, сленг, фразеологізми, або ж взагалі, неоднозначні формулювання. Ці фактори можуть ускладнювати досягнення точності результатів, що прямує до 100%, які пропонують автоматизовані системи.

Отже, визначення емоційної тональності є ключовим аспектом контент-аналізу, який має важливе значення в галузі інформаційних технологій. Автоматизація цього процесу може суттєво підвищити ефективність та швидкість обробки великих обсягів даних. Завдяки автоматизованим системам стає можливим оперативне відстеження змін у настройках користувачів, виявлення тенденцій і

потенційних проблем у комунікаціях. Це дозволяє компаніям швидко реагувати на негативні відгуки та посилювати позитивні згадки, що сприяє покращенню репутації бренду та зміцненню довіри клієнтів.

1.2 Методи та засоби виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів

Визначенням емоційної тональності займається галузь науки, відома як обробка природної мови. Цей напрямок комп'ютерної лінгвістики створює алгоритми та моделі для автоматизованого аналізу текстових даних, включаючи оцінку емоційного забарвлення повідомлень. У соціально-орієнтованих сервісах, таких як соціальні мережі, форуми, блоги та інші платформи, цей процес є надзвичайно важливим для аналізу настроїв користувачів, покращення якості обслуговування клієнтів та управління репутацією.

Щодо методів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів, є три основні підходи: лексичний, статистичний та нейромережевий [4].

Лексичний аналіз базується на використанні словників тональності, де кожне слово або фраза має асоційовану емоційну оцінку (позитивну, негативну чи нейтральну). Це найпростіший метод, що базується на пошуку та підрахунку емоційно забарвлених слів у тексті.

Статистичні моделі опираються на методи машинного навчання, які використовують навчальні набори даних для побудови моделей, здатних класифікувати тональність нових текстів. Приклади таких моделей включають найвний байєсівський класифікатор, метод опорних векторів (SVM) та логістичну регресію.

Нейромережеві моделі базуються на використанні глибоких нейронних мереж, таких як рекурентні нейронні мережі (RNN), довго-короткочасні пам'яті (LSTM) та трансформери. Ці моделі можуть враховувати контекст та послідовність слів, що дозволяє їм краще розуміти складні емоційні змісти [5].

Нейромережеві моделі вважаються найбільш точними, в порівнянні із іншими підходами.

Повторювана нейронна мережа – це тип нейронної мережі, у якій вихідні дані попереднього кроку використовуються як вхідні дані для поточного кроку. У традиційних нейронних мережах всі входи та виходи є незалежними один від одного [6]. Проте, коли потрібно передбачити наступне слово в реченні, необхідно враховувати попередні слова, тому виникає потреба у їх запам'ятовуванні. Це завдання вирішується за допомогою RNN, яка використовує прихований шар для збереження інформації. Основною та найважливішою особливістю RNN є її прихований стан, який зберігає інформацію про послідовність (рисунок 1.1). Цей стан також називають станом пам'яті, оскільки він запам'ятовує попередній вхід до мережі. RNN використовує однакові параметри для кожного входу, оскільки виконує однакову операцію на всіх входах або прихованих шарах для створення виходу. Це зменшує кількість параметрів, що відрізняє RNN від інших нейронних мереж.

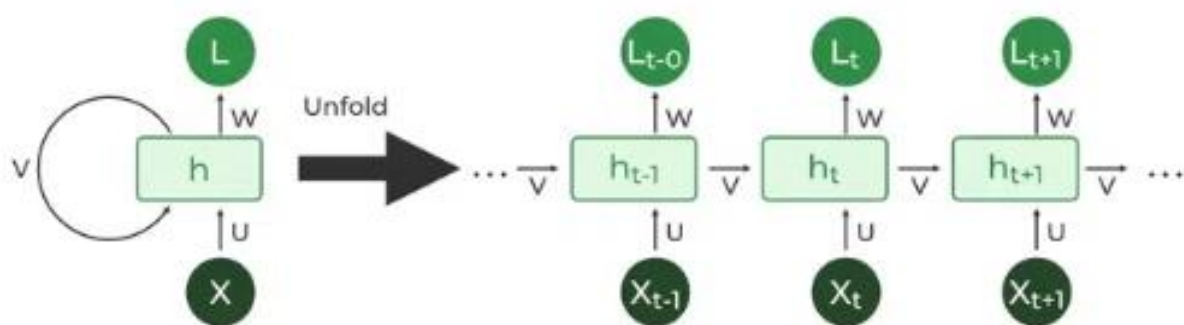


Рисунок 1.1 – Рекурентна нейронна мережа [7]

Ще одним видом рекурентних нейронних мереж є LSTM. LSTM справляється із завданнями прогнозування послідовності, фіксуючи довгострокові залежності, що є важливим для аналізу тональності, оскільки значення слів можуть змінюватись залежно від попередніх слів у реченні. Також ідеально підходить для часових рядів, машинного перекладу та розпізнавання мовлення через залежність від порядку [8].

Основна архітектурна перевага LSTM над традиційними RNN полягає в їхніх комірках пам'яті та механізмах гейтів. На відміну від RNN, які стикаються з проблемою зникнення градієнта, LSTM містять спеціалізовані гейти, що керують потоком інформації (рисунок 1.2). Завдяки вибіркового запам'ятовуванню та обробці інформації, LSTM ефективно вирішують проблему зникнення градієнта, що дозволяє важливій інформації з попередніх етапів послідовності впливати на результати мережі. Ця здатність робить LSTM незамінними у різних застосуваннях машинного навчання.

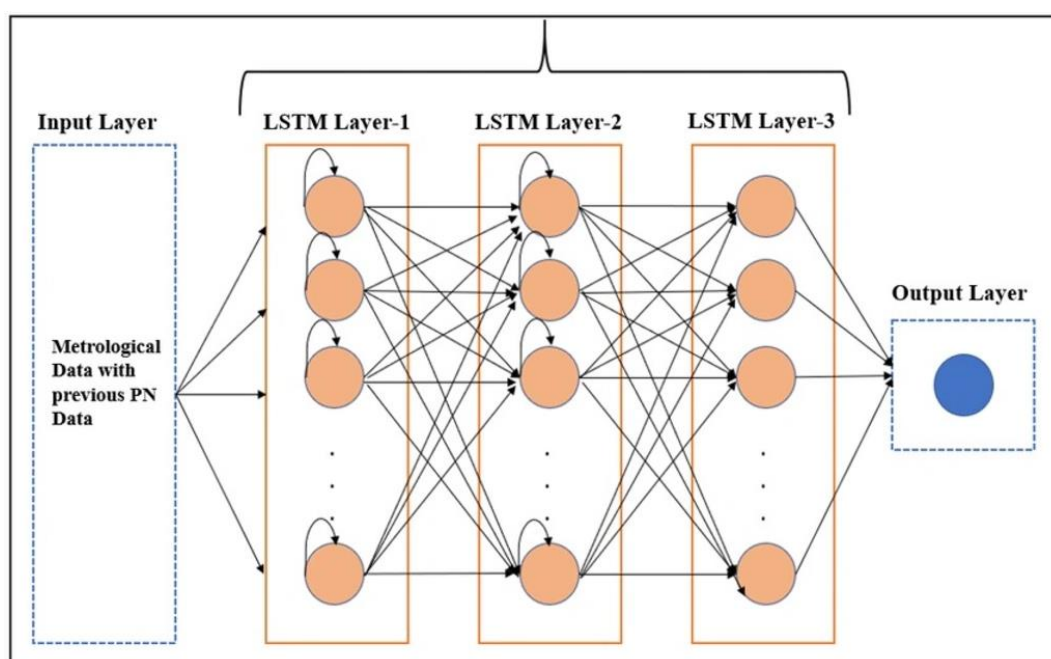


Рисунок 1.2 – Архітектура LSTM [9]

Просунуті варіанти, такі як двонаправлені LSTM і конволюційні LSTM-мережі, ще більше підвищують універсальність та продуктивність LSTM у складних завданнях. У сфері глибокого навчання та машинного навчання LSTM ці мережі значно просунулися вперед, роблячи їх незамінними інструментами для обробки послідовних даних у різних галузях.

Однак LSTM можуть бути чутливими до шуму в даних, що може призвести до зниження точності, якщо дані містять багато помилок або невідповідностей.

Трансформери, завдяки своїй архітектурі та можливостям обробки даних, стали дуже популярними для завдань виявлення емоційної тональності у повідомленнях (рисунок 1.2).

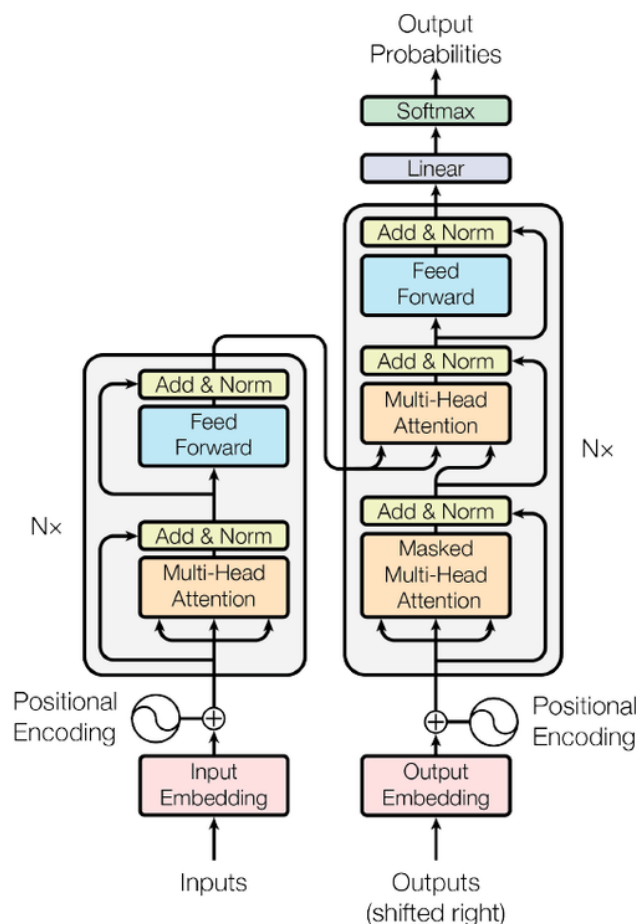


Рисунок 1.3 – Базова архітектура нейромережі типу трансформер [10]

Трансформери використовують механізм уваги, який дозволяє моделі зосереджуватися на важливих частинах вхідних даних [11]. Це особливо корисно для виявлення емоцій, оскільки різні слова та фрази можуть мати різний вплив на загальне значення повідомлення.

На відміну від LSTM, які обробляють дані послідовно, трансформери можуть обробляти всі слова одночасно. Це значно підвищує швидкість навчання та виконання моделі.

Трансформер має архітектуру, подібну до попередніх моделей, але складається з шести енкодерів і шести декодерів. Кожен енкодер має дві основні

складові: шар самоуваги та шар прямого поширення нейронної мережі. Вхідні дані енкодера спочатку проходять через шар самоуваги, що допомагає енкодеру аналізувати інші слова у вхідному реченні під час кодування конкретного слова. Декодер також має ці шари, але між ними є шар уваги, що допомагає декодеру фокусуватися на важливих частинах вхідного речення [12].

Перший крок обчислення самоуваги полягає у створенні трьох векторів з кожного вхідного вектора енкодера: вектора запиту, вектора ключа і вектора значення. Ці вектори створюються шляхом множення вектора вбудовування на три матриці, які ми тренували під час навчання. Після цього обчислюється оцінка для кожного слова у вхідному реченні, яка визначає, наскільки сильно слід фокусуватися на інших частинах вхідного речення при кодуванні слова на певній позиції. Потім оцінки нормалізуються за допомогою операції softmax, що дозволяє кожному слову виражатися на цій позиції відповідно до його значущості.

Ще однією важливою складовою трансформерів є концепція багатоголової уваги, яка дозволяє моделі одночасно приділяти увагу різним аспектам слів у реченні. Це дозволяє більш точно перекладати слова, залежно від контексту, у якому вони використовуються. Додатково, трансформери використовують позиційне кодування для врахування позиції кожного слова у реченні, що є важливим для правильної інтерпретації їхнього значення.

Однак, у всіх нейромережових класифікаторів є проблема з інтерпретацією результатів, так як вони є своєрідним чорним ящиком, однак вони є значно продуктивнішими, ніж прості поясненні алгоритми ШІ. Тому в роботі будуть використані нейромережові засоби для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

1.3 Проблеми інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності

Зі швидким зростанням використання штучного інтелекту у галузях охорони здоров'я, фінансів і правових систем зросли також занепокоєння щодо його

прозорості та підзвітності. Непрозорі моделі ШІ часто призводять до непередбачуваних результатів, включаючи упереджені рішення та недостатню інтерпретацію [13].

Composite AI пропонує комплексне рішення для вирішення складних бізнес-завдань, інтегруючи кілька аналітичних методів в одну систему. Замість того, щоб покладатися на єдину модель штучного інтелекту, комбінований штучний інтелект поєднує кілька типів штучного інтелекту, таких як причинно-наслідковий, прогнозуючий і генеративний штучний інтелект, щоб вирішити аспекти проблеми чи завдання для більш цілісного інтелектуального рішення. Інтеграція дає змогу розвинутий аргумент і надає точність, контекст і сенс результатам, створеним генеративним ШІ [14].

Composite AI відіграє ключову роль у підвищенні інтерпретації та прозорості ШІ, поєднуючи різні методи для прийняття рішень, подібних до людських. Основні переваги цього підходу включають зменшення потреби у великих групах даних, послідовне формування цінності та зміцнення довіри серед користувачів, регуляторів та зацікавлених сторін. Gartner визнала Composite AI однією з найперспективніших технологій, яка матиме значний вплив на бізнес у найближчі роки.

Зростання важливості пояснюваного штучного інтелекту обумовлене непрозорістю сучасних ШІ-систем, що призводить до виникнення недовіри між користувачами та алгоритмами. Часто користувачі не розуміють, як саме ШІ приймає рішення, що породжує скептицизм і невпевненість (рисунок 1.4). Це питання набуває особливої важливості в ситуаціях, коли результати безпосередньо впливають на життя людей, наприклад, у випадках медичної діагностики або прийняття кредитних рішень [15].

Непрозорі системи ШІ можуть мати серйозні наслідки, такі як неправильні медичні діагнози або упереджене схвалення кредитів, що посилює нерівність. Прозорість і зрозумілість є ключовими для підзвітності та етичного використання ШІ, допомагаючи користувачам відчувати довіру до результатів моделей.

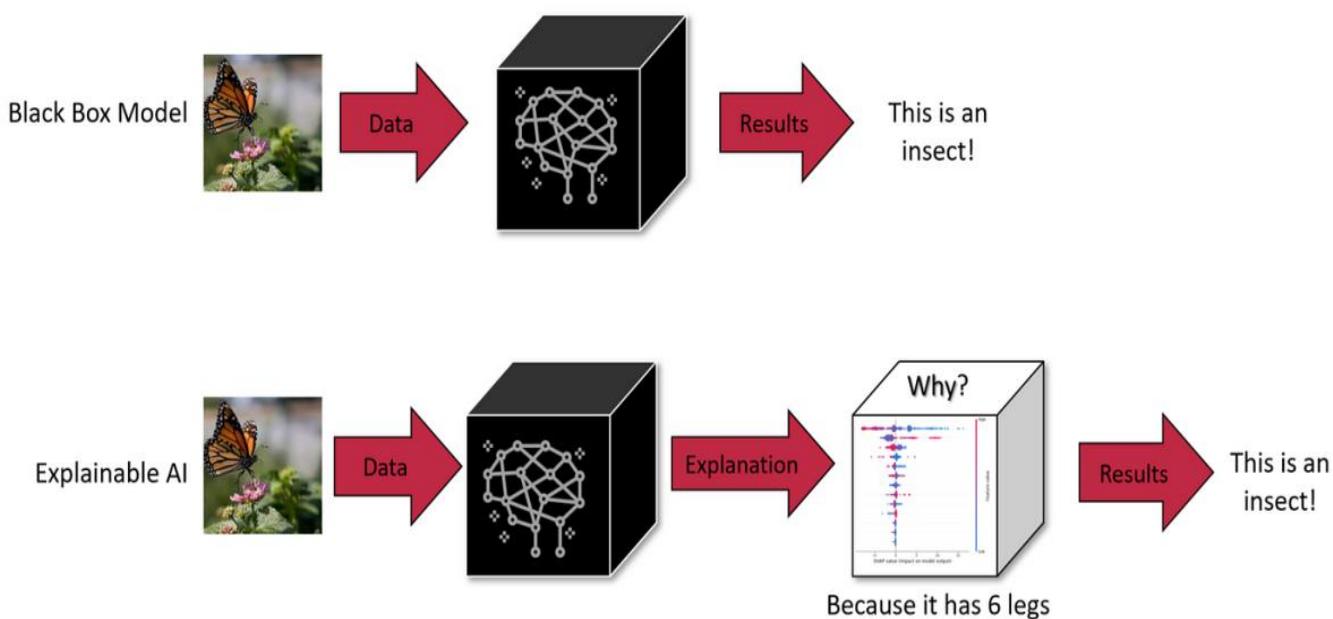


Рисунок 1.4 – Різниця між традиційним підходом чорного ящика та поясненням ШІ [16]

Прозорість також є важливою для дотримання нормативних вимог і етичних стандартів. Компанії, які розгортають системи ШІ, повинні діяти відповідально, демонструючи свою відданість користувачам, клієнтам і суспільству. Прозорі ШІ-системи дозволяють краще оцінювати та керувати ризиками, підвищуючи довіру користувачів і відповідність нормативним вимогам, таким як GDPR, сприяє співпраці зацікавлених сторін, що веде до інновацій і росту бізнесу.

Існують два основні підходи для підвищення прозорості в машинному навчанні: модельно-агностичні методи та інтерпретовані моделі.

Модельно-агностичні методи, такі як локальні інтерпретовані модельно-агностичні пояснення (LIME), SHapley Additive exPlanations (SHAP) та Anchors, є важливими для підвищення прозорості та інтерпретації складних моделей ШІ. LIME створює локально достовірні пояснення, спрощуючи складні моделі навколо конкретних точок даних, що дозволяє зрозуміти, чому були зроблені певні прогнози [17].

SHAP використовує кооперативну теорію ігор для пояснення глобальної важливості ознак, забезпечуючи уніфіковану структуру для розуміння внесків ознак у різних випадках [18]. Anchors надають пояснення на основі правил для окремих

прогнозів, вказуючи умови, за яких вихідні дані моделі залишаються узгодженими, що є цінним для критичних сценаріїв прийняття рішень, таких як автономні транспортні засоби. Ці модельно-агностичні методи роблять рішення, керовані ШІ, більш зрозумілими та надійними в різних програмах і галузях.

Отже, в межах виконання кваліфікаційної роботи магістра буде використано локальні інтерпретовані модельно-агностичні пояснення, що дозволять підвищити прозорість та інтерпретовність складних моделей, якими є нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Реалізація даного підходу сприятиме підвищенню довіри до автоматизованих систем аналізу тексту, покращенню якості обслуговування клієнтів та оптимізації управління репутацією.

1.4 Аналіз наукових публікацій з напрямку інтерпретації результатів нейромережевого виявлення емоційної тональності

На сьогоднішній день напрям виявлення емоційної тональності та інтерпретації результатів є доволі популярним серед дослідників. Машинне навчання та алгоритми глибокого навчання створюють високоякісні рішення для діагностики емоційних захворювань серед користувачів соціальних мереж. Було опубліковано численні дослідження та оглядові статті щодо виявлення емоцій за допомогою текстових даних. Однак більшість із цих досліджень не розглядали всебічно нові архітектури та аналіз продуктивності виявлення емоцій [19].

Із збільшенням використання соціально-орієнтованих сервісів аналіз настроїв став областю міждисциплінарних досліджень. Твіттер, популярний сайт мікроблогів, має багате джерело текстових даних у формі твітів, які можна використовувати для розуміння суспільного сприйняття в різних сферах, як-от новини, пандемії, переміщення, різноманітні політики, законодавство, особистості та багато іншого.

У [20] досліджувались настрої людей, які використовують дані Twitter за допомогою мереж двонаправленої довготривалої короткочасної пам'яті (LSTM) із

точністю 72%. Також досліджувалась можливість розшифрувати модель глибокого навчання чорної скриньки за допомогою локальної інтерпретованої моделі (LIME) для вилучення важливих характеристик та їх взаємодії, взяті під час прогнозування.

Дослідники [21] досліджували різні фактори, які впливають на виявлення емоцій, включаючи емоційні моделі та їхні переваги та недоліки. Були визначені різні методи виявлення емоцій на основі тексту, причому підхід на основі машинного навчання та глибокого навчання є найпопулярнішими та ефективними. Також були досліджені такі методи розробки функцій, як традиційне вбудовування та вбудовування слів, при цьому вбудовування слів перевершує традиційні методи.

У контексті аналізу емоцій, який використовується в бізнесі та моніторингу громадської думки, особам, які приймають рішення, іноді важко довіряти результатам без пояснень з боку беземоційних машин [22]. Існують математичні методи пояснення, і вони часто узагальнюють аналіз емоцій як завдання класифікації. Тим не менш, емоції повинні відрізнятися від інших категорій завдань, оскільки породження емоцій включає специфічні для людини фактори та логіку. Пропонується структура пояснення аналізу емоцій, яка ґрунтується на психологічних теоріях, зосереджених на стимулі класичних теорій емоцій. Ця запропонована структура наголошує на розгляді причини та тригера емоцій як пояснення глибокого аналізу емоцій на основі навчання, і включає два основні компоненти: виділення причини емоції та візуалізацію слів, що викликають емоції. У якості класифікатора використано модель Bi-LSTM, а результати інтерпретованості порівняно з результатами SHAP і LIME. Порівняно з існуючими підходами, запропонована структура базується на перспективі людської психології з більшою довірою та значною теоретичною підтримкою. Крім того, розроблено та впроваджуємо інтуїтивно зрозумілу візуалізацію фреймворку замість складних числових представлень, щоб покращити зрозумілість пояснень для ширшої аудиторії.

Схоже дослідження було проведено [23], однак тут використовуючи моделі глибокого навчання за трьома різними способами: текстовим, візуальним і звуковим. Текстова модель виявлення емоцій використовує потужність мереж

двонаправленої довготривалої короткочасної пам'яті (BiLSTM), які вправно вловлюють складні семантичні зв'язки та контекстуальні нюанси в текстових даних. Одночасно було використано згорткові нейронні мережі (CNN) у сфері виявлення емоцій на основі зображень, ефективно вилучаючи дискримінаційні просторові характеристики для розпізнавання емоційних станів у візуальному вмісті. Для розпізнавання емоцій на основі мови використовувались мережі довгострокової короткочасної пам'яті (LSTM), використовуючи їхню здатність фіксувати тимчасові залежності в межах акустичних сигналів. Ці три модальності об'єднуються, щоб запропонувати всебічне розуміння мультимодального розпізнавання емоцій, де поєднання текстової, візуальної та звукової інформації підвищує точність класифікації емоцій. Це дослідження не тільки підкреслює важливість глибокого навчання в аналізі емоцій, але також має великий потенціал для застосування у взаємодії людини з комп'ютером, аналізі настроїв, діагностиці психічного здоров'я та розумінні мультимедійного вмісту.

Робота [24] досліджує методи аналізу тональності відгуків на українському ринку електронної комерції за допомогою нейронної мережі RoBERTa. У дослідженні обґрунтовано вибір архітектури RoBERTa через її високу ефективність у задачах обробки природної мови. Автори описують процес підготовки даних, навчання моделі та оцінку її продуктивності. Результати показують, що RoBERTa демонструє високу точність (понад 90%) у визначенні позитивних та негативних відгуків, що підкреслює її потенціал для застосування в реальних умовах електронної комерції.

У статті [25] досліджують метод візуальної аналітики для аналізу тональності українських твітів про COVID-19. У роботі використовується комбінація машинного навчання та візуалізації даних для аналізу настроїв користувачів соціальних мереж під час пандемії. Стаття детально описує процес збору та обробки твітів, а також методологію, що включає використання RoBERTa для класифікації тональності. Автори також розробили візуальні інструменти, що дозволяють досліджувати результати аналізу та виявляти тренди і патерни у ставленні громадськості до пандемії.

Дослідження показує, що запропонований метод є ефективним інструментом для моніторингу суспільних настроїв в реальному часі, що може бути корисним для державних органів та дослідників для прийняття обґрунтованих рішень під час кризи. Використання візуальної аналітики дозволяє інтуїтивно зрозуміти результати та зробити їх доступними для ширшої аудиторії.

Отже, увага вчених на сучасному етапі розвитку стану нейромережевого виявлення емоційної тональності прикута не лише до методів класифікації емоційних станів, а і до інтерпретації отриманих рішень.

1.5 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Для експериментального дослідження ефективності застосування запропонованого підходу потрібно створити відповідне програмне забезпечення.

Загалом, для досягнення мети потрібно виконати наступні завдання дослідження:

- дослідити сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконати огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- виконати огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- виконати аналіз наукових досліджень;
- розробити метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- розробити гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;

- виконати підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- здійснити програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- провести тестування розробленого програмного забезпечення;
- виконати дослідження ефективності методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

РОЗДІЛ 2 Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах

2.1 Схема та етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що базується на використанні гібридної нейронної мережі архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Схема та етапи методу наведені на рисунку 2.1.

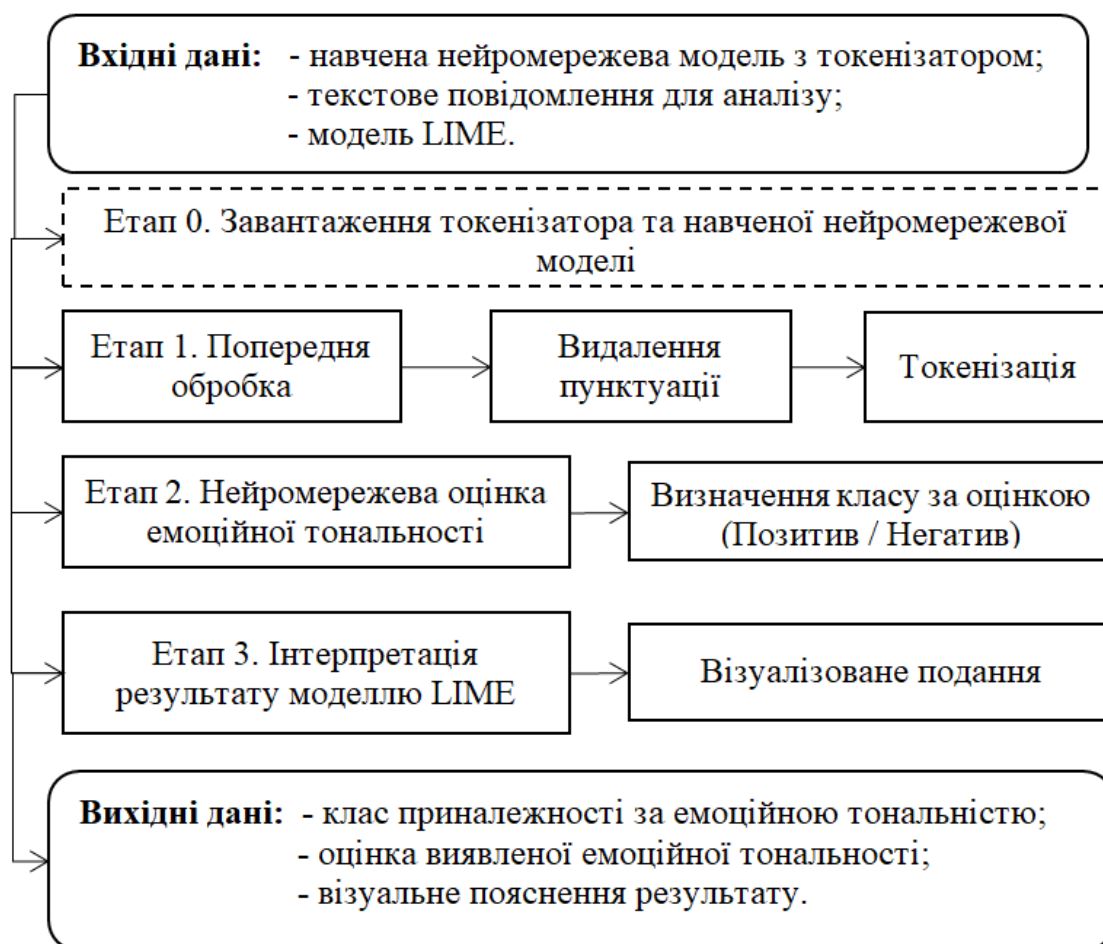


Рисунок 2.1 – Етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Комбінація архітектур CNN та BiLSTM дозволяє ефективно виявляти локальні патерни в тексті (CNN), такі як важливі слова або фрази, що можуть бути ключовими для визначення емоційної тональності. Bidirectional LSTM, у свою чергу, дає змогу аналізувати довгострокові залежності в тексті з обох напрямків, що сприяє кращому розумінню контексту та підвищує точність прогнозів.

Вхідними даними є попередньо навчена нейромережева модель з токенизатором, текст для аналізу та модель LIME для пояснення результатів. Спочатку необхідно завантажити токенизатор і навчану нейромережеву модель, що дасть змогу надалі подавати текстові повідомлення з соціально орієнтованих сервісів для подальшого аналізу нейронною мережею. На етапі 1 також виконується попередня обробка тексту, яка повинна відповідати тій, що застосовувалась під час навчання моделі. Вона охоплює видалення пунктуації, стоп-слів та виконання токенизації.

Наступним кроком є оцінка емоційної тональності за допомогою нейронної мережі з гібридною архітектурою, що об'єднує CNN та BiLSTM. Ця нейромережа має один вихід, і повідомлення вважається позитивним, якщо показник позитивної тональності перевищує 0,5, в іншому випадку – негативним. Третій етап передбачає інтерпретацію результату за допомогою моделі LIME.

Інтерпретація відбувається у вигляді візуалізації, яка демонструє ключові слова та ознаки, що вплинули на прийняте моделлю рішення, а також оцінку їх важливості.

Вихідними даними методу є клас приналежності за емоційною тональністю, оцінка виявленої емоційної тональності; візуальне пояснення результату.

Отже, розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Таке поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів.

2.2 Формування та начання нейромережі гібридної архітектури для нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Для нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень запропоновано використати нейромережу гібридної архітектури, що поєднує одночасну переваги архітектур CNN та BiLSTM. Архітектура запропонованої нейромережі наведена на рисунку 2.2.

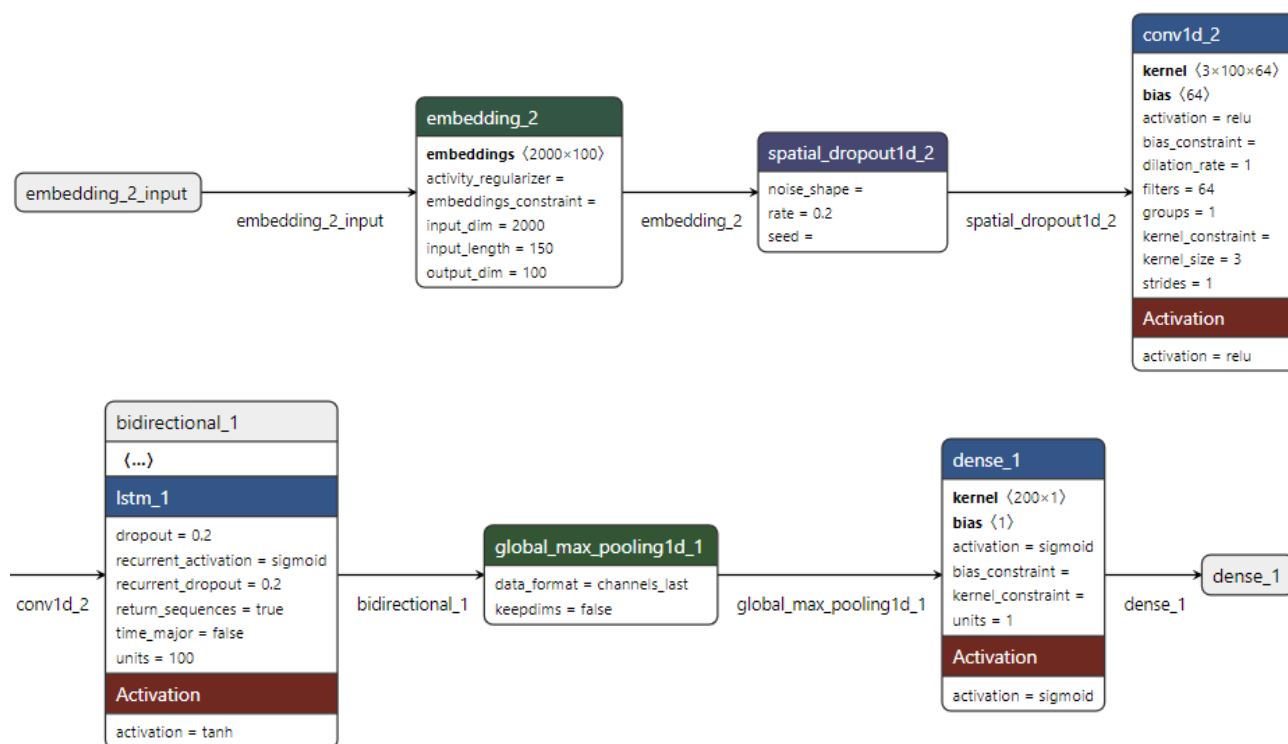


Рисунок 2.2 – Архітектура нейромережі для визначення емоційної тональності

Модель починається з шару Embedding, який перетворює вхідний текст у числові вектори заданої розмірності. Потім використовується шар SpatialDropout1D, який випадковим чином «відключає» частину нейронів (20%) для запобігання перенавчанню.

Наступним йде шар Conv1D, який застосовує одинарні згортки до вхідних даних, виявляючи локальні патерни. Після цього модель має двонаправлений шар LSTM, який здатний запам'ятовувати інформацію з обох кінців послідовності. Цей

шар також має вбудовані механізми випадкового відключення нейронів для кращої узагальнювальної здатності.

Після шару LSTM йде шар GlobalMaxPooling1D, який обирає максимальні значення з усіх отриманих ознак, зменшуючи розмірність даних. Завершує модель щільний шар Dense з одним нейроном та сигмоїдною функцією активації, який видає ймовірність належності вхідного тексту до класу «Позитивна тональність». Для навчання нейромережі необхідно виконати ще підготовчий етап по роботі з датасетом. Схема навчання нейромережі гібридної архітектури наведено на рисунку 2.3.



Рисунок 2.3 – Схема навчання нейромережі гібридної архітектури

Вхідними даними для отримання навченої нейромережевої моделі є навчальна вибірка та ненаренована нейромережева модель гібридної архітектури.

Перший етап відповідає за попередню обробку всіх навчальних текстів, що присутні в датасеті. Попередня обробка включає видалення стоп-слів та знаків пунктуації, а також токенізацію тексту.

На другому етапі відбувається поділ навчальної вибірки на тренувальну та валідаційну у співвідношенні 80 на 20, де 80% тренувальні дані та 20 % валідаційні.

Третій етап відповідає за визначення параметрів навчання нейромережі, таких як кількість епох та розмір партії навчальних зразків. Ці параметри змінюються у залежності від результатів метрик, якщо результати навченої нейронної мережі не задовольняють потребам, змінюються дані параметри та повторюється процес навчання. За замовчуванням кількість епох 5, а розмір навчальної партії 32 зразка.

Наступним етапом відбувається тренування нейромережі із визначенням метрик для кожної епохи навчання. Використовуються метрики accuracy та loss. Це дозволяє оцінювати результат і бачити статистику. Якщо по завершенні епох accuracy все ще зростає, а loss спадає, це означає що можна спробувати тренування з більшою кількістю епох.

П'ятим етапом відбувається збереження навченої моделі та токенізатора, якщо метрики accuracy та loss показують результат, більше 0.9 для метрики accuracy та менше 0.1 для метрики loss. Якщо результату не досягнуто, необхідно повернутись на етап 3 та перенавчити нейромережу.

Вихідними даними є збережена нейромережева модель з оцінками accuracy та loss і токенізатор.

Отже, наведено схему формування та навчання моделі нейронної мережі гібридної архітектури, що поєднує архітектуру CNN та BiLSTM.

2.3 Підхід на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності

Проблема непрозорості моделей ШІ часто призводять до непередбачуваних результатів, включаючи упереджені рішення та недостатню інтерпретацію. Загалом, схематично процес прийняття рішення моделлю машинного навчання виглядає як на рисунку 2.4.

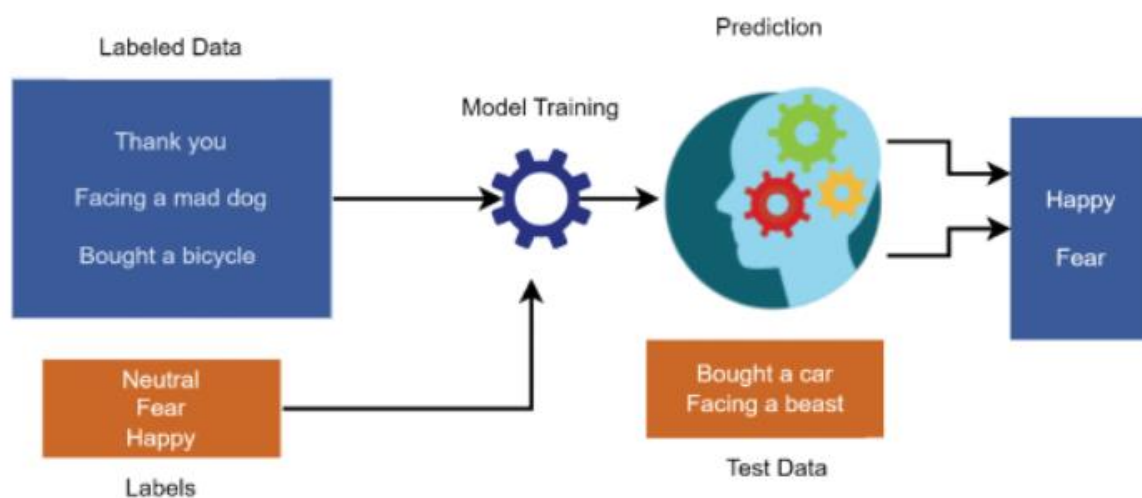


Рисунок 2.4 – Схема навчання та прийняття рішення моделлю ШІ [17]

Однак, як видно з рисунку 2.4 – відсутній блок пояснень результатів, які видає модель машинного навчання. І якщо мова йде про нейромережі – тут задача стає ще більш проблемною. Тому, пропонується підхід на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності, наведений на рисунку 2.5.

У межах запропонованого підходу для візуалізації пояснень результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності пропонується застосувати модель LIME, яка є локальною моделлю для інтерпретації пояснень, незалежних від конкретної моделі.

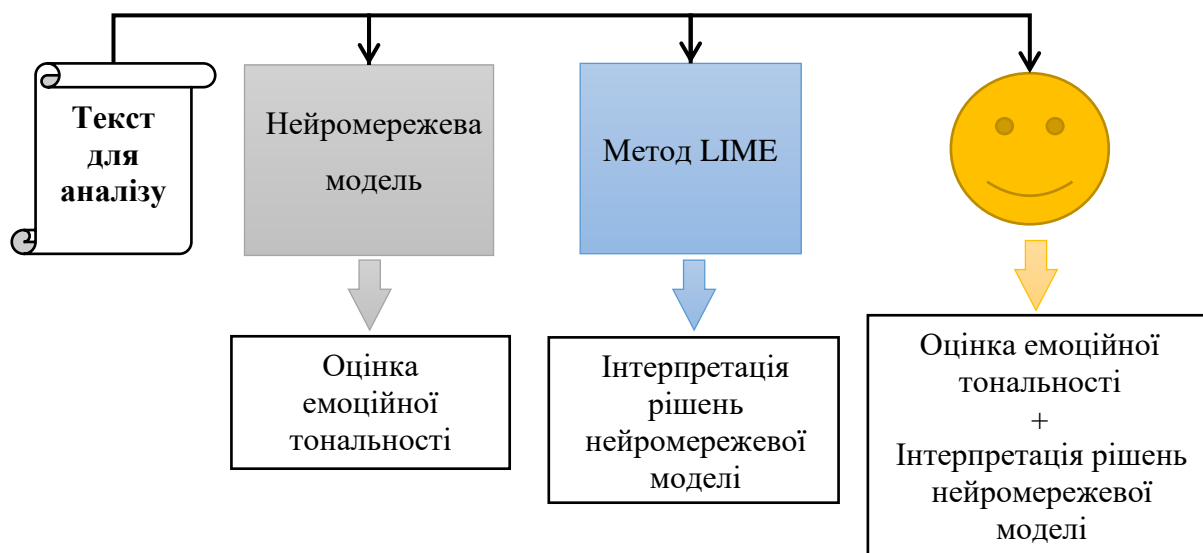


Рисунок 2.5 – Схема підходу на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності

Отже, такий підхід дозволить зберегти всі переваги нейромережевих рішень, одночасно надаючи користувачеві зрозуміле пояснення, що вплинуло на ці рішення. Це підвищить довіру до результатів нейромережі та дасть змогу виявляти помилки, які вона може допускати.

2.4 Формування набору даних дослідження

У якості даних дослідження буде використано набір «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis», який складається із розмічених записів двох категорій – позитивні та негативні текстові зразки [26]. Розподіл навчальних зразків датасету наведено на рисунку 2.6.

Датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis» на Kaggle [27] містить огляди фільмів з вебсайту IMDB [28], що використовуються для аналізу тональності тексту.

Використовується для задач класифікації тональності, навчання моделей обробки природної мови, та оцінки ефективності алгоритмів машинного навчання в аналізі тексту.

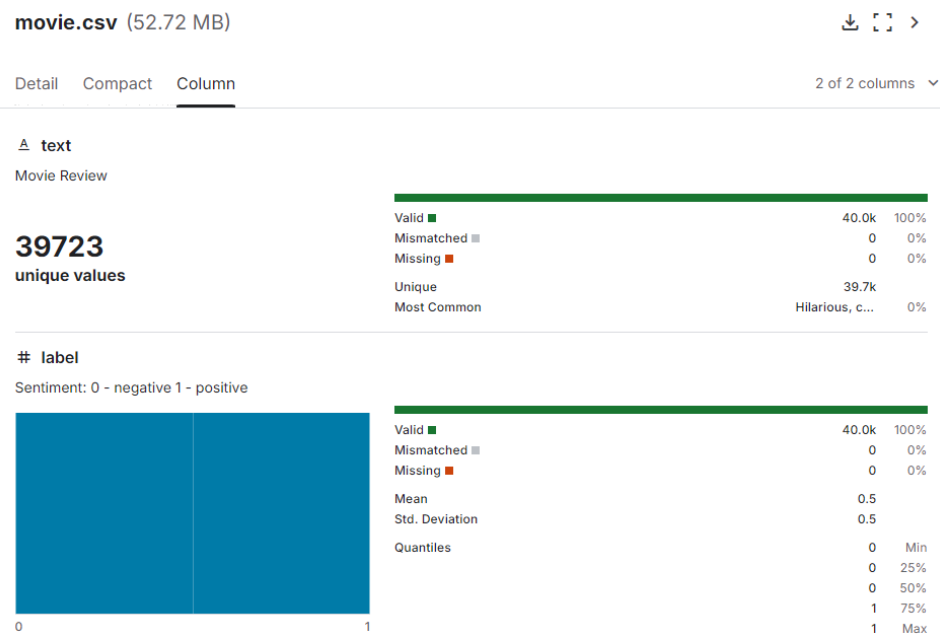


Рисунок 2.6 – Статистика розподілу даних [28]

Набір даних є англомовним, приклад даних набору «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis» наведено на рисунку 2.7.

movie.csv (52.72 MB)

Detail Compact **Column**

| ▲ text | # label |
|---|--------------------------------------|
| Movie Review | Sentiment: 0 - negative 1 - positive |
| 39723 unique values | 0 1 |
| I grew up (b. 1965) watching and loving the Thunderbirds. All my mates at school watched. We played ... | 0 |
| When I put this movie in my DVD player, and sat down with a coke and some chips, I had some expectat... | 0 |
| Why do people who do not know what a particular time in the past was like feel the need to try to de... | 0 |

Рисунок 2.7 – Приклад даних [28]

Датасет буде використовуватись у якості навчальних даних для нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності.

2.5 Критерії оцінки ефективності нейромережевого аналізу емоційної тональності

Для оцінки нейромережевого аналізу емоційної тональності використовуються критерії, які свідчать про її спроможність до коректної ідентифікації. Такими критеріями виступають метрики, найбільш уживаними з яких є: Accuracy, Precision, Recall, F1 score та матриця сплутувань [29].

Accuracy (або ж точність) – це показник, який вимірює, як часто модель машинного навчання правильно прогнозує результат. Обчислюється точність шляхом поділу кількості правильних передбачень на загальну кількість передбачень. Визначення точності наведено на рисунку 2.8.

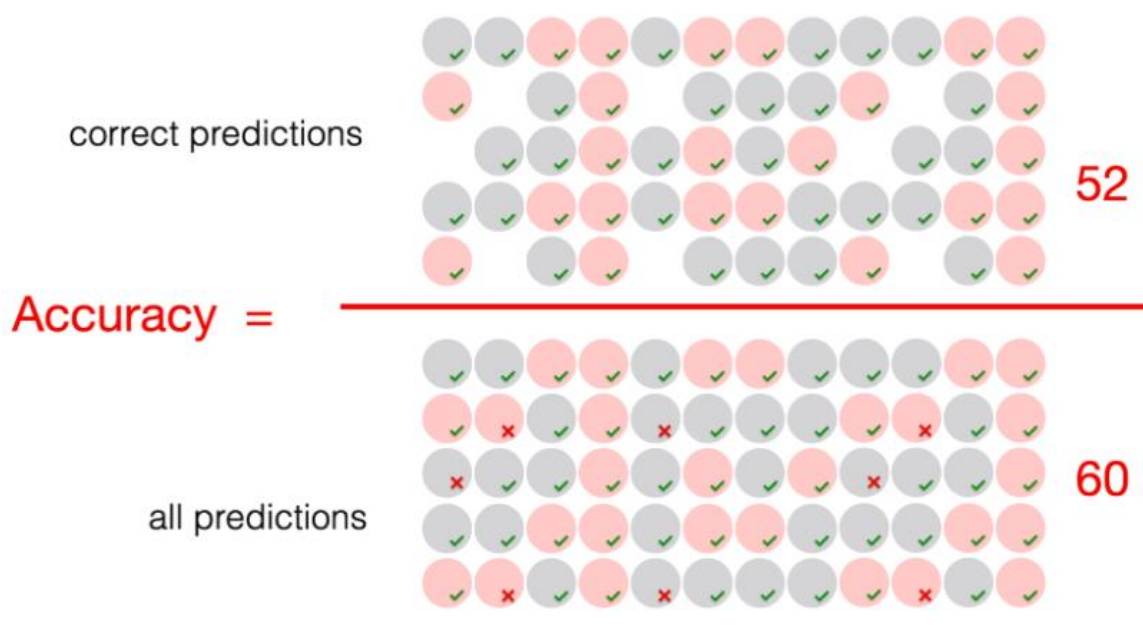


Рисунок 2.8 – Ілюстрація Accuracy [30]

Точність як основний показник має недоліки, оскільки всі класи розглядаються як однаково важливі, що призводить до врахування лише правильних прогнозів. У випадках з двома класами та збалансованим набором даних точність

може бути відповідним і корисним показником, як, наприклад, у класифікації об'єктів типу "кіт чи собака". Проте у багатьох реальних застосуваннях спостерігається значний дисбаланс класів, коли одна категорія зустрічається значно частіше. Наприклад, прогнозування шахрайства, збоїв обладнання, відтоку користувачів або ідентифікація захворювань на рентгенівських знімках. У таких випадках події, які трапляються рідко, можуть становити лише 1-10% або навіть менше від загальної кількості випадків, тому опиратись на тільки одну метрику некоректно для загального оцінювання нейромережевого класифікатора.

Для вирішення цих проблем використовують метрики влучності та повноти (Precision та Recall відповідно). Перш ніж пояснити ці метрики, слід оновити розуміння матриці плутанини та типів помилок, які може робити класифікаційна модель щодо бінарної класифікації, так як аналіз емоційної тональності є задачею бінарної класифікації.

У задачах бінарної класифікації існують дві можливі цільові категорії, які зазвичай позначаються як «позитивний» та «негативний» класи або «1» та «0» відповідно. У прикладі зі спамом, позитивний клас – це «спам», а негативний – «не спам».

При оцінці точності розглядаються правильні та неправильні прогнози без врахування міток класу. Однак у бінарній класифікації можна бути «правильним» або «неправильним» двома способами. Правильні прогнози – Істинні позитивні (TP), в контексті ідентифікації спаму це електронні листи, які є спамом і правильно класифіковані як спам та Істинні негативні (TN), електронні листи, які не є спамом і правильно класифіковані як не спам.

Помилки моделі це Хибні позитивні (FP), електронні листи, які не є спамом, але неправильно класифіковані як спам (хибна тривога) та Хибні негативні (FN), електронні листи, які є спамом, але неправильно класифіковані як не спам (пропущений спам). Для візуалізації цих результатів використовується матриця плутанини, яка показує всі чотири різні результати в одній таблиці (рисунок 2.9).

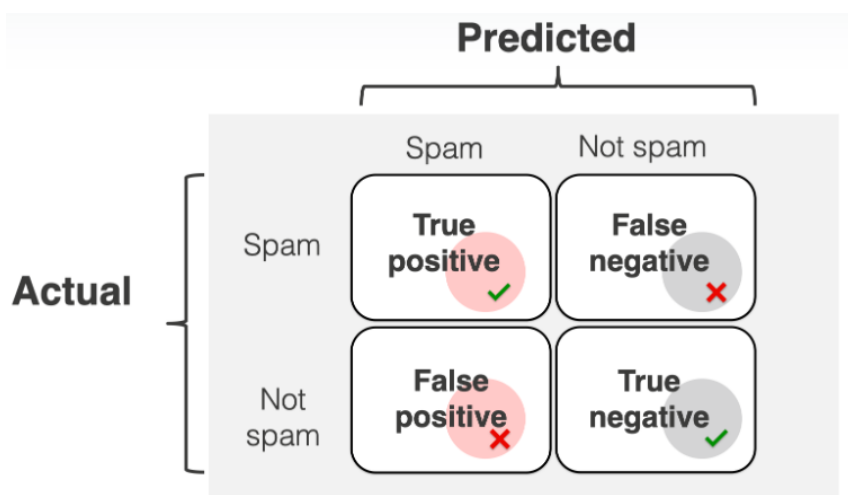


Рисунок 2.9 – Матриця плутанини

Влучність (Precision) – це метрика, яка вимірює, як часто модель машинного навчання правильно передбачає позитивний клас. Точність обчислюється діленням кількості правильних позитивних прогнозів (істинних позитивів) на загальну кількість прогнозів позитивного класу (істинних і хибних позитивів).

Іншими словами, влучність відповідає на запитання: як часто позитивні прогнози є правильними. Точність вимірюється за шкалою від 0 до 1 або у відсотках. Вища влучність свідчить про кращу якість моделі. Ідеальна точність 1.0 досягається, коли модель завжди правильно передбачає позитивний клас і ніколи не робить помилок у визначенні цього класу (рисунок 2.10).

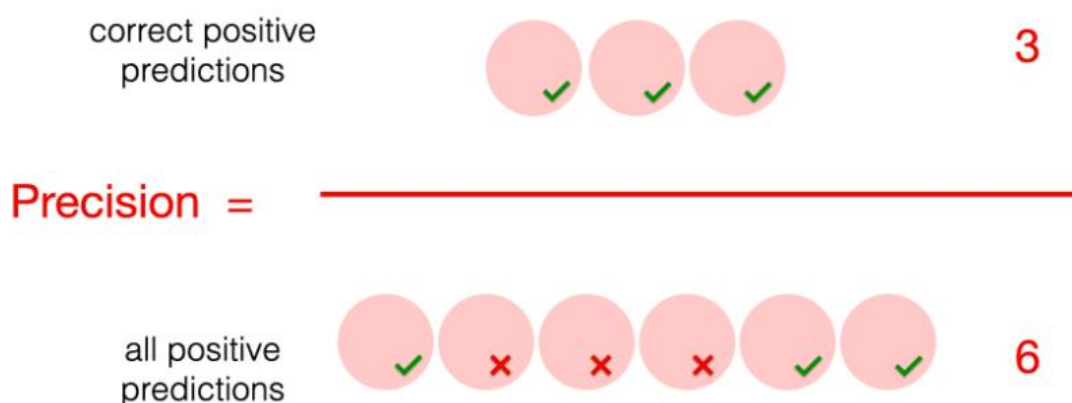


Рисунок 2.10 – Пояснення Precision

Повнота (Recall) – це метрика, яка вимірює, як часто модель машинного навчання правильно ідентифікує позитивні випадки (істинні позитиви) з усіх фактичних позитивних зразків у наборі даних. Повнота обчислюється шляхом ділення кількості істинних позитивів на кількість позитивних випадків, включаючи істинні позитиви та хибні негативи (рисунок 2.11).

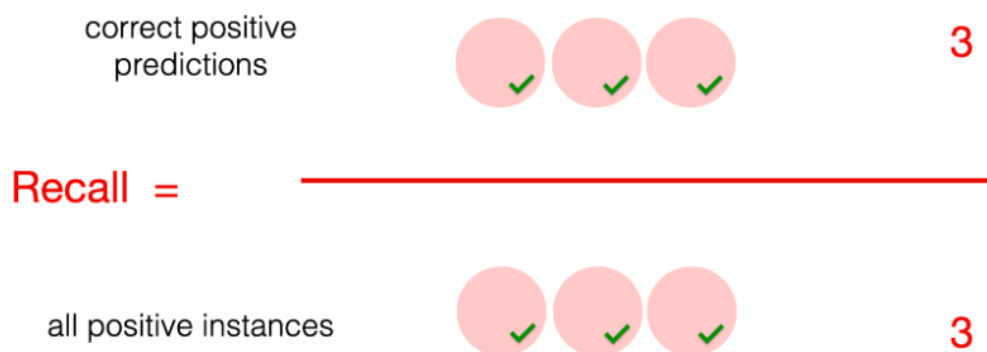


Рисунок 2.11 – Пояснення Recall

Іншими словами, повнота відповідає на питання: чи може модель знайти всі випадки позитивного класу. Повноту можна вимірювати за шкалою від 0 до 1 або у відсотках. Ідеальна повнота 1.0 досягається, коли модель знаходить всі випадки цільового класу в наборі даних.

Повнота також відома як чутливість або коефіцієнт істинних позитивів. Терміни «чутливість» та «коефіцієнт істинних позитивів» частіше використовуються в медичних і біологічних дослідженнях. Наприклад, чутливість медичного діагностичного тесту пояснює його здатність правильно виявляти більшість істинних позитивних випадків. Концепція залишається тією ж, але «повнота» є більш поширеним терміном у машинному навчанні.

F1-Score є важливою метрикою в машинному навчанні, яка забезпечує збалансовану оцінку влучності (precision) та повноти (recall). Формула F1-Score виводиться з гармонійного середнього значення влучності та повноти, що робить її ключовим компонентом у рамках оцінки моделі за влучністю та повнотою. Ця метрика особливо корисна у випадках з незбалансованими класами, оскільки

враховує як правильні позитивні прогнози, так і здатність моделі знаходити всі позитивні випадки [31].

Отже, для оцінки нейромережових моделей в задачі визначення емоційної тональності будуть використані метрики, такі як Accuracy, Precision, Recall, F1 score та матриця сплутувань. Accuracy вимірює загальну правильність моделі, але може бути неінформативною для незбалансованих даних. Precision визначає, як часто модель правильно прогнозує позитивний клас, тоді як Recall показує здатність моделі виявляти всі позитивні випадки. Матриця плутанини забезпечує детальний огляд всіх типів правильних і неправильних прогнозів, включаючи істинні позитиви, істинні негативи, хибні позитиви та хибні негативи.

Висновки до розділу 2

В рамках виконання розділу розроблено та описано метод візуального пояснення результатів нейромережового аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Метод функціонує на базі використання гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Запропоноване поєднання архітектур CNN та BiLSTM сприяє виділенню локальних патернів в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів.

Наведено архітектуру та описано етапи формування та навчання моделі запропонованої нейронної мережі гібридної архітектури, що поєднує архітектуру CNN та BiLSTM.

Запропоновано та описано підхід, що дозволить використовувати всі переваги нейромережових рішень, серед яких є висока точність ідентифікації цільових класів, та при цьому мати розуміння що вплинуло на ці рішення. Це збільшить довіру до результатів нейромережі та дозволить бачити та аналізувати помилки, які вона допускає.

Для навчання нейромережі буде використано датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis» з Kaggle, що містить огляди фільмів з вебсайту IMDB, що використовуються для аналізу тональності тексту. Складається із розмічених записів двох категорій – позитивні та негативні текстові зразки, та налічує близько 40 000 анотованих записів.

Сформовано набір критеріїв для оцінки нейромережевих моделей в задачі визначення емоційної тональності. Пропонуються до використання такі метрики, як Accuracy, Precision, Recall, F1 score та матриця сплутувань. Загальна правильність моделі вимірюється точністю (accuracy), але цей показник може бути недостатньо інформативним для незбалансованих даних. Precision визначає, як часто модель правильно класифікує позитивний клас, тоді як Recall показує здатність моделі виявляти всі позитивні випадки. Матриця плутанини надає детальний огляд усіх типів правильних і неправильних прогнозів, включаючи істинні позитиви, істинні негативи, хибні позитиви та хибні негативи, що допомагає краще розуміти продуктивність моделі.

РОЗДІЛ 3 Проєктування інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

3.1 Визначення комбінації засобів для розробки інформаційної системи візуального пояснення результатів аналізу емоційної тональності повідомлень

Для проєктування інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності необхідно обрати засоби розробки, зокрема середовище для проведення навчання та збереження нейромережі, фреймворк для розгортання вебзастосунку та середовище створення програмного коду.

Одним із доступних та зручних платформ для тренування нейромережевих моделей є Google Colaboratory, хмарний сервіс, що надає можливість виконувати Python-код без необхідності налаштовувати локальне середовище. Цей сервіс базується на Jupyter Notebook і дозволяє працювати з інтерактивними обчисленнями безпосередньо в браузері. Colab забезпечує доступ до обчислювальних ресурсів, включно з графічними процесорами і тензорними процесорами, що дає змогу ефективно виконувати ресурсоємні задачі, як-от тренування нейронних мереж чи обробка великих обсягів даних. Сервіс створений для підтримки роботи з даними та штучним інтелектом, а також для проведення експериментів і викладання. Він інтегрується з Google Drive, що забезпечує зручне збереження й обмін документами, та дозволяє користувачам спільно редагувати й аналізувати дані в реальному часі [32].

Google Colaboratory пропонує низку переваг для роботи з Python-кодом, особливо у сфері аналізу даних і машинного навчання. Основна перевага полягає у доступності хмарних обчислювальних ресурсів, таких як GPU та TPU, які можна використовувати безкоштовно, що значно пришвидшує виконання обчислювально складних задач. Colab усуває необхідність встановлення програмного забезпечення та налаштування середовища на локальному пристрої, оскільки забезпечує готову до використання платформу з попередньо встановленими бібліотеками.

Сервіс також забезпечує можливість спільної роботи, дозволяючи кільком користувачам одночасно редагувати і виконувати код, що особливо корисно для командних проєктів або навчання. Інтеграція з Google Drive сприяє зручному збереженню та доступу до документів, а також забезпечує безпеку даних. Завдяки хмарному характеру Colab, користувачі можуть працювати на будь-якому пристрої, маючи лише доступ до інтернету. Вигляд середовища Google Colab наведено на рисунку 3.1.

The screenshot displays the Google Colab web interface. At the top, there are navigation options: 'Файл', 'Змінити', 'Переглянути', 'Вставити', 'Середовище виконання', 'Інструменти', 'Довідка', and 'Остання зміна: 22 липня'. Below this, there are tabs for '+ Код' and '+ Текст'. The main area contains Python code for a Flask application. The code defines a function 'analyze_text(text)' that uses 'stanza' for NLP and a sentiment model. It also defines an 'index()' function that handles HTTP requests, generates text, and analyzes it. The code is as follows:

```
generated_text = gpt_tokenizer.decode(outputs[0], skip_special_tokens=True)
return generated_text

def analyze_text(text):
    # Аналіз настрою
    inputs = sentiment_tokenizer(text, return_tensors='pt', max_length=512, truncation=True, padding=True)
    with torch.no_grad():
        sentiment_outputs = sentiment_model(**inputs)
        sentiment_logits = sentiment_outputs.logits
        sentiment = torch.argmax(sentiment_logits, dim=-1).item()

    # Аналіз іменованих сутностей
    doc = stanza_nlp(text)
    entities = [(ent.text, ent.type) for ent in doc.ents]

    return sentiment, entities

@app.route('/', methods=['GET', 'POST'])
def index():
    if request.method == 'POST':
        prompt = request.form['prompt']
        max_length = int(request.form['max_length'])
        generated_text = generate_text(prompt, max_length)
        sentiment, entities = analyze_text(generated_text)
        return render_template('index.html', prompt=prompt, generated_text=generated_text, sentiment=sentiment,
                               entities=entities)
    return render_template('index.html', prompt=None, generated_text=None, sentiment=None, entities=None)

if __name__ == '__main__':
    app.run(debug=True)
```

At the bottom, there is a preview of the HTML output, showing a basic structure with a title 'Text Generation and Analysis' and a link to Bootstrap CSS.

Рисунок 3.1 – Інтерфейс хмарного сервісу Google Colab [33]

Для розгортання вебзастосунку на базі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах необхідно обрати фреймворк, що найбільш оптимізовано працюватиме із python-моделями ШІ [34]. Одним з таких фреймворків є Flask, який надає базовий функціонал для створення вебдодатків. Він побудований з фокусом на простоту та гнучкість, дозволяючи розробникам самостійно вибирати компоненти, які вони хочуть інтегрувати у свій проєкт. Flask базується на

інструменті WSGI і шаблонізаторі Jinja2, забезпечуючи базовий набір функцій для обробки запитів та формування HTML-виходу [35].

Особливістю Flask є його модульна структура, яка дозволяє розробляти як прості додатки, так і більш масштабні системи, додаючи необхідні бібліотеки чи плагіни. Завдяки цьому, Flask часто використовується для створення RESTful API, швидких прототипів або невеликих сервісів, але його можливості також дозволяють будувати повнофункціональні веб-додатки [36].

Приклад використання фреймворку Flask та вигляд створеного сайту на базі цього фреймворку наведено на рисунку 3.2.

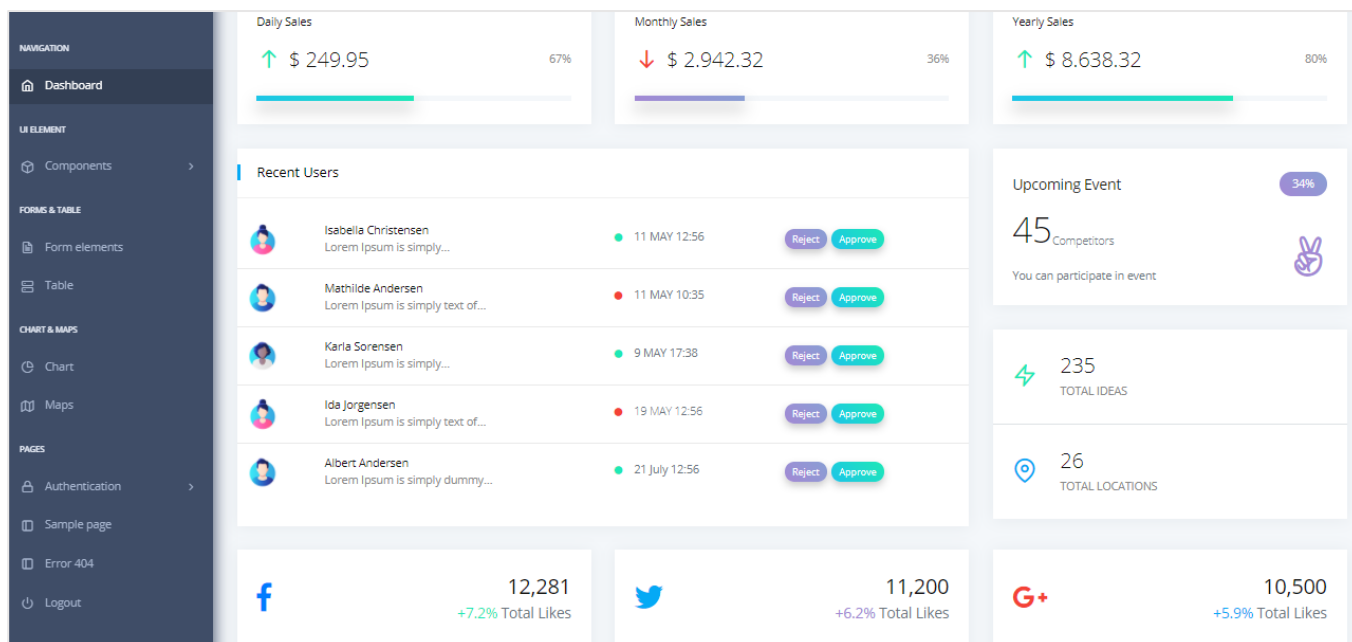


Рисунок 3.2 – Вигляд сайту, створеного за допомогою Flask [37]

Flask базується на інтеграції Python як серверної мови програмування з технологіями HTML і CSS, які відповідають за побудову та стилізацію користувацького інтерфейсу. У цій структурі Python виконує роль обробника серверної логіки, забезпечуючи управління маршрутизацією, обробкою HTTP-запитів, маніпуляцією даними та взаємодією з базами даних. Flask надає інструментарій для передачі даних з бекенду до фронтенду через шаблони.

HTML та CSS є фундаментальними технологіями у створенні веб-інтерфейсів, зокрема у контексті використання Flask як бекенд-фреймворка. HTML

виконує роль структурного каркаса веб-сторінки, визначаючи її елементи, такі як заголовки, текстові блоки, форми, кнопки та інші складові, необхідні для організації інформації [38]. CSS, у свою чергу, відповідає за стильове оформлення цих елементів, включно з кольорами, шрифтами, відступами, розташуванням та адаптивністю для різних пристроїв.

У Flask HTML та CSS використовуються для формування користувацького інтерфейсу, тоді як сам фреймворк відповідає за логіку обробки запитів та передачу даних. Статичні файли, зокрема CSS-стилі, зберігаються в спеціальній директорії проекту (`/static`), що дозволяє ефективно організувати структуру додатка. Динамічний HTML зазвичай генерується за допомогою шаблонізатора Jinja2, який інтегрується у Flask. Це забезпечує можливість передавання змінних з серверної частини до фронтенду та реалізації умовної логіки у веб-сторінках [39].

Розділення структури та дизайну забезпечує чіткий поділ обов'язків між компонентами, що спрощує розробку, налагодження та підтримку веб-додатків. Така організація дозволяє створювати адаптивні та естетично привабливі інтерфейси, зберігаючи при цьому гнучкість і масштабованість системи.

Для написання програмного коду вебзастосунку було обрано PyCharm, інтегроване середовище розробки, спеціалізованим для мови програмування Python. Використання PyCharm для розробки веб-додатків на основі Flask забезпечує ефективне середовище з розширеною функціональністю. Це досягається завдяки вбудованим засобам для роботи з кодом, автоматизації рутинних завдань та інтеграції з популярними бібліотеками і фреймворками [40].

PyCharm надає потужний редактор коду з функціями інтелектуального автозавершення, підсвічуванням синтаксису, пошуку помилок у реальному часі та автоматичного виправлення. Інтеграція із системами контролю версій, такими як Git, дозволяє забезпечити безперервний розвиток проекту. Наявність спеціалізованих шаблонів для Flask значно спрощує створення проектів, знижуючи вхідний бар'єр для нових користувачів.

Середовище підтримує інтеграцію з віртуальними середовищами Python, що дозволяє ізолювати залежності проекту, мінімізуючи конфлікти між різними

версіями бібліотек. Інтегрований інструмент запуску забезпечує зручне налагодження, включаючи підтримку точок зупинки та аналіз змінних. PyCharm також пропонує автоматизацію тестування завдяки вбудованій підтримці модульних тестів і бібліотек для тестування Flask-додатків. На рисунку 3.3 наведено інтерфейс користувача PyCharm [41].

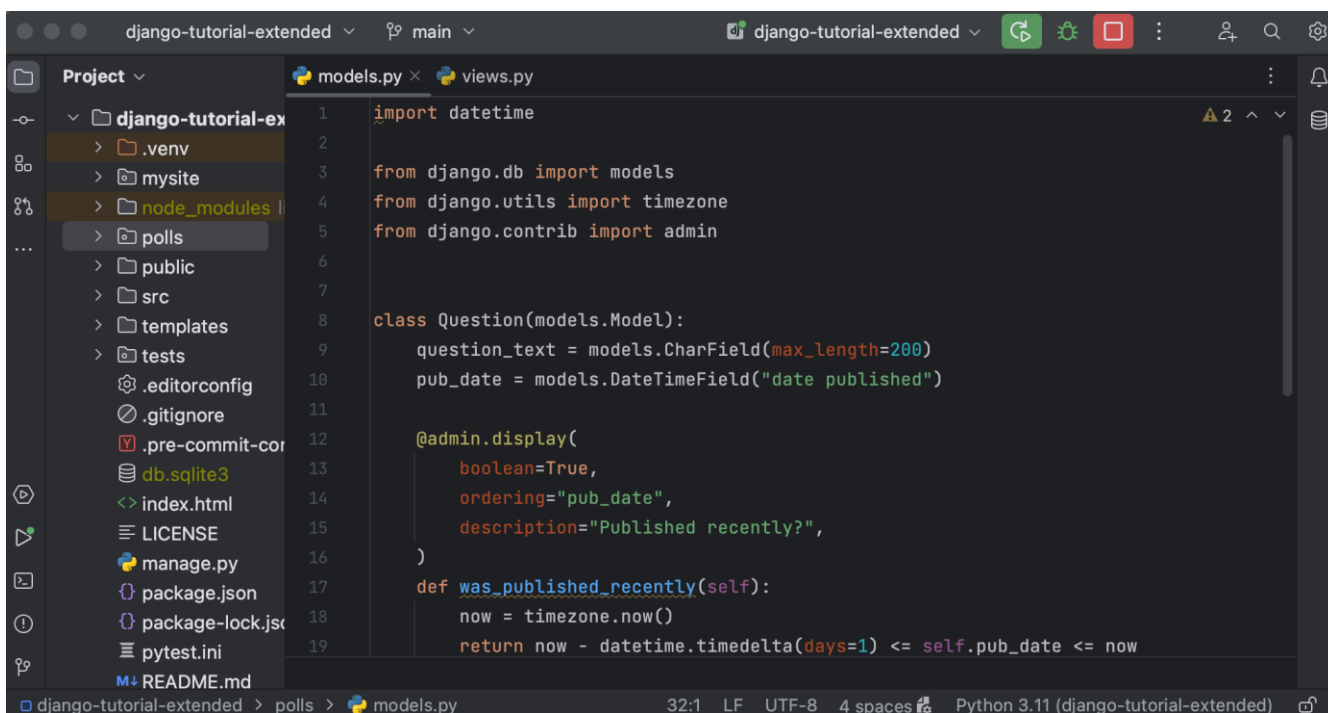


Рисунок 3.3 – Інтерфейс користувача середовища розробки PyCharm [42]

Отже, було обрано наступний комплекс засобів розробки інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень: хмарна платформа Google Colab для навчання та збереження нейромережевої моделі, середовище написання програмного коду PyCharm та фреймворк Flask.

3.2 Спеціалізовані програмні розширення для розробки інформаційної системи

Для реалізації програмного застосунку на базі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у

соціально-орієнтованих сервісах було використано додатково спеціалізовані програмні розширення. Мова програмування Python надає широкий набір бібліотек для вирішення різних задач, пов'язаних із взаємодією з операційною системою, аналізом даних, машинним навчанням та візуалізацією. Одна із основних бібліотек, «os», забезпечує функціональність для роботи з файловою системою, надаючи методи для доступу до файлових шляхів, управління каталогами та взаємодії з операційною системою [43]. Бібліотека «csv» спрощує роботу з табличними даними у форматі CSV, дозволяючи читати, записувати та обробляти дані з високою ефективністю, що є корисним при виконанні підготовки та аналізу датасетів [44].

Бібліотека «numpy» є фундаментальною бібліотекою для роботи з багатовимірними масивами та виконання числових обчислень. Завдяки її високопродуктивним методам ця бібліотека є основою для багатьох інших наукових бібліотек Python [45]. Бібліотека «pandas» надає інструменти для роботи з табличними структурами даних, такими як DataFrame, спрощуючи маніпуляції, очистку та аналіз великих обсягів даних [46].

«Tensorflow» є однією з провідних бібліотек для машинного навчання, що забезпечує інструменти для створення, тренування та розгортання нейронних мереж. Вона включає функції для роботи з текстом, обробки даних і побудови складних моделей глибокого навчання [47].

Бібліотека «pickle» дозволяє серіалізувати та десеріалізувати об'єкти Python, зокрема для збереження моделей або результатів обробки для подальшого використання [48].

Бібліотека «flask» є мікрофреймворком для створення веб-додатків. Ця бібліотека забезпечує інтерфейс для інтеграції моделей і побудови API, зокрема для взаємодії з користувачами через вебінтерфейс [49].

Бібліотека «matplotlib» та її модуль «pyplot» забезпечують інструменти для створення графіків, діаграм та візуалізації даних. Ця бібліотека підтримує широкий спектр типів графіків для представлення результатів аналізу або навчання моделей [50]. Буде використана для відображення графіків навчання (втрати і

точність по епохам) та матриці сплутувань (для відображення помилок 1-го та 2-го роду) в рамках вебзастосунку.

Бібліотека «lime» призначена для пояснення рішення моделей машинного навчання, використовуючи методи інтерпретації, що допомагають зрозуміти значення окремих ознак у результати моделі. LIME [51].

Бібліотека «sklearn.metrics» включає функції для оцінки якості моделей, таких як точність, повнота та F1-міра, а також для побудови матриць сплутувань. Ці метрики широко використовуються для оцінки продуктивності класифікаційних моделей. scikit-learn [52].

Також для тестування програмного забезпечення було використано бібліотеку «flask-testing», яка є розширенням для Flask, що спрощує процес написання та виконання тестів для Flask-додатків. Вона надає набір зручних інструментів для побудови модульних і функціональних тестів, які дозволяють розробникам перевіряти правильність роботи додатків, мінімізуючи ризик помилок у коді [53].

Отже, було обрано спеціалізовані програмні розширення «os» та «csv» для роботи із файловою системою, «numpy» та «pandas» для проведення операцій над багатовимірними масивами та табличними даними, якими є датасети, «tensorflow» для проведення навчання нейромережевої моделі гібридної архітектури, а «matplotlib» для візуалізації отриманих результатів її тренування та «sklearn.metrics» для оцінки продуктивності навчених моделей. Також було обрано бібліотеку «lime» для реалізації пояснення отриманих результатів нейронної мережі та «flask» з поєднанням з «flask-testing» для створення вебсайту та його тестування.

Таким чином, було обрано спеціалізовані програмні розширення для розробки програмного застосунку на базі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

3.3 Схема інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності

Інформаційна система візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності передбачає прикладну програмну реалізацію однойменного методу. Схема взаємодії компонентів наведена на рисунку 3.4.

Підсистема навчання нейромереж та підсистема препроцесингу не передбачають графічних інтерфейсів користувача. Ці підсистеми є ключовими, оскільки дають вхідні дані для підсистеми інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості у вигляді навчених нейромережевих моделей.

Підсистема препроцесингу використовується підсистемою навчання нейромереж, так як при навчанні нейромережевих моделей тексти з навчального набору даних повинні пройти попередню обробку. Така попередня обробка включає в себе видалення стоп-слів, переведення у нижній регістр та токенізацію.

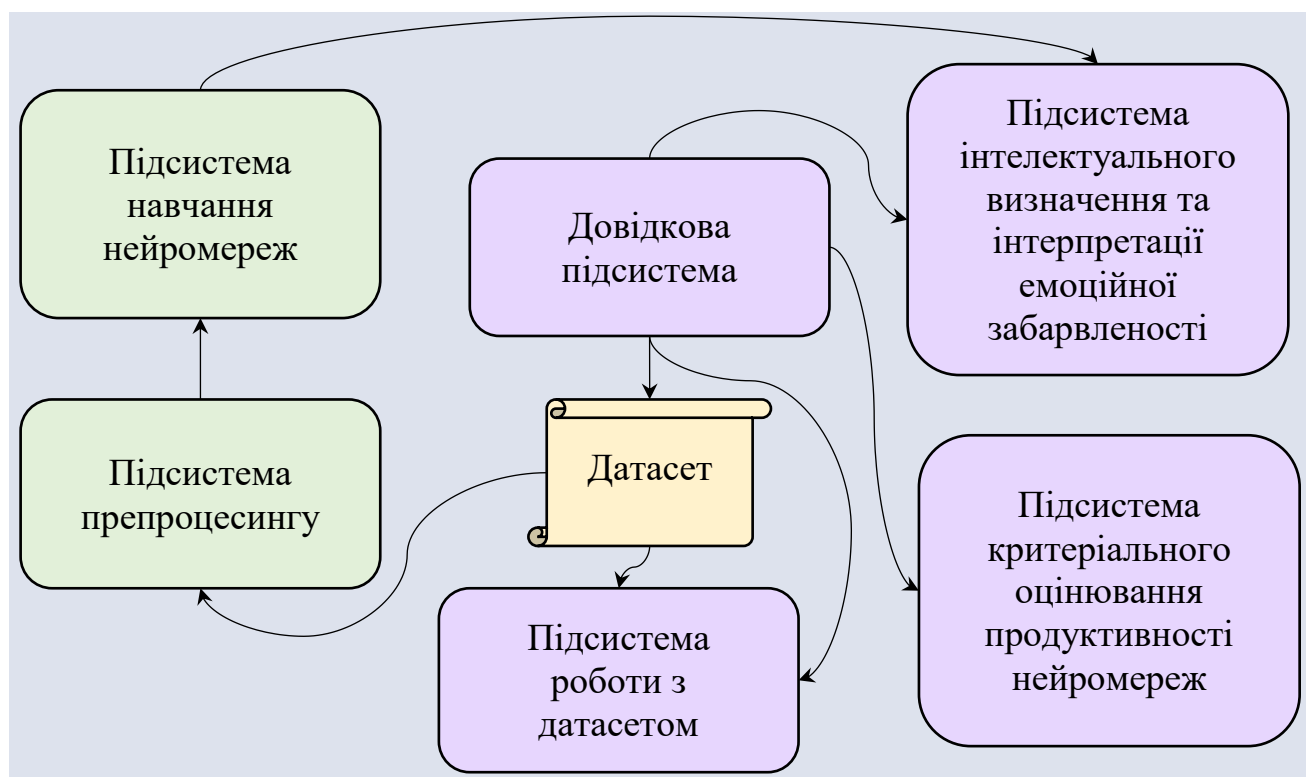


Рисунок 3.4 – Схема взаємодії компонентів інформаційної системи

Підсистема навчання нейромереж відповідає за навчання та збереження нейромережеских моделей за вхідними параметрами розміру батча, кількості епох та інших.

Підсистема роботи з датасетом передбачає графічний інтерфейс, та відповідає за видалення, редагування і додавання нових маркованих даних в датасет.

Довідкова підсистема призначена для ознайомлення користувачів із можливостями інформаційної системи та всіх її компонентів та містить переходи на всі підсистеми з графічними інтерфейсами.

Підсистема інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості є головною підсистемою. Має графічний інтерфейс користувача і призначена для визначення емоційної забарвленості за уведеним повідомленням. Також дана підсистема призначена для проведення візуальної з метою поясненості отриманих нейромережеских результатів.

Підсистема критеріального оцінювання продуктивності нейромереж призначена для оцінки навчених моделей за критеріями Accuracy, Precision, Recall, F1 score та матриця сплутувань. Такий вибір критеріїв забезпечує комплексну та цілісну оцінку нейромережі.

Отже, описано взаємодії компонентів інформаційної системи, що складається із таких підсистем: навчання нейромереж, препроцесингу, роботи з датасетом, довідки, інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості, критеріального оцінювання продуктивності нейромереж та датасету. Наведено відповідну графічну схему описаних взаємодій.

3.4. Компоненти та функції інформаційної системи

Підсистема інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME, має компоненти, наведені на рисунку 3.5.

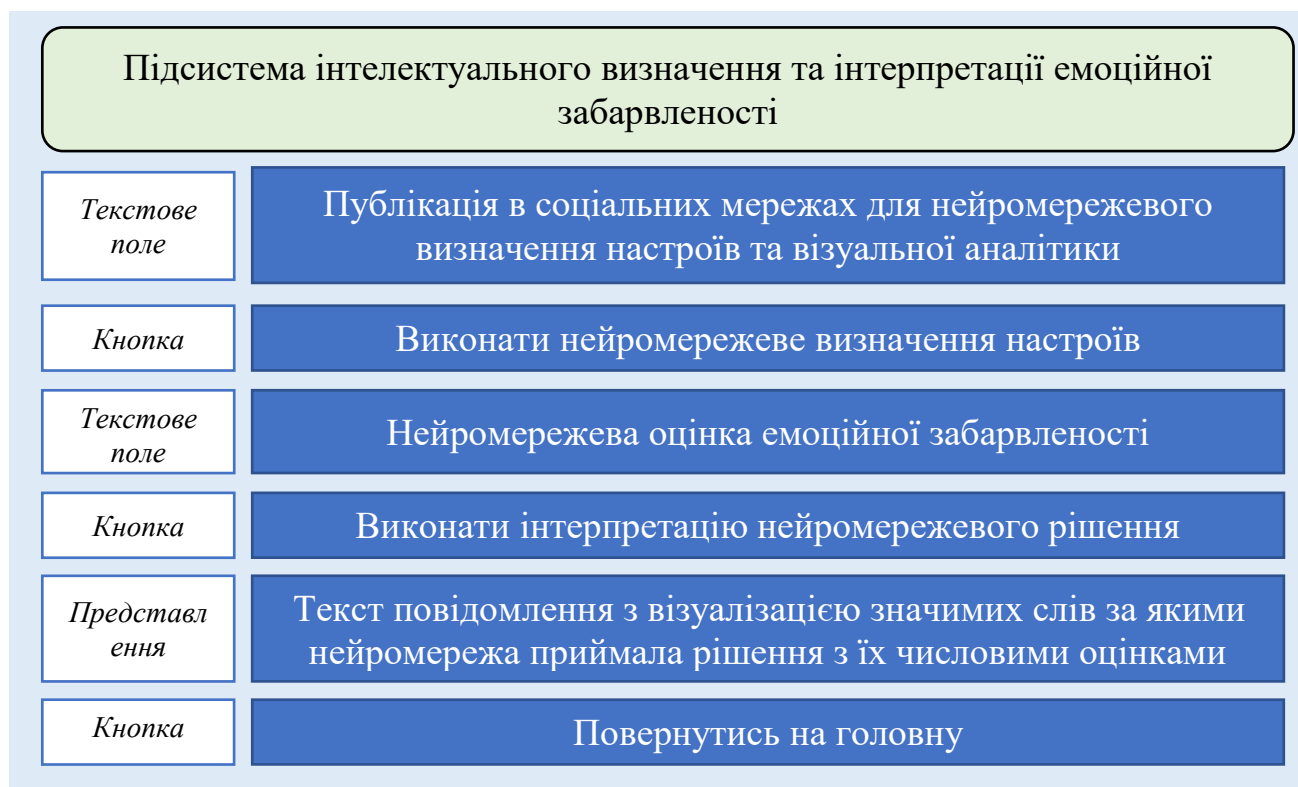


Рисунок 3.5 – Компоненти інтерфейсу підсистеми інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості

Підсистема інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості призначена для виконання таких функцій:

- уведення тексту для аналізу;
- нейромережеве визначення емоційної забарвленості повідомлення соціально-орієнтованого сервісу;
- інтерпретація нейромережевого визначення тональності уведеного повідомлення методом LIME.

Підсистема критеріального оцінювання продуктивності нейромереж має компоненти наведені на рисунку 3.6.

Дана підсистема виконує такі основні функції:

- виведення пояснень щодо критеріїв оцінки продуктивності нейромережевих класифікаторів;
- виведення переліку наявних навчених у межах вказаного каталогу нейромережевих моделей;

– виведення оцінок продуктивності обраного нейромережевого класифікатора у формі метрик Accuracy, Precision, Recall, F1 score та графіків матриці сплутувань, функції втрат і точності;

– виведення висновку щодо доцільності використання обраної нейромережевої моделі за критеріями її продуктивності.



Рисунок 3.6 – Компоненти інтерфейсу підсистеми критеріального оцінювання продуктивності нейромереж

Підсистема роботи з датасетом має компоненти інтерфейсу, наведені на рисунку 3.7.

Підсистема роботи з датасетом призначена для виконання таких основних функцій:

- перегляд інформації про джерело даних дослідження;
- перегляд даних з датасету з можливістю подальшої деталізації;

- видалення обраного повідомлення з датасету;
- додавання нового повідомлення в датасет;
- редагування обраного повідомлення датасету.

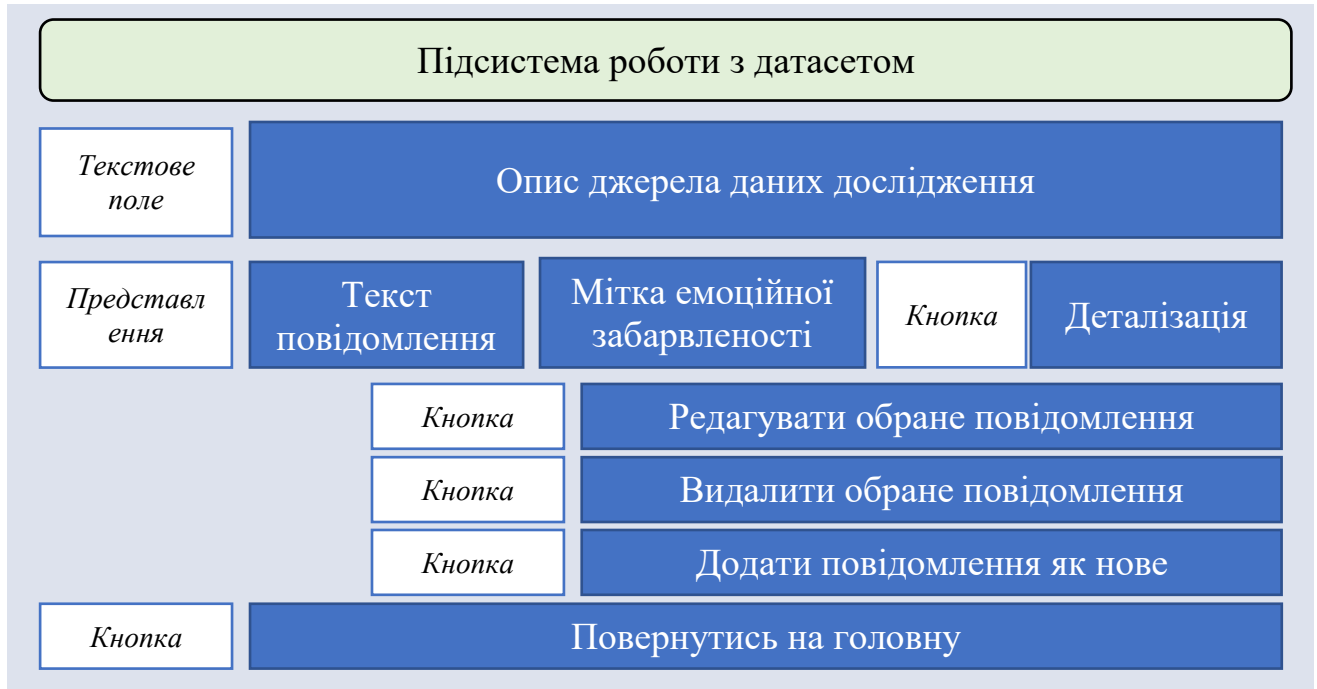


Рисунок 3.7 – Компоненти інтерфейсу підсистеми роботи з датасетом

Довідкова підсистема має компоненти інтерфейсу, наведені на рисунку 3.8.

Дана підсистема призначена для виконання таких базових функцій:

- виведення опису програмної реалізації в цілому;
- виведення опису про модуль для інтерпретаційної візуальної аналітики;
- виведення опису про модуль для деталізації продуктивності моделей;
- виведення опису про модуль для перегляду вмісту датасету;
- виведення опису про вміст модуля довідки;
- можливість переходу на всі вищевказані модулі.

Підсистема навчання нейромереж та підсистема препроцесингу не мають графічного інтерфейсу, однак призначені для виконання ряду важливих функцій:

- задавання параметрів навчання нейромережі;
- попередня обробка датасету;

- навчання нейромережі за обраними параметрами;
- валідація навчених нейромережових моделей;
- збереження навчених нейромережових моделей у файловій системі.

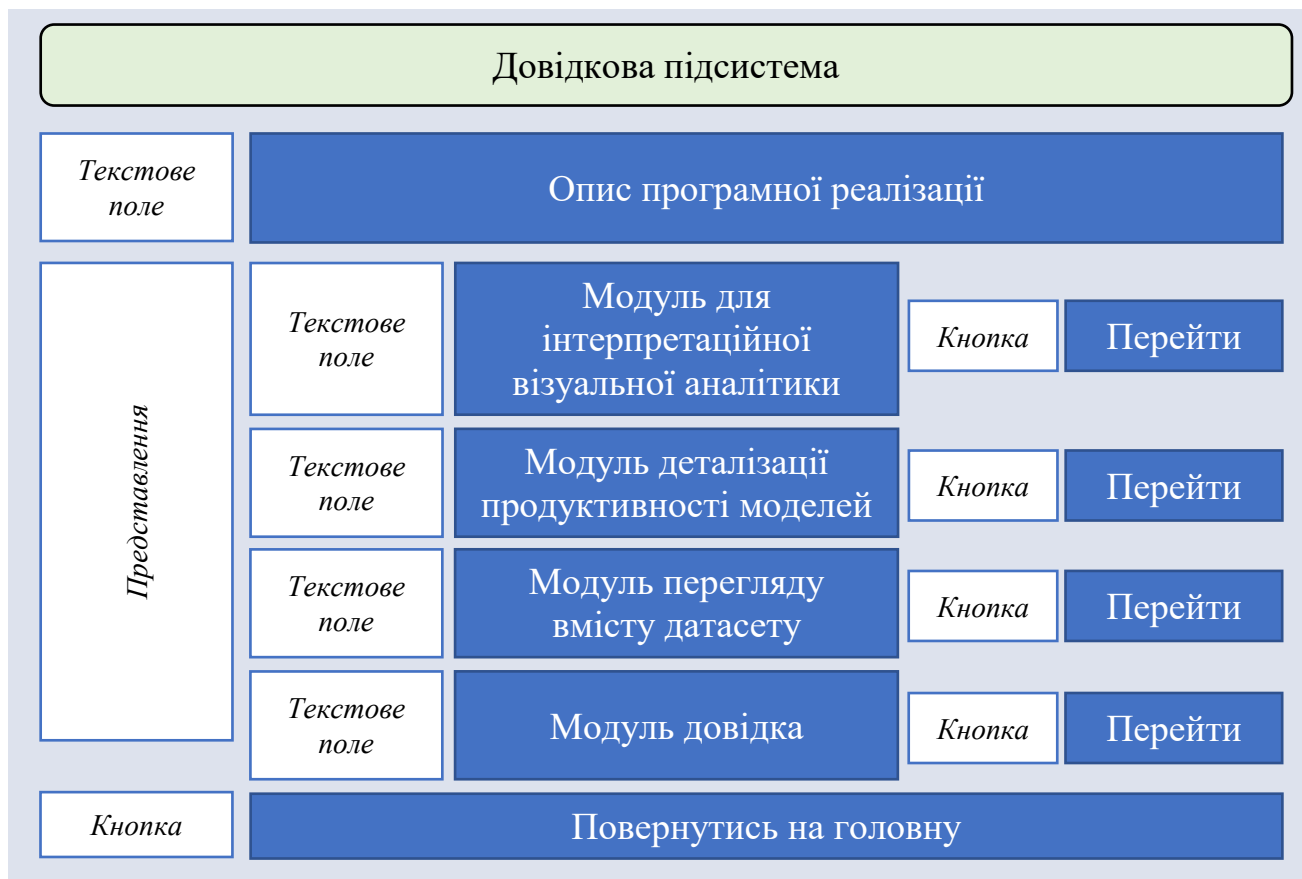


Рисунок 3.8 – Компоненти інтерфейсу довідкової підсистеми

Таким чином, було наведено опис основних компонентів та функцій інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності, що забезпечують можливість подальшої програмної реалізації за описною проектно-технічною частиною. Наведені графічні прототипи інтерфейсів користувача для довідкової підсистеми, підсистеми роботи з датасетом, підсистеми критеріального оцінювання продуктивності нейромереж, а також для підсистеми інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості.

Висновки до розділу 3

В рамках написання 3-го розділу кваліфікаційної роботи магістра було виконано вибір засобів розробки інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень. Після дослідження наявних засобів, обраний комплекс склав: хмарна платформа Google Colab для навчання та збереження нейромережевої моделі, середовище написання програмного коду PyCharm та фреймворк Flask.

Після вибору засобів розробки інформаційної системи було виконано аналіз спеціалізованих програмних розширень, що допоможуть полегшити процес розробки програмного застосунку на базі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Обраною комбінацією програмних розширень є: бібліотеки «os» та «csv» для роботи із файловою системою, «numpy» та «pandas» для проведення операцій над багатовимірними масивами та табличними даними, «tensorflow» для проведення навчання нейромережевої моделі, а «matplotlib» та «sklearn.metrics» для візуалізації отриманих результатів її тренування. Також було обрано бібліотеку «lime» для пояснення отриманих результатів нейронної мережі та «flask» з поєднанням з «flask-testing» для створення вебсайту та його тестування.

Наведено схему інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності, що планується як прикладна програмна реалізація однойменного методу. Інформаційна система складається із таких підсистем: навчання нейромереж, препроцесингу, роботи з датасетом, довідки, інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості, критеріального оцінювання продуктивності нейромереж, а також джерела даних – датасету.

Основні функції кожної підсистеми були детально описані, а також були наведені графічні прототипи інтерфейсів користувача, що забезпечать зручну взаємодію з системою. Розробка даної інформаційної системи спрямована на створення ефективного інструменту для аналізу та візуалізації нейромережевих

рішень щодо емоційної тональності повідомлень, що дозволяє користувачам отримувати зрозумілі пояснення роботи нейронної мережі та приймати обґрунтовані рішення на основі отриманих даних.

Застосування сучасних технологій та інструментів, таких як хмарні платформи, бібліотеки для машинного навчання, забезпечує високу продуктивність та гнучкість розробленої системи, що є важливим кроком до впровадження сучасних методів аналізу емоційної тональності у практичне застосування.

РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

4.1 Програмна структура компонентів інформаційної системи для експериментального дослідження

Програмна структура компонентів інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу складається із вебзастосунку реалізованого з наявними інтерфейсами користувача та вебзастосунку для навчання нейромереж без графічного інтерфейсу користувача.

Вебзастосунок інтелектуальної системи інтерпретаційної візуальної аналітики для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах представлений реалізацією ряду сторінок інтерфейсів: «nnanalyze.html», «performance.html», «dataset.html», «detail.html», «index.html», «help.html», маршрути між якими подано на рисунку 4.1.

На діаграмі представлено структуру навігації вебзастосунку, яка демонструє взаємозв'язки між різними сторінками. Центральним вузлом є «index.html» – головна сторінка, яка слугує основною точкою входу для користувачів. З неї здійснюється перенаправлення на ключові функціональні розділи: аналіз текстів («nnanalyze.html»), оцінка продуктивності моделей («performance.html»), робота з даними («dataset.html») та довідкова інформація («help.html»).

Кожна функціональна сторінка підтримує можливість повернення до головної, що забезпечує зручну ієрархічну структуру. Сторінка «dataset.html», крім цього, пропонує доступ до деталізованого перегляду окремих записів через «detail.html», яка, у свою чергу, дозволяє повернутися назад до загального списку.

Ця структура забезпечує інтуїтивну навігацію, дозволяючи користувачам швидко перемикатися між основними функціями вебзастосунку, зберігаючи при цьому логічну послідовність у переходах.

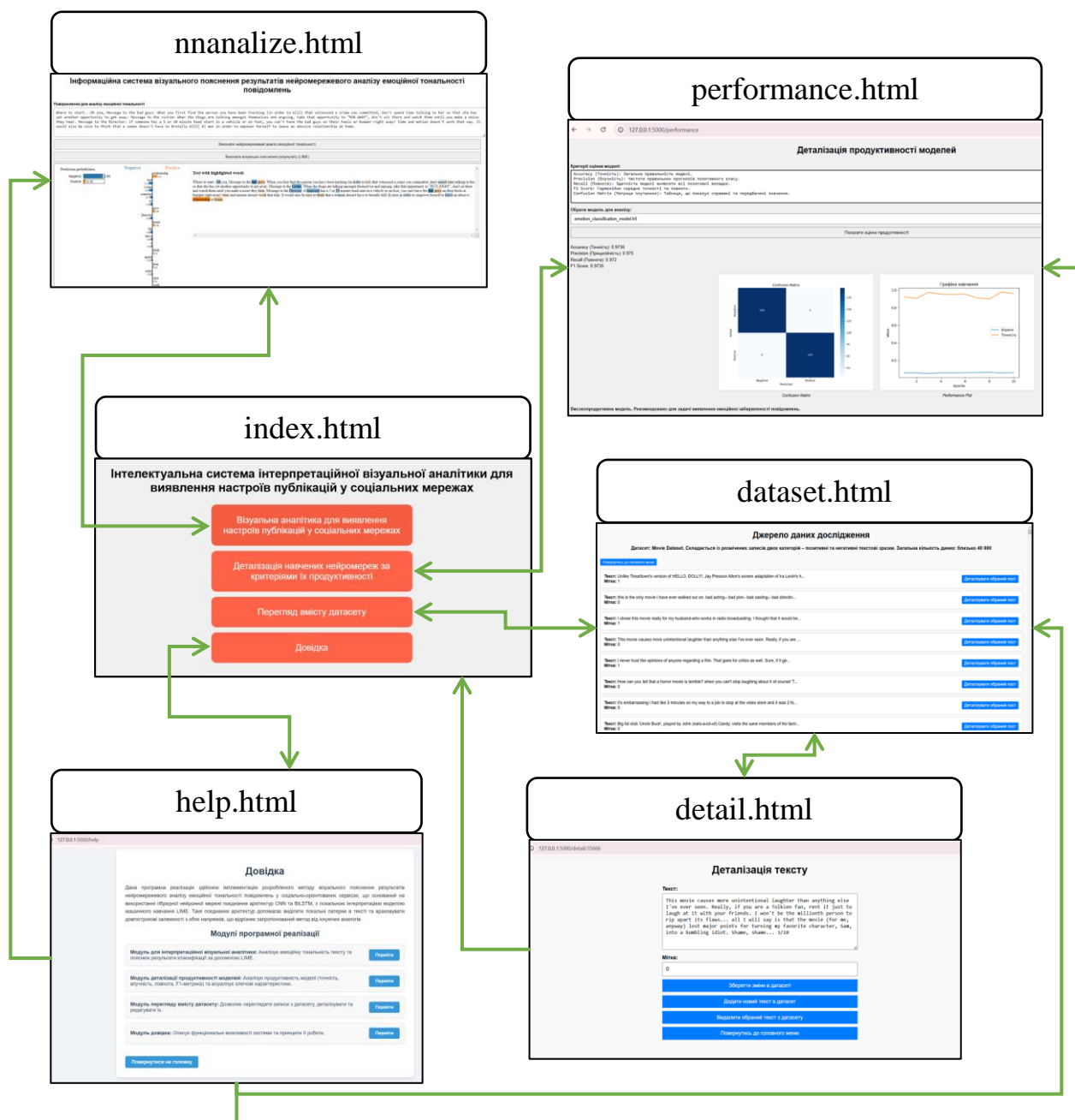


Рисунок 4.1 – Схема навігації між сторінками вебсистеми візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Однак, для забезпечення функціонування вебсторінок необхідно також виконати проектування логіки застосунку та реалізацію зазначених раніше функцій. Діаграма класів вебзастосунку інтелектуальної системи інтерпретаційної візуальної аналітики для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах наведено на рисунку 4.2.

Клас BaseApp служить базовим класом для створення застосунків Flask. Він ініціалізує Flask-застосунок і містить метод для його запуску в режимі налагодження.

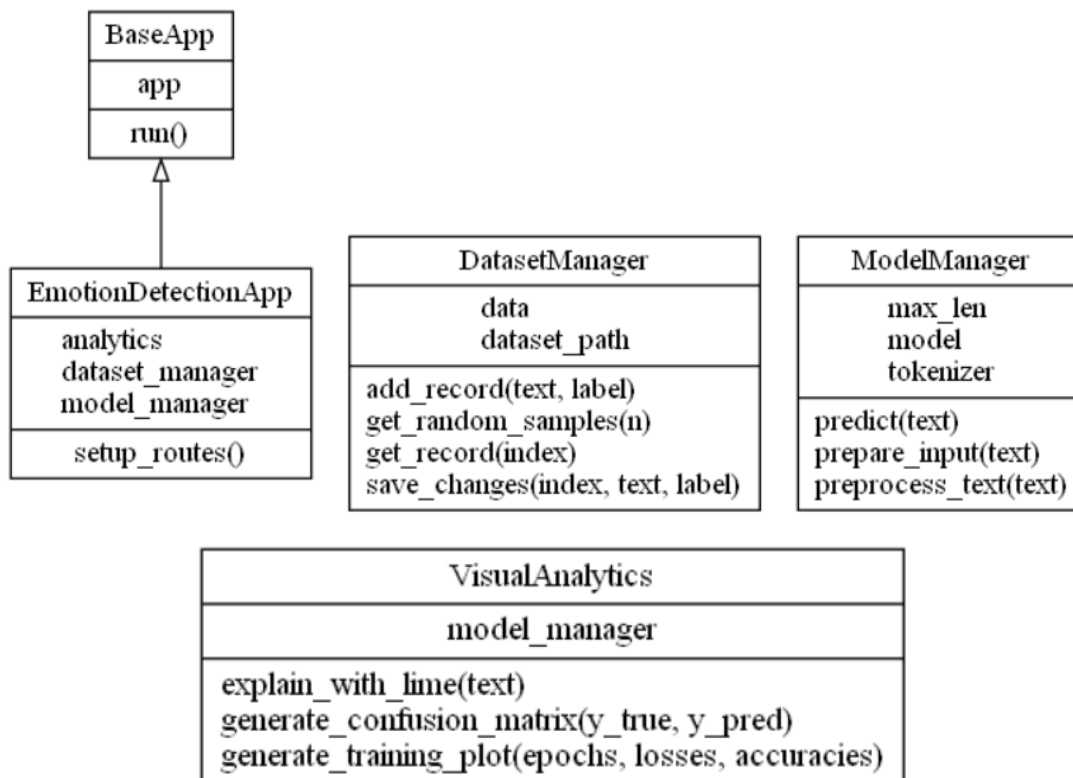


Рисунок 4.2 – Діаграма класів вебзастосунку для візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Клас `ModelManager` відповідає за керування нейромережею глибокого навчання для виявлення емоційної тональності. Він завантажує модель і токенизатор, виконує попередню обробку тексту, перетворюючи його в нижній регістр і видаляючи пунктуацію, а також перетворює текст у формат, прийнятний для моделі, щоб отримати прогноз.

Клас `VisualAnalytics` призначений для виконання візуальної аналітики результатів моделі. Він створює матрицю невідповідностей для оцінки продуктивності моделі, будує графіки навчання і пояснює передбачення моделі за допомогою методу LIME, зберігаючи результати у вигляді HTML-файлів та зображень.

Клас `DatasetManager` керує даними, що використовуються застосунком. Він завантажує датасет з файлу CSV, дозволяє зберігати зміни в датасеті, додавати нові записи, видаляти обрані, отримувати записи за індексом і вибирати випадкові зразки для відображення.

Основний клас `EmotionDetectionApp` розширює `BaseApp` і об'єднує всі попередні компоненти. Він визначає маршрути для обробки запитів до застосунку, обробляє домашню сторінку, аналіз тексту, відображення продуктивності моделі, керування датасетом, перегляд деталей окремих записів і сторінку допомоги. Він використовує методи `ModelManager` для передбачення емоцій, `DatasetManager` для управління даними і `VisualAnalytics` для створення аналітичних візуалізацій.

Загалом, кожен з цих класів виконує важливу роль у створенні комплексного вебзастосунку для виявлення емоційної тональності, об'єднуючи функціональність роботи з моделями, керуванням даними та візуалізації нейромережових результатів.

Отже, наведено діаграму класів та описано призначення і взаємодію кожного із використовуваних класів. Наведено структуру навігації вебзастосунку, що побудована на принципах централізованої взаємодії, де головна сторінка («`index.html`») виконує роль основного хаба для доступу до всіх функціональних модулів. Така організація забезпечує інтуїтивність використання, дозволяючи користувачам орієнтуватися в системі. Зворотні посилання на головну сторінку з усіх розділів сприяють швидкому поверненню до вихідної точки, а локальні зв'язки, такі як переходи між «`dataset.html`» та «`detail.html`», створюють гнучкість у роботі з конкретними функціями. Усе це разом формує зрозумілу та ефективну навігацію, що підвищує зручність і продуктивність використання вебзастосунку.

4.2 Особливості розробки прикладних компонентів для нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Програмна реалізація представляє собою комплексну систему для навчання нейромереж гібридної архітектури для класифікації емоційного забарвлення повідомлень соціально-орієнтованих сервісів. Вона включає кілька етапів,

починаючи з завантаження та попередньої обробки даних, і закінчуючи тренуванням моделі та візуалізацією результатів.

На початку здійснюється завантаження даних із CSV-файлу. При цьому перевіряється, щоб кожен рядок містив текст і відповідну йому мітку. Завантажені дані проходять попередню обробку, яка включає очистку від стоп слів тощо. Дані розділяються на текстові зразки та числові мітки, після чого перетворюються в масиви NumPy для подальшої обробки.

Наступним кроком є токенізація тексту. Використовується обмеження на максимальну кількість слів для векторизації та максимальну довжину тексту, що забезпечує ефективність і керованість процесу навчання. Токенізатор перетворює текстові дані в послідовності чисел, які представляють слова.

Після цього дані розділяються на тренувальну та тестову вибірки для оцінки продуктивності моделі. Для тренування моделі створюється гібридна нейронна мережа, яка складається з кількох шарів. Спочатку використовується шар Embedding, який перетворює слова в вектори фіксованої довжини. Далі додається шар просторового відсівання, щоб зменшити перенавчання. Потім додається один згортковий шар, який допомагає виявляти локальні патерни в тексті. Основну частину моделі складає двонаправлений LSTM-шар, який здатен враховувати контекст, що є важливим для розуміння емоційного забарвлення тексту. Завершується модель глобальним шаром максимального об'єднання і щільним шаром з сигмоїдальною активацією для бінарної класифікації.

Модель компілюється з використанням функції втрат бінарної крос-ентропії та оптимізатора Adam, що забезпечує ефективне навчання. Під час навчання модель проходить кілька епох, а її продуктивність оцінюється на тестовій вибірці (рисунок 4.3).

Завершується процес оцінкою моделі на тестових даних, де обчислюються і виводяться на екран основні метрики класифікації. Це дозволяє оцінити точність, повноту і F1-міру моделі. Для більш детального аналізу будуються графіки втрат та точності під час навчання, що допомагає візуалізувати процес навчання моделі і

зрозуміти, як вона покращувалася з кожною епохою. Приклад графіків навчання моделі наведено на рисунку 4.4.

```

Epoch 1/10
2000/2000 [=====] - 159s 78ms/step - loss: 0.4396 - accuracy: 0.7858 - val_loss: 0.3343 - val_accuracy: 0.8528
Epoch 2/10
2000/2000 [=====] - 156s 78ms/step - loss: 0.2725 - accuracy: 0.8866 - val_loss: 0.2770 - val_accuracy: 0.8830
Epoch 3/10
2000/2000 [=====] - 156s 78ms/step - loss: 0.2312 - accuracy: 0.9064 - val_loss: 0.2749 - val_accuracy: 0.8829
Epoch 4/10
2000/2000 [=====] - 152s 76ms/step - loss: 0.1952 - accuracy: 0.9227 - val_loss: 0.2914 - val_accuracy: 0.8826
Epoch 5/10
2000/2000 [=====] - 155s 78ms/step - loss: 0.1644 - accuracy: 0.9355 - val_loss: 0.3170 - val_accuracy: 0.8765
Epoch 6/10

```

Рисунок 4.3 – Фрагмент навчання нейромережі гібридної архітектури

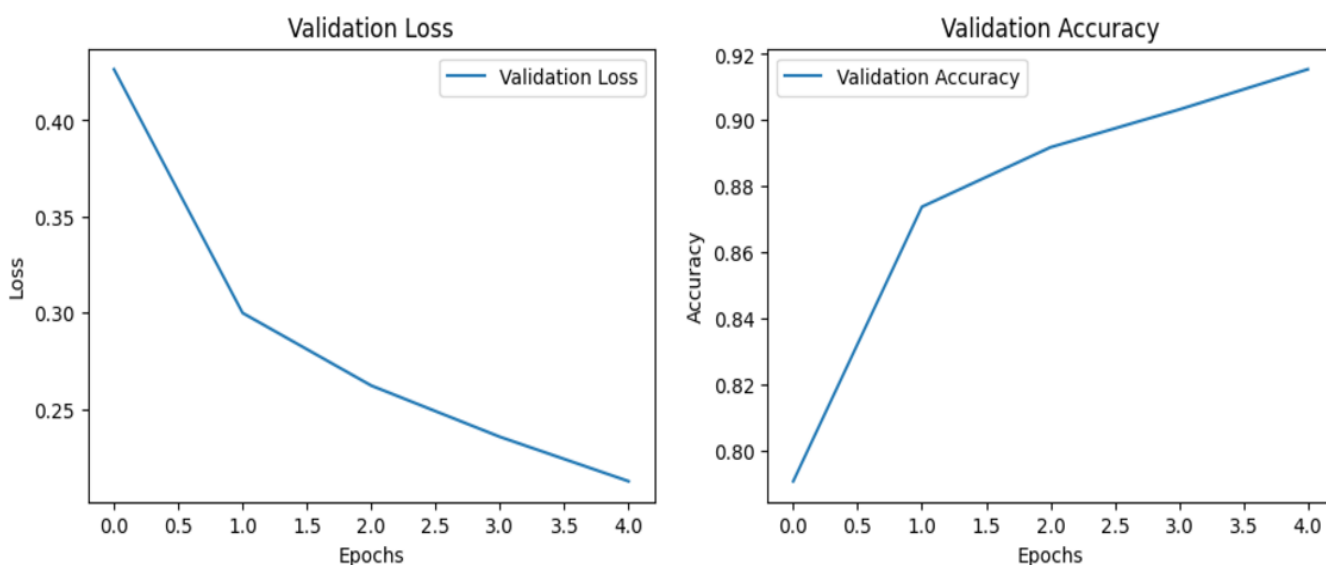


Рисунок 4.4 – Приклад графіків навчання нейромережі

Далі навчена нейромережева модель гібридної архітектури зберігається у файловій системі з метою подальшого використання у вебзастосунку з графічним інтерфейсом користувача.

Ця програмна реалізація є прикладом використання методів машинного навчання та глибокого навчання для аналізу емоційного забарвлення у користувацькому текстовому повідомленні. Вона включає всі необхідні етапи від обробки даних до візуалізації результатів, забезпечуючи повний цикл розробки моделі для детекції емоцій у текстах.

4.3 Особливості використання прикладних компонентів експериментальної системи

Програмна реалізація представляє собою вебзастосунок, побудований на Flask, який дозволяє користувачам взаємодіяти з моделлю глибокого навчання та методу LIME для візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Основний функціонал починається із завантаження моделі глибокого навчання і токенизатора, які зберігаються у файлах. Модель використовується для передбачення емоційного забарвлення тексту, а токенизатор – для перетворення тексту у послідовності чисел. Тексти попередньо обробляються шляхом перетворення в нижній регістр і видалення пунктуації, після чого вони конвертуються в послідовності чисел, які підходять для входу в модель.

Маршрут / відображає домашню сторінку застосунку, де користувачі можуть взаємодіяти з інтерфейсом.

Маршрут /analyze дозволяє користувачам вводити текст для аналізу. При отриманні тексту через POST-запит, текст обробляється і передається в модель для передбачення. Результат передбачення, який визначає, чи має текстове повідомлення позитивне забарвлення або ж навпаки, негативне, відображається на сторінці разом із значенням нейромережевого передбачення.

Маршрут /performance надає інформацію про продуктивність моделі. Користувач може вибрати модель для аналізу її продуктивності. Для цього маршруту генеруються і відображаються статичні метрики продуктивності, такі як Accuracy, Precision, Recall, F1 score. На основі цих метрик створюється текстове резюме продуктивності моделі, а також генерується і відображається матриця невідповідностей.

Маршрут /dataset забезпечує керування датасетом. Користувачі можуть оновлювати існуючі записи, додавати нові записи і переглядати випадкові зразки з датасету. Це дозволяє зручно редагувати дані безпосередньо через веб-інтерфейс.

Маршрут `/detail/<int:index>` відображає детальну інформацію про конкретний запис у датасеті за його індексом. Користувач може переглядати, видаляти та редагувати текст і мітку для конкретного запису.

Маршрут `/help` відображає сторінку довідки, яка надає користувачам інформацію про використання вебзастосунку.

Маршрут `/lime` використовується для пояснення передбачень моделі за допомогою методу LIME. Користувач вводить текст, і модель генерує пояснення у реальному часі, яке зберігається у вигляді HTML-файлу і відображається на сторінці аналізу.

Функція `explain_with_lime` використовує LIME для створення пояснень. Вона бере текст, перетворює його у формат, прийнятний для моделі, і генерує пояснення, які показують, як окремі слова впливають на передбачення моделі.

Загалом, цей додаток забезпечує інтерактивний інтерфейс для взаємодії з моделлю глибокого навчання, дозволяючи аналізувати тексти, оцінювати продуктивність моделі, керувати даними і отримувати пояснення щодо нейромережових передбачень.

4.4 Прикладне тестування експериментальної інформаційної системи

Для створеної програмної реалізації було проведено комплексне тестування, що включає юніт-тести та тест-кейси. На рисунку 4.5 наведено діаграму класів створених юніт-тестів.

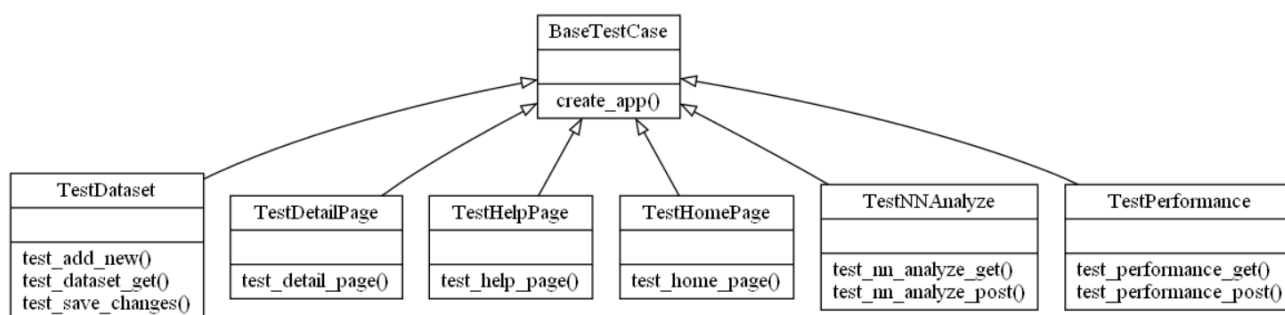


Рисунок 4.5 – Діаграма класів для проведення юніт-тестування експериментальної інформаційної системи

Тестовий скрипт «test_app.py» містить набір юніт-тестів, що використовують unittest та Flask-Testing для перевірки функціональності основних маршрутів додатка Flask. Кожен тест виконує перевірку, щоб забезпечити коректну роботу окремих компонентів застосунку.

Тест для домашньої сторінки (TestHomePage) перевіряє, чи правильно завантажується домашня сторінка застосунку. Коли клієнт відправляє GET-запит на домашню сторінку, тест перевіряє, чи статус відповіді є 200, що вказує на успішне завантаження сторінки. Також перевіряється, чи використовується для рендерингу правильний шаблон «index.html».

Тест для аналізу нейронної мережі (TestNNAnalyze) включає два підтести: один для GET-запиту, інший для POST-запиту. У першому підтесті перевіряється, чи правильно завантажується сторінка аналізу без будь-яких даних. У другому підтесті, при відправленні POST-запиту з текстовим повідомленням, тест перевіряє, чи статус відповіді є 200 і чи використовується правильний шаблон nnanalyze.html. Додатково перевіряється, чи включає відповідь текст, що вказує на результат класифікації (позитивний чи негативний), що залежить від передбачення моделі. Фрагмент з отриманими відповідями сервера наведено на рисунку 4.6.

```
127.0.0.1 - - [27/Nov/2024 20:31:45] "POST /nnanalyze HTTP/1.1" 200 -  
127.0.0.1 - - [27/Nov/2024 20:31:46] "GET /static/lime_explanation.html HTTP/1.1" 200 -  
127.0.0.1 - - [27/Nov/2024 20:32:30] "GET /nnanalyze HTTP/1.1" 200 -  
127.0.0.1 - - [27/Nov/2024 20:32:35] "GET /performance HTTP/1.1" 200 -  
127.0.0.1 - - [27/Nov/2024 20:32:41] "POST /performance HTTP/1.1" 200 -
```

Рисунок 4.6 – Фрагмент відповіді сервера на запит

Тест для сторінки продуктивності (TestPerformance) також включає два підтести: для GET і POST-запитів. Перший підтест перевіряє, чи правильно завантажується сторінка продуктивності при GET-запиті. Другий підтест перевіряє, чи при POST-запиті правильно відображається матриця невідповідностей, включаючи генерацію зображення confusion_matrix.png.

Тест для керування датасетом (TestDataset) перевіряє, чи завантажується сторінка датасету при GET-запиті, а також функціональність збереження змін і додавання нових записів. При збереженні змін перевіряється, чи переданий текст та мітка оновлюються правильно в датасеті, і чи відображається відповідне повідомлення про успішне збереження. При додаванні нового запису перевіряється, чи новий текст і мітка додаються до датасету правильно, і чи відображається повідомлення про успішне додавання.

Тест для сторінки деталей запису (TestDetailPage) перевіряє, чи правильно завантажується сторінка деталей для конкретного запису з датасету при GET-запиті. Перевіряється, чи використовується правильний шаблон «detail.html» для відображення інформації про запис.

Тест для сторінки допомоги (TestHelpPage) перевіряє, чи правильно завантажується сторінка допомоги при GET-запиті. Він забезпечує перевірку наявності сторінки допомоги і використання правильного шаблону «help.html».

Всі наведені тести виконано успішно (рисунок 4.7).

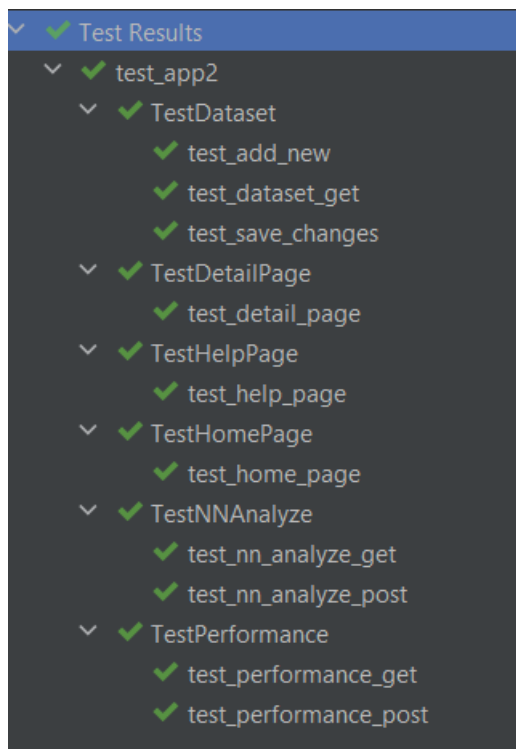


Рисунок 4.7 – Виконання юніт-тестів

Кожен із цих тестів допомагає забезпечити коректну роботу окремих маршрутів і функціональності додатка, виявляючи можливі помилки і невідповідності на ранніх етапах розробки. Це гарантує, що користувачі отримають правильні відповіді і відповідні дії від застосунку при взаємодії з різними його частинами. Наступним етапом є мануальне тестування засобами тест-кейсів.

Першим тестовим випадком є перевірка на справність переходів між сторінками вебсистеми. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс A0001

| | | |
|--|---------------------|---|
| Тест-кейс ID: A0001 | Пріоритет: 1 | Створено: 10.10.2024, Юрченко Д.Ю. |
| Назва: Перевірка переходів з головної сторінки на сторінки вебсистеми | | |
| Кроки | | Очікуваний результат |
| 1. Запустити вебзастосунок. | | Запущено вебзастосунок. |
| 2. Натиснути на кнопку «Візуальна аналітика для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах». | | Відбувся перехід до підсистеми візуальної аналітики. |
| 3. Перейти на головну. | | Відбувся перехід на головну. |
| 4. Натиснути на кнопку «Деталізація навчених нейромереж за критеріями їх продуктивності». | | Відбувся перехід на підсистему деталізації навчених нейромереж. |
| 5. Перейти на головну. | | Відбувся перехід на головну. |
| 6. Натиснути на кнопку «Перегляд вмісту датасету». | | Відбувся перехід на підсистему перегляду вмісту датасету. |
| 7. Перейти на головну. | | Відбувся перехід на головну. |
| 8. Натиснути на кнопку «Довідка». | | Відбувся перехід на довідкову підсистему. |
| Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно | | |

Результат успішного виконання тест-кейсу A0001 наведено на рисунку 4.8.

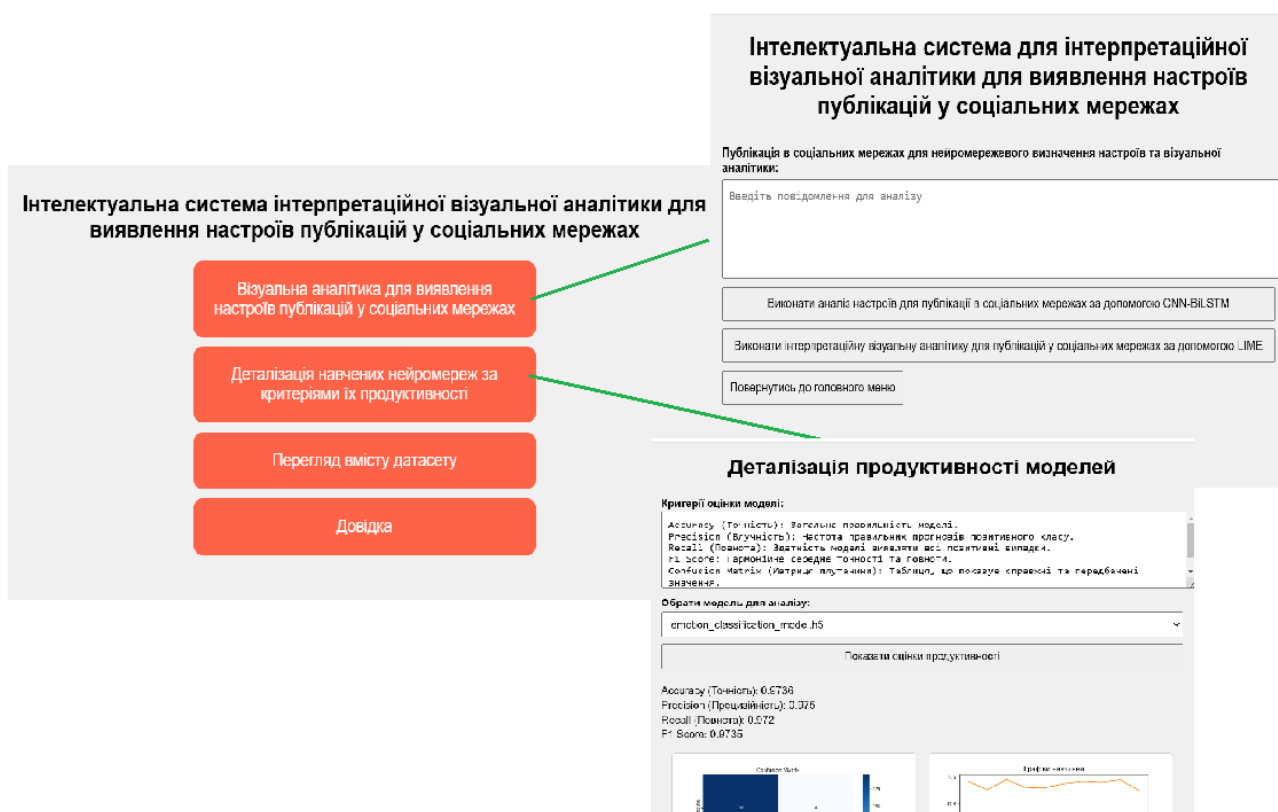


Рисунок 4.8 – Ілюстрація переходів з головної на сторінки вебсистеми

Наступним тестовим випадком є перевірка виконання нейромережевого аналізу повідомлення з соціально-орієнтованих сервісів. Пропонується виконати аналіз повідомлення з текстом: «*An underrated addition to the Graham Greene cinematic canon - its perceived faults can now be seen as virtues. Director Shumlin, theatrical director, frames his action with an oppressive rigidity appropriate to the material, and the seemingly inept compositions compellingly suggest unease. Both a dark thriller and a story of moral regeneration (for the female character! In a 40s thriller!), the film has an upright hero who turns mad and murderous (and possibly paedophiliac), brilliantly brings the faraway ideologies of the Spanish Civil War into jolting dangerous reality, has one horrific murder, an astonishing insights into class and capitalism, clever theatrical metaphors, a rare approximation of Greene's God, and an ending that is only*

happy if you know nothing about history», що відповідає категорії «Позитивний текст». Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс A0002

| | | |
|--|---------------------|---|
| Тест-кейс ID: A0002 | Пріоритет: 1 | Створено: 10.10.2024, Юрченко Д.Ю. |
| Назва: Перевірка коректності нейромережевого аналізу позитивного повідомлення з соціально-орієнтованих сервісів | | |
| Кроки | | Очікуваний результат |
| <ol style="list-style-type: none"> 1. Запустити вебзастосунок. 2. Натиснути на кнопку «Візуальна аналітика для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах». 3. Ввести у текстове поле тестове повідомлення. 4. Натиснути кнопку «Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM». 5. Порівняти результат з очікуваним | | <p>Запущено вебзастосунок.</p> <p>Відбувся перехід до підсистеми візуальної аналітики.</p> <p>У текстовому полі уведено повідомлення</p> <p>Виконано нейромережевий аналіз</p> <p>Повідомлення ідентифіковане як позитивне.</p> |
| Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно | | |

Результат успішного виконання наведених кроків тест-кейсу A0001 зображено на рисунку 4.9. Як видно з рисунку 4.9, повідомлення ідентифіковано як позитивне з оцінкою 0.95, що свідчить про високу впевненість нейромережі у віднесенні даного повідомлення соціально-орієнтованого сервісу до категорії позитивних.

Інтелектуальна система для інтерпретаційної візуальної аналітики для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах

Публікація в соціальних мережах для нейромережевого визначення настроїв та візуальної аналітики:

An underrated addition to the Graham Greene cinematic canon - its perceived faults can now be seen as virtues. Director Shumlin, theatrical director, frames his action with an oppressive rigidity appropriate to the material, and the seemingly inept compositions compellingly suggest unease. Both a dark thriller and a story of moral regeneration (for the female character! In a 40s thriller!), the film has an upright hero who turns mad and murderous (and possibly paedophilic), brilliantly brings the faraway ideologies of the

Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM

Результат аналізу: Positive

Оцінка: 0.95093346

Виконати інтерпретаційну візуальну аналітику для публікацій у соціальних мережах за допомогою LIME

Повернутись до головного меню

Рисунок 4.9 – Результат нейромережевої класифікації позитивного тексту

Наступним тестовим випадком є перевірка виконання нейромережевого аналізу незативного повідомлення з соціально-орієнтованих сервісів. Пропонується виконати аналіз повідомлення з текстом: *«A friend told me of John Fante last summer after we got into a conversation about Charles Bukowski. I did not know that Fante was a favorite writer of Bukowski's - an author with similar edge and humor except from one generation earlier. 'Ask the Dust' was the first Fante book I read, and it remains one of my favorite novels. The novel was a brilliant piece of writing about a sad, frightened young writer posing to himself and the outside world as an overconfident, masterfully talented author who had no idea how to write about the real world experiences he had none of. In the novel the protagonist is a virgin, with no idea how to win the graces of the women he desperately wants to write about in magazines. The story of his bizarre relationship with Camilla, how he settles for his first sexual experience with a 'wounded' admirer, and how he eventually is left with nothing but the story of his failed attempts at love is biting and real, with no touching Hollywood ending. The film adaptation stays true to the book for a while, but meanders into the cinematic trap of love persevering through racism, sickness and death. The heart of this story lies in the fact that Bandini is a jerk and Camilla is f-ing*

crazy, and their love never was and never would be the real thing, no matter how much either of them wanted to find it in each other. This movie tore out the real meaning of the story out and replaced it with schlock. I can't believe the man who wrote Chinatown could read this book and make a movie about it that got it so wrong.», що відповідає категорії «Негативний текст». Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Тест-кейс A0003

| | | |
|--|---------------------|--|
| Тест-кейс ID: A0003 | Пріоритет: 1 | Створено: 10.10.2024, Юрченко Д.Ю. |
| Назва: Перевірка коректності нейромережевого аналізу негативного повідомлення з соціально-орієнтованих сервісів | | |
| Кроки | | Очікуваний результат |
| 1. Запустити вебзастосунок. | | Запущено вебзастосунок. |
| 2. Натиснути на кнопку «Візуальна аналітика для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах». | | Відбувся перехід до підсистеми візуальної аналітики. |
| 3. Ввести у текстове поле тестове повідомлення. | | У текстовому полі уведено повідомлення |
| 4. Натиснути кнопку «Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM». | | Виконано нейромережевий аналіз |
| 5. Порівняти результат з очікуваним | | Повідомлення ідентифіковане як негативне. |
| Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно | | |

Результат успішного виконання наведених кроків тест-кейсу A0003 зображено на рисунку 4.10. Як видно з рисунку 4.10, повідомлення ідентифіковано як негативне з оцінкою 0.036, що свідчить про високу впевненість нейромережі у віднесенні даного повідомлення соціально-орієнтованого сервісу до категорії негативних повідомлень.

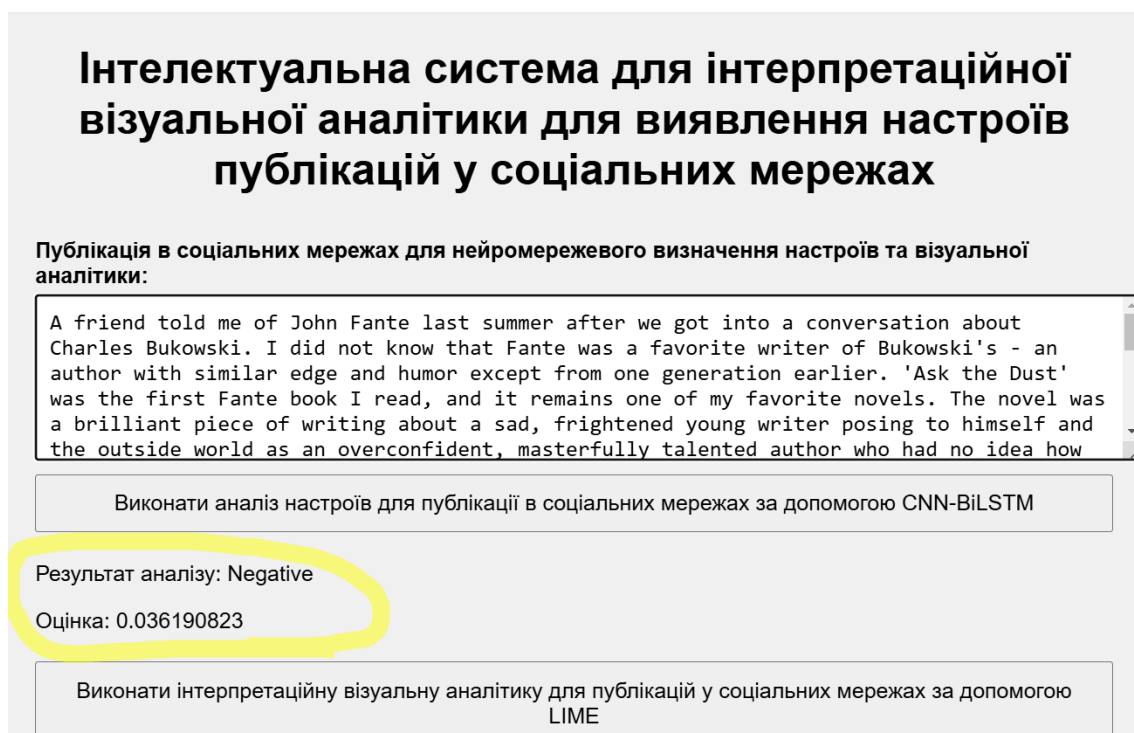


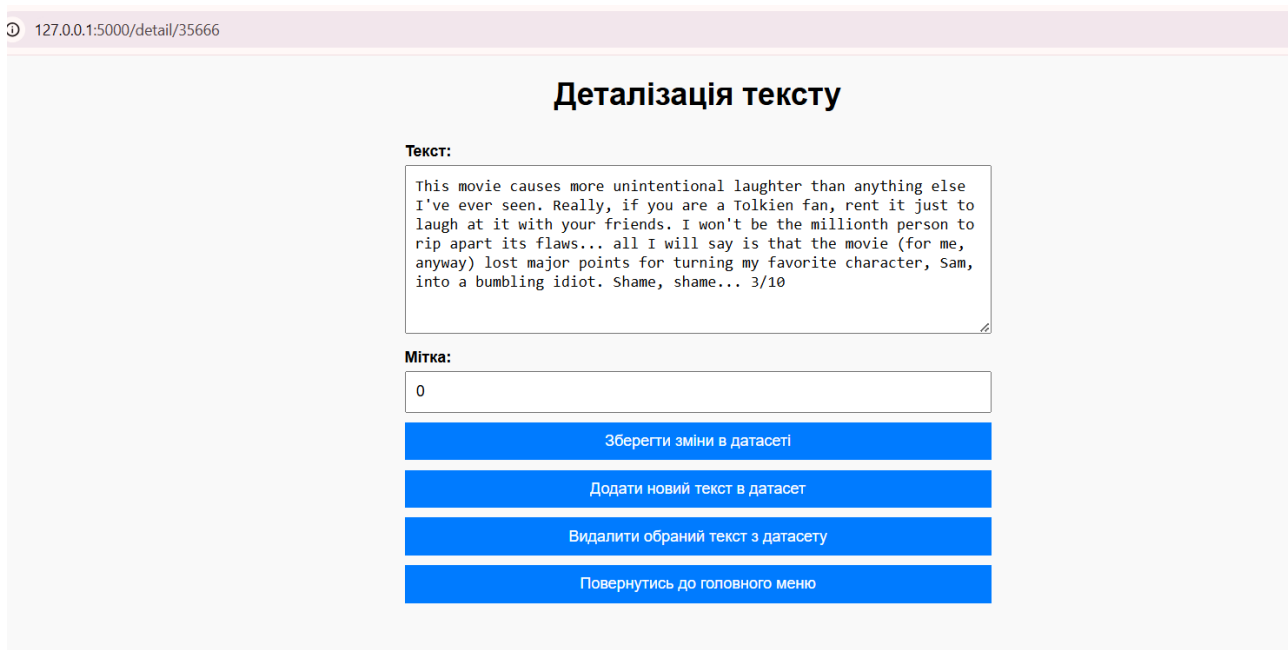
Рисунок 4.10 – Результат нейромережевої класифікації негативного тексту

Наступним тестовим випадком є перевірка деталізації обраного повідомлення з соціально-орієнтованих сервісів з підсистеми роботи з датасетом. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс A0004

| | | |
|---|---------------------|--|
| Тест-кейс ID: A0004 | Пріоритет: 1 | Створено: 12.10.2024, Юрченко Д.Ю. |
| Назва: Перевірка деталізації обраного повідомлення | | |
| Кроки | | Очікуваний результат |
| 1. Запустити вебзастосунок. | | Запущено вебзастосунок. |
| 2. Натиснути на кнопку «Перегляд вмісту датасету». | | Відбувся перехід до підсистеми перегляду датасету. |
| 3. Обрати повідомлення та натиснути кнопку «Деталізувати обраний пост». | | З'явився деталізований текстовий пост |
| Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно | | |

Результат успішного виконання наведених кроків тест-кейсу A0004 зображено на рисунку 4.11.



127.0.0.1:5000/detail/35666

Деталізація тексту

Текст:

This movie causes more unintentional laughter than anything else I've ever seen. Really, if you are a Tolkien fan, rent it just to laugh at it with your friends. I won't be the millionth person to rip apart its flaws... all I will say is that the movie (for me, anyway) lost major points for turning my favorite character, Sam, into a bumbling idiot. Shame, shame... 3/10

Мітка:

0

Зберегти зміни в датасеті

Додати новий текст в датасет

Видалити обраний текст з датасету

Повернутись до головного меню

Рисунок 4.11 – Деталізація повідомлення

Отже, проведено комплексне тестування засобами тест кейсів та юніт-тестів. Некоректно працюючих функцій не виявлено, тому створене програмне забезпечення може бути використане для візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

4.5 Особливості прикладного використання експериментальної інформаційної системи для візуального пояснення результатів

Створене програмне забезпечення має свої особливості по використанню. Складається програмне забезпечення з 2-х частин: хмарна реалізація в Google Colab для навчання нейромереж гібридної архітектури без графічного інтерфейсу користувача та вебсистеми з графічними представленнями.

При запуску вебзастосунку користувач побачить головне меню, наведене на рисунку 4.12.

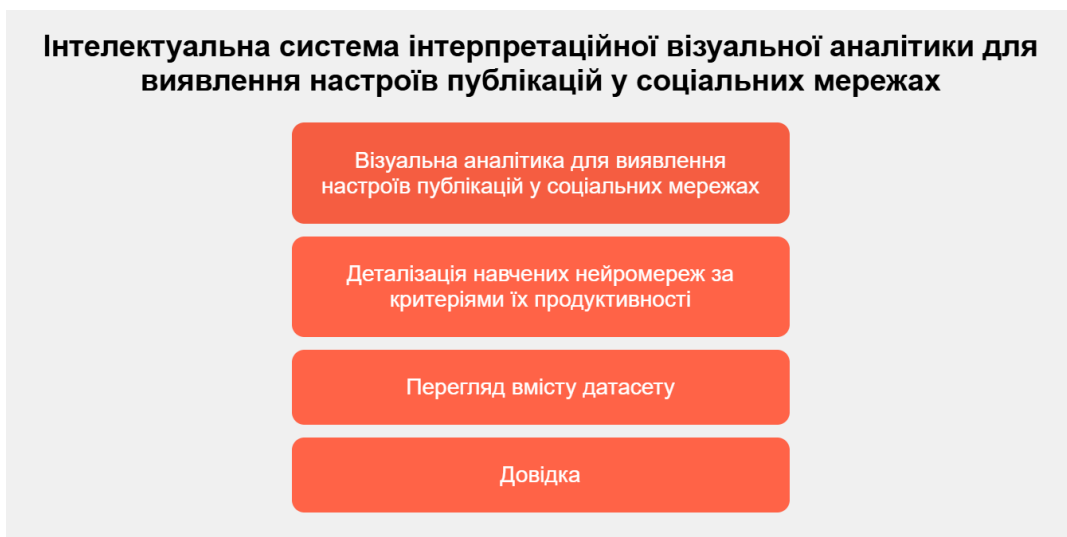


Рисунок 4.12 – Стартова сторінка вебсистеми

З головної сторінки можна перейти на підсистему інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості, натиснувши кнопку «Візуальна аналітика для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах» (рисунок 4.13). Також з даної сторінки є переходи на підсистему роботи з датасетом, та підсистему критеріального оцінювання продуктивності нейромереж, натиснувши на кнопки «Перегляд вмісту датасету» та «Деталізація навчених нейромереж за критеріями продуктивності» відповідно. При натисненні на кнопку «Довідка» відбудеться перехід на сторінку довідки.

The image shows a start window with the title 'Інтелектуальна система для інтерпретаційної візуальної аналітики для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах'. Below the title is a text input field labeled 'Публікація в соціальних мережах для нейромережевого визначення настроїв та візуальної аналітики:' with the placeholder text 'Введіть повідомлення для аналізу'. Below the input field are three buttons: 'Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM', 'Виконати інтерпретаційну візуальну аналітику для публікацій у соціальних мережах за допомогою LIME', and 'Повернутись до головного меню'.

Рисунок 4.13 – Стартове вікно інтелектуального визначення та інтерпретації емоційної забарвленості

Для визначення емоційної забарвленості повідомлення потрібно в поле «Публікація в соціальних мережах для нейромережевого визначення настроїв та візуальної аналітики» увести досліджуваний текст на англійській мові та натиснути кнопку «Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM» (рисунок 4.14).

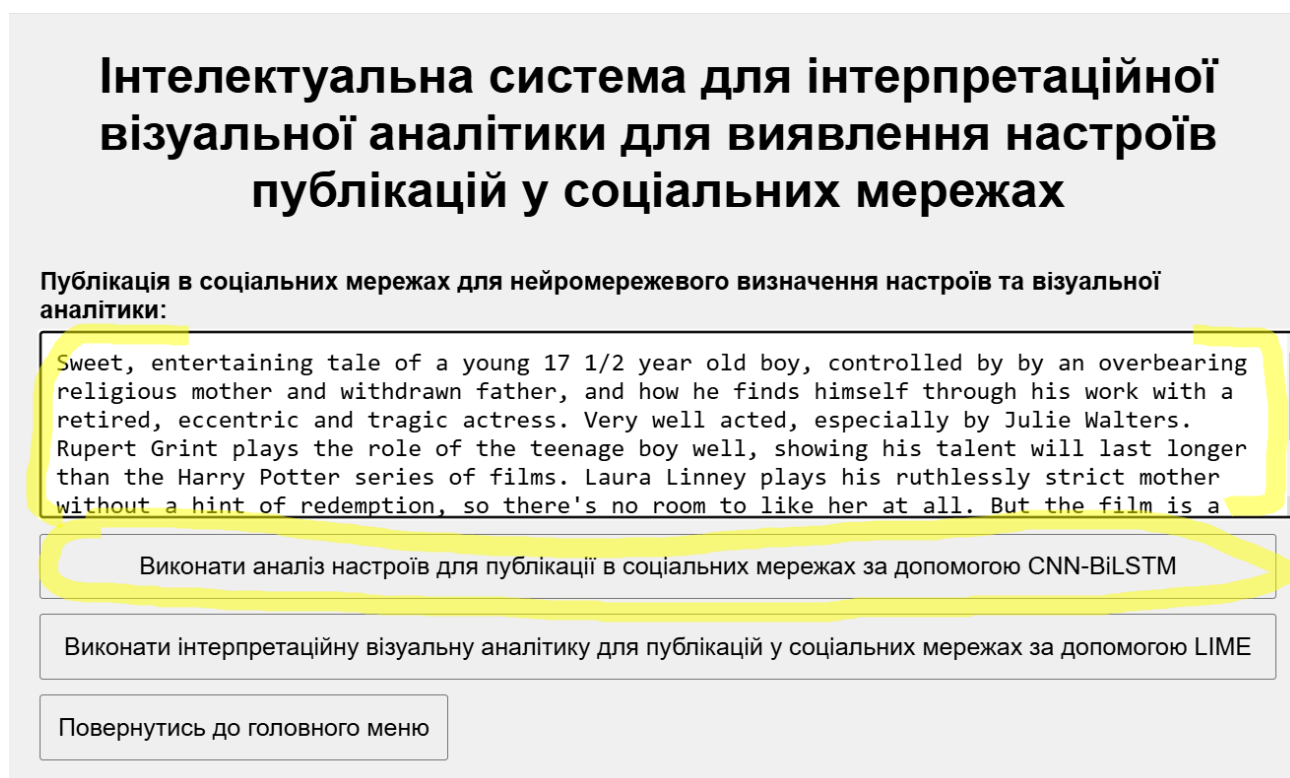


Рисунок 4.14 – Уведення тексту повідомлення для аналізу

Після натиснення кнопки «Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM» користувач побачить прогнозований клас емоційної забарвленості та оцінку від 0 до 1, де 0 – негативне забарвлення, а 1 – позитивне. Результат нейромережевого оцінювання емоційної забарвленості нейромережею гібридної архітектури наведено на рисунку 4.15.

Як видно з рисунку 4.15 – результат нейромережевого аналізу позитивний. Це свідчить про коректну ідентифікацію.

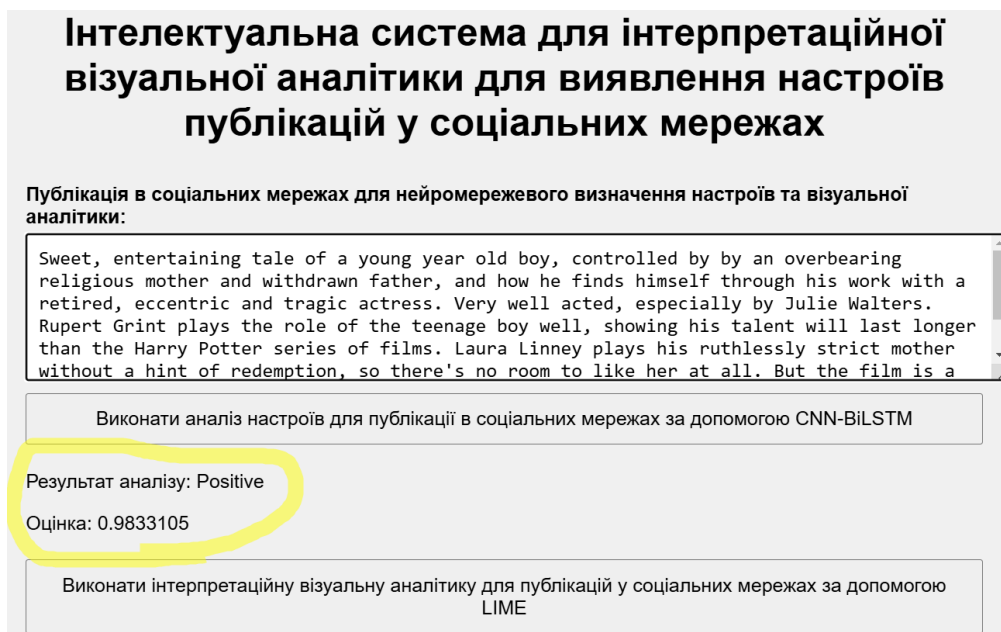


Рисунок 4.15 – Ідентифікація позитивної емоційної забарвленості

Для виведення інтерпретації нейромережевого рішення методом LIME, необхідно натиснути на кнопку «Виконати інтерпретаційну візуальну аналітику для публікацій у соціальних мережах за допомогою LIME» (рисунок 4.16).

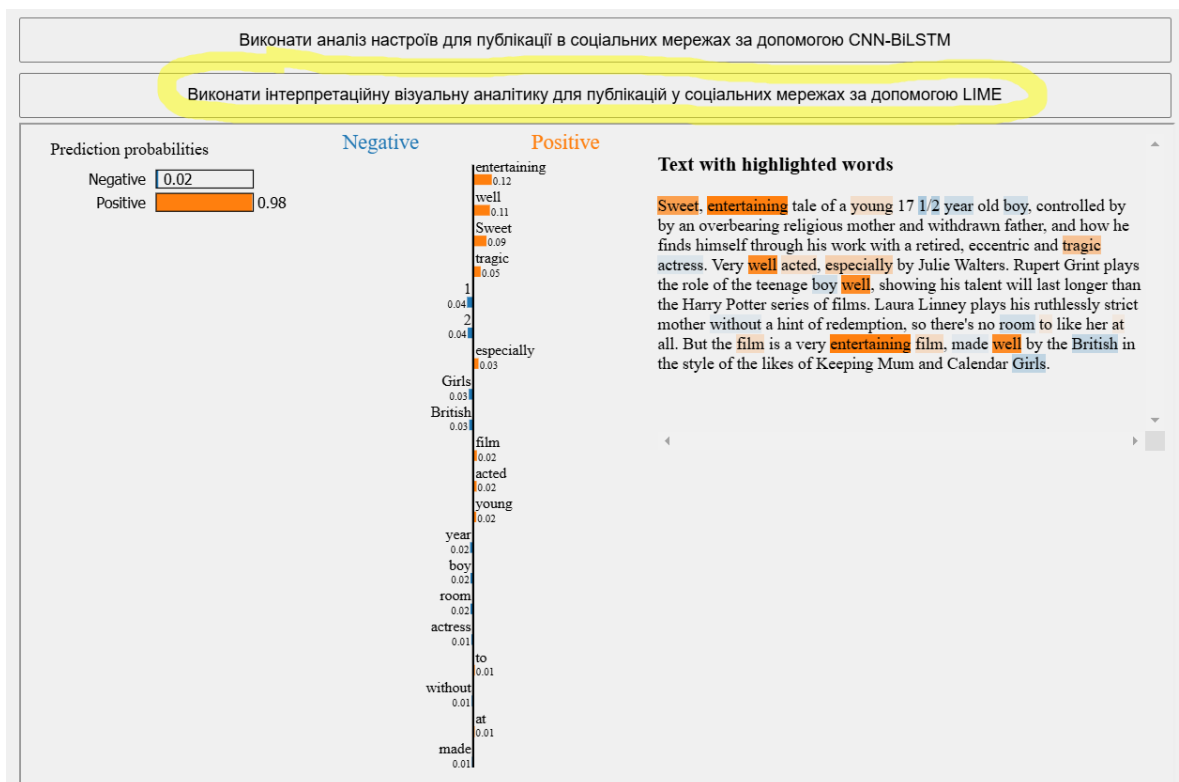


Рисунок 4.16 – Візуальна аналітика для нейромережевого рішення

Для переходу назад на головну сторінку необхідно натиснути на кнопку «Повернутись до головного меню». Для переходу з головного меню до підсистеми роботи з датасетом необхідно натиснути на кнопку «Перегляд вмісту датасету» (рисунок 4.17).

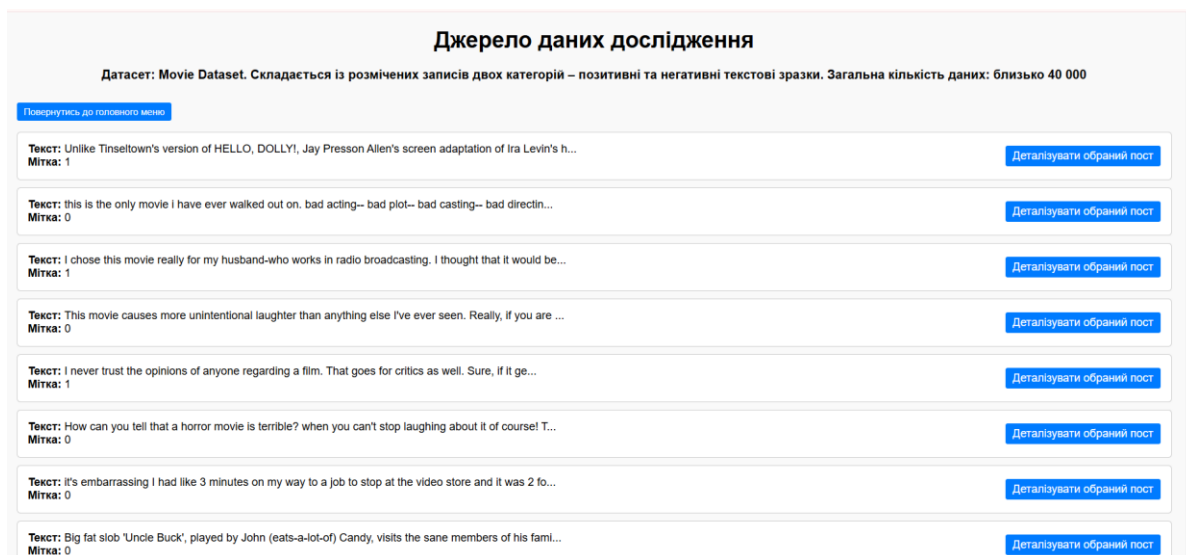


Рисунок 4.17 – Перегляд вмісту датасету

З даної сторінки користувач може стисло переглядати наявні текстові повідомлення, або ж відкрити їх для детального перегляду та редагування, натиснувши на кнопку «Деталізувати обраний текст» (рисунок 4.18).

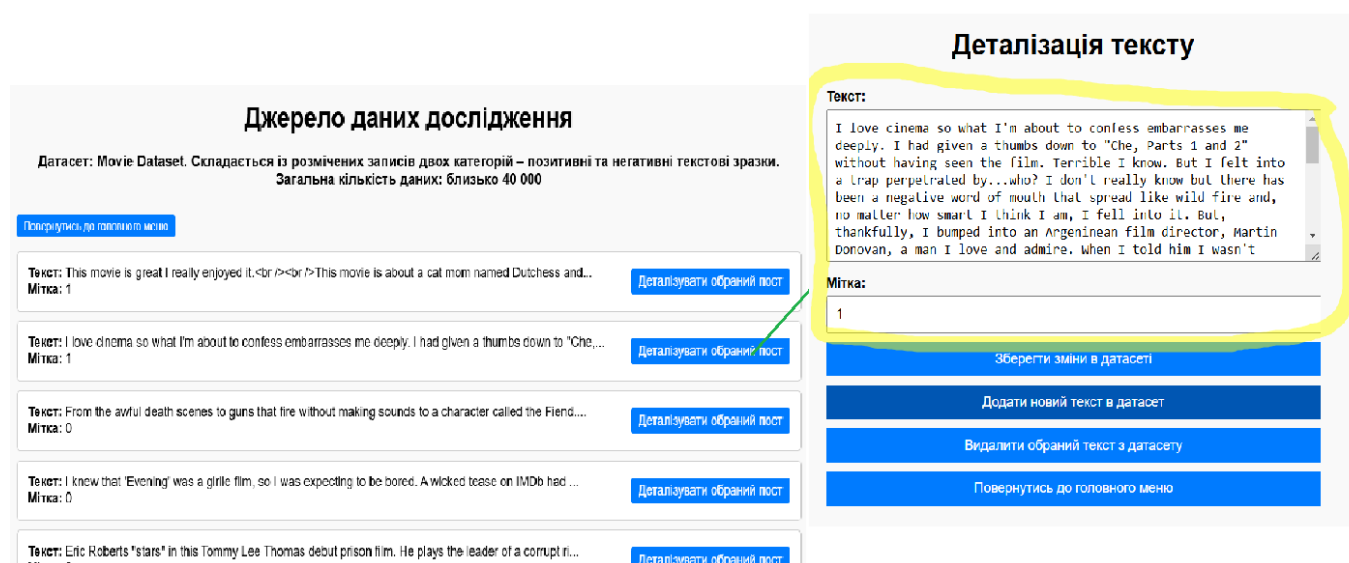


Рисунок 4.18 – Деталізація обраного тексту повідомлення

Для збереження змін в датасеті необхідно натиснути кнопку «Зберегти зміни в датасеті». У такому випадку виправлення будуть внесені в комірку .csv файлу, з якої було зчитано дані. Якщо ж натиснути кнопку «Додати новий текст в датасет», уведені дані в форматі тексту та мітки будуть збережені у новій комірці .csv файлу. При натисненні кнопки «Видалити обраний текст з датасету» буде видалено текст разом з міткою. При натисненні кнопки «повернутись до головного меню» відбудеться перехід на початкову сторінку.

Для переходу на підсистему критеріального оцінювання продуктивності нейромереж необхідно на головній сторінці натиснути кнопку «Деталізація навчених нейромереж за критеріями продуктивності» (рисунок 4.19).

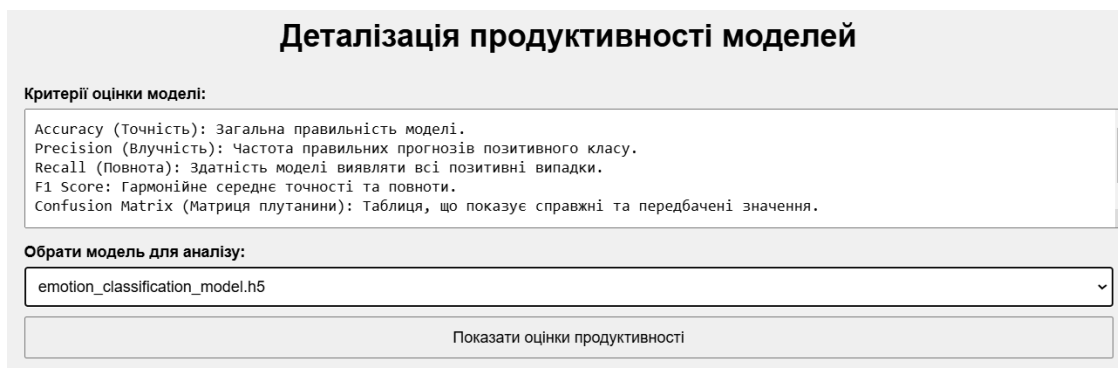


Рисунок 4.19 – Стартовий вигляд сторінки деталізації навчених нейромереж за критеріями продуктивності

Для перегляду існуючих навчених нейромереж необхідно натиснути на випадаючий список «Обрати модель для аналізу» (рисунок 4.20).

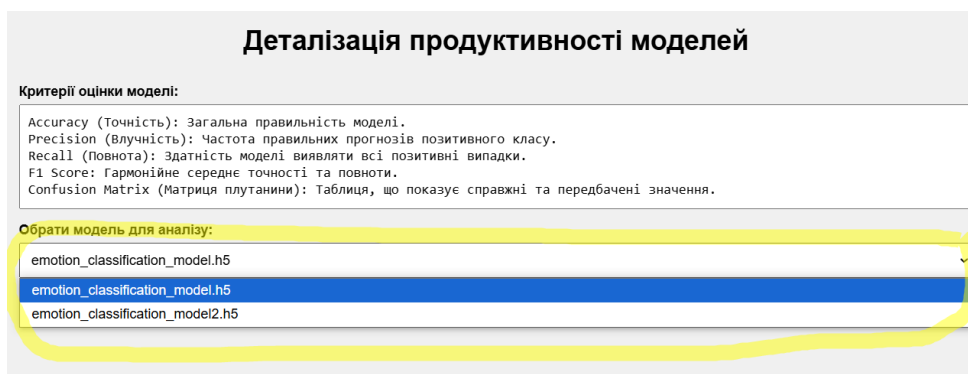


Рисунок 4.20 – Вибір нейромережевої моделі для аналізу

Для перегляду оцінок продуктивності моделі необхідно натиснути кнопку «Показати оцінки продуктивності» (рисунок 4.21).

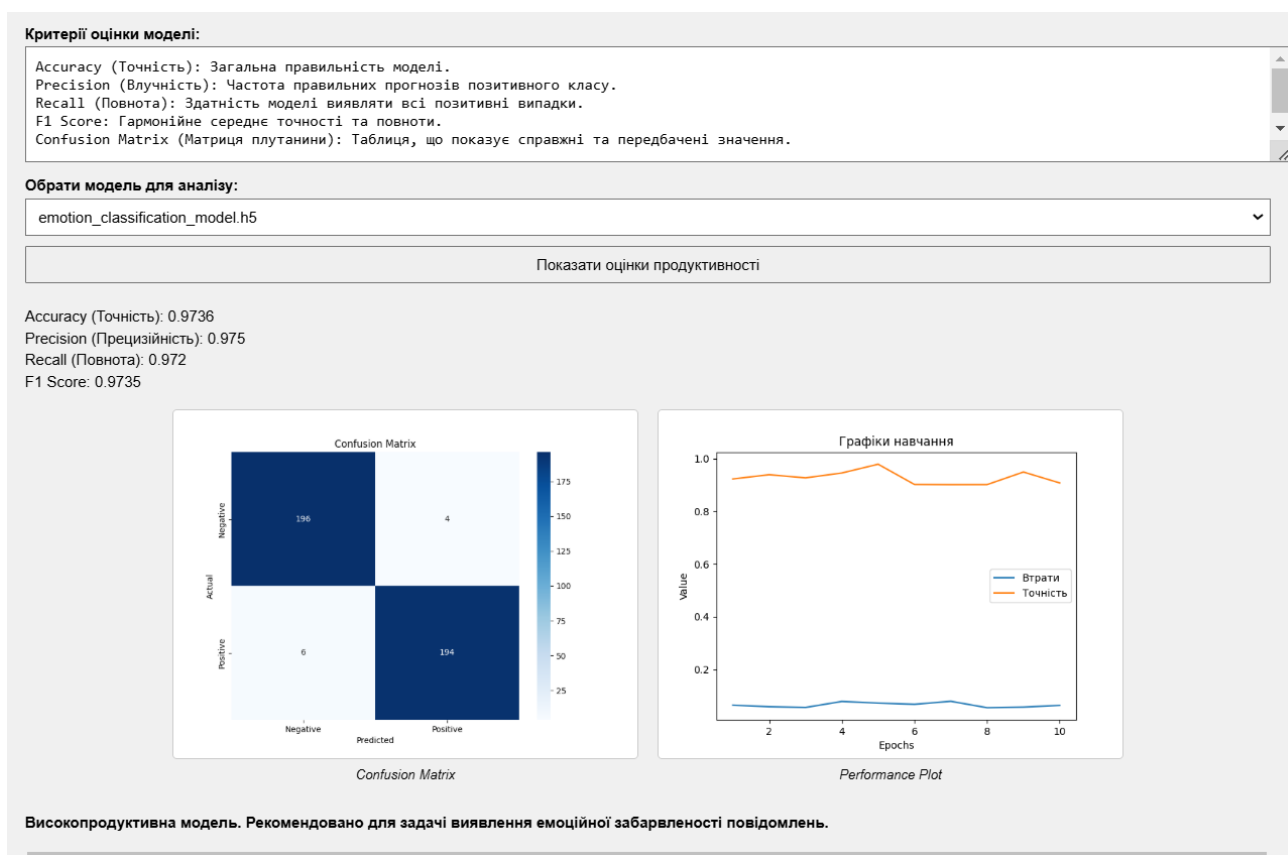


Рисунок 4.21 – Оцінювання продуктивності обраної мережі

Також на даній сторінці є висновок щодо доцільності використання досліджуваної нейромережі (4.22).

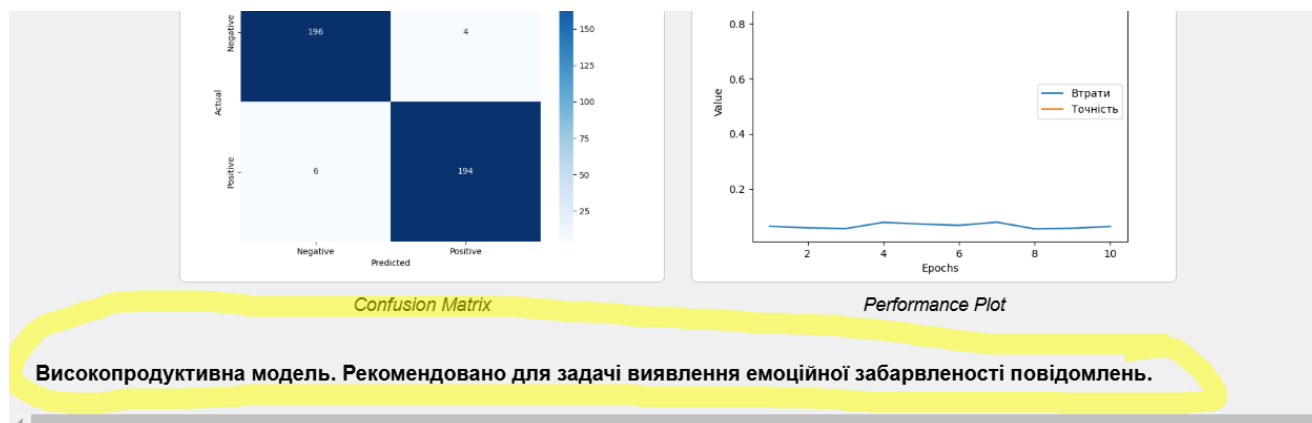


Рисунок 4.22 – Висновок щодо доцільності використання НМ

Для переходу на довідку необхідно натиснути на кнопку на головній сторінці «Довідка» (рисунок 4.23).

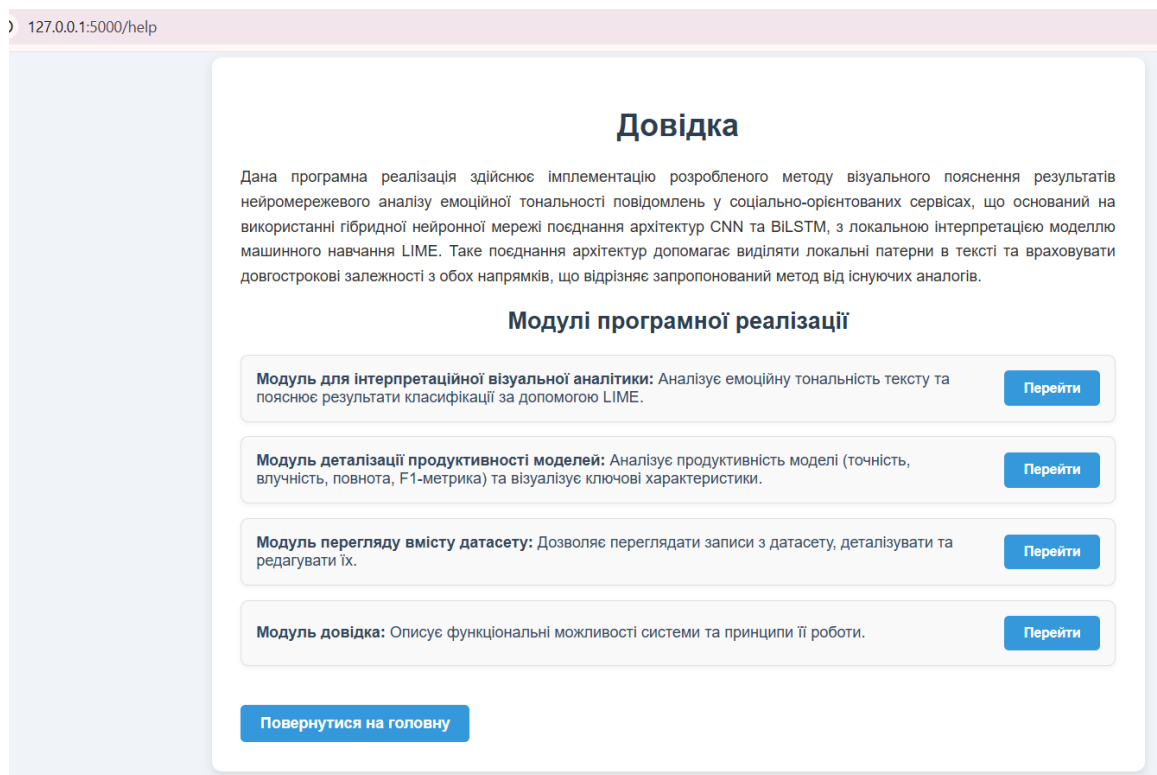


Рисунок 4.23 – Довідкова сторінка

Довідкова сторінка містить короткий опис можливості кожного наявного модуля, а також відповідні кнопки переходів на підсистеми, які цікавлять користувача. Для переходу на обрану підсистему необхідно натиснути кнопку «Перейти». Для переходу на головне меню необхідно натиснути кнопку «Повернутися на головну».

Отже, описано основні особливості використання розробленої інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності.

4.6 Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів

У рамках експерименту буде оцінено здатність розробленого програмного забезпечення ефективно аналізувати емоційну тональність повідомлень та

забезпечувати пояснюваність отриманих результатів. Для дослідження було обрано частину набору даних, яка не використовувалась під час навчання та валідації нейромережі, що складається з 100 негативних і 100 позитивних повідомлень. Результати ідентифікації представлені на рисунку 4.24 у вигляді матриці сплутування.

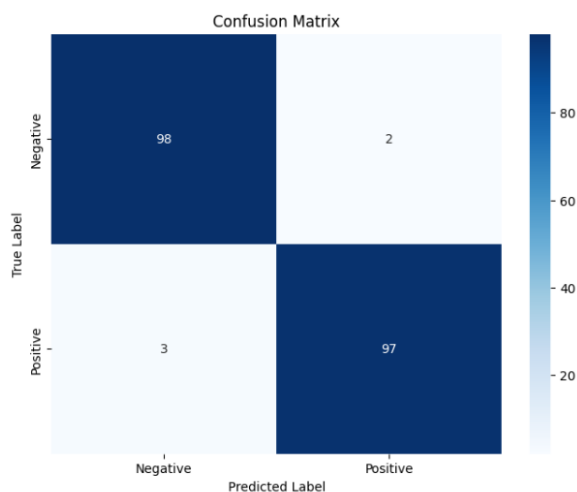


Рисунок 4.24 – Матриця сплутувань нейромережі гібридної архітектури

Як показав проведений експеримент, точність нейромережі з гібридною архітектурою CNN та BiLSTM перевищує 97 %, що пояснюється здатністю цієї архітектури ефективно виявляти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності в тексті. Графіки статистики навчання використовуваної архітектури наведені на рисунку 4.25.

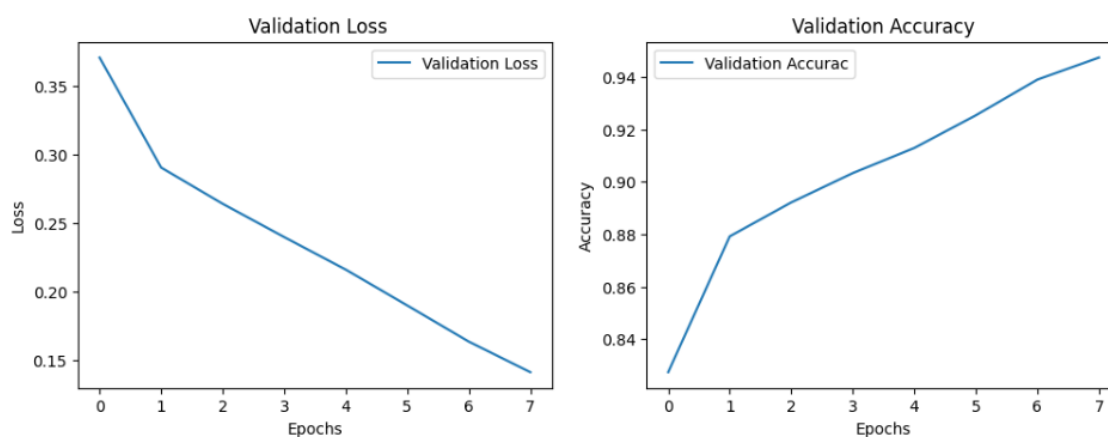


Рисунок 4.25 – Графіки навчання нейромережі

Окрім високої точності, у порівнянні з реалізованими аналогами (аналоги мають точність 86 – 89 %) [54], протестованими на запропонованому наборі даних, даний метод має надбудову для інтерпретації отриманих рішень. Приклад інтерпретації наведено на рисунку 4.26.

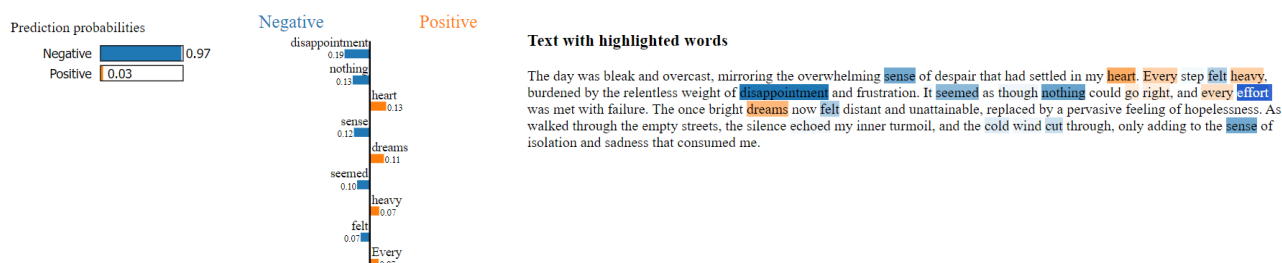


Рисунок 4.26 – Приклад застосування візуального пояснення до нейромережевого аналізу

Як видно з рисунку 4.26, повідомлення має негативну тональність. Окрім оцінки тональності, представлено слова, які мають вплив на прийняте мережею рішення із вагами. Наприклад, такі слова як «disappointment» (розчарування), «nothing» (нічого), «seemed» (здалося), «felt» (відчувати себе далеким) дійсно мають негативне спрямування.

Отже, запропонований метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах має перевагу у точності на понад 7% у порівнянні з відомими аналогами, та відрізняється використанням гібридної архітектури CNN та BiLSTM, що дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності у тексті. Крім того, пропонується застосування моделі LIME для локальної інтерпретації результатів, що підвищує прозорість та інтерпретованість моделі, що сприяє довірі до нейромережевих підходів

Подальші дослідження будуть спрямовані експерименти з гібридною архітектурою, на штатт зміни кількості та розмірності шарів, що націлені на підвищення точності ідентифікації. Також планується використання додаткових методів візуалізації з метою підвищення рівня поясненості прийнятих нейромережею рішень.

Висновки до розділу 4

Для експериментального дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень, було наведено програмну структуру компонентів інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу, що включає подання у вигляді діаграми класів з описом їх взаємодії, а також візуальне подання у вигляді структури навігації вебзастосунку.

Наведена структура навігації вебзастосунку побудована на принципах централізованої взаємодії, де головна сторінка виконує навігаційну роль для доступу до всіх функціональних модулів. Наведена організація забезпечує інтуїтивність використання, дозволяючи користувачам орієнтуватися в системі. Зворотні посилання на головну сторінку з усіх розділів сприяють швидкому поверненню до вихідної точки, а локальні зв'язки, такі як переходи між підсистемою роботи з датасетами та деталізацією записів, створюють гнучкість у роботі з конкретними функціями.

Описано особливості розробки прикладних програмних компонентів для нейромережевого аналізу та для прикладних компонентів вебсистеми візуального пояснення результатів виконаного нейромережевого аналізу.

Створена програмна реалізація є прикладом синергії методів машинного навчання та глибокого навчання для аналізу емоційного забарвлення у користувацькому текстовому повідомленні, а також включає інтерпретаційну складову. Вона містить усі необхідні етапи від обробки даних до візуалізації результатів, забезпечуючи повний цикл розробки моделі для детекції емоцій у текстах та взаємодії з даними дослідження.

Для створеної програмної реалізації було проведено комплексне тестування, що включало юніт-тестування та тест-кейси. Некоректно працюючих функцій не виявлено, тому створене програмне забезпечення може бути використане як надбудова для візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Описано особливості використання розробленої інформаційної системи, навігацію між сторінками та можливості кожної із реалізованих вебсторінок.

Досліджено ефективність запропонованого методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, та виявлено що він має перевагу у точності на понад 7% у порівнянні з відомими аналогами. Така ефективність забезпечується шляхом використання гібридної архітектури CNN та BiLSTM, що дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності у тексті. Крім того, запропоновано застосування моделі LIME для локальної інтерпретації результатів, що сприяє підняттю прозорості та інтерпретованості моделі, та сприяє, в свою чергу, довірі до нейромережевих підходів.

Подальші дослідження будуть спрямовані експерименти з гібридною архітектурою, на кшталт зміни кількості та розмірності шарів, що націлені на підвищення точності ідентифікації. Також планується використання додаткових методів візуалізації з метою підвищення рівня поясненості прийнятих нейромережею рішень.

Загальні висновки

В результаті виконання кваліфікаційної роботи магістра було успішно досягнуто мету, яка полягала в покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. Для досягнення мети були вирішені такі задачі:

- досліджено сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконано огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- виконано огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- виконано аналіз наукових досліджень;
- розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- розроблено гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконано підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- здійснено програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- виконано дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

В результаті, було удосконалено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що має відмінністю від аналогів поєднання архітектур CNN та BiLSTM, яке дозволяє виділяти локальні патерни у тексті та враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також поясненість отриманих нейромережевих рішень.

За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано три наукові публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Method for Neural Network Detecting Changed Images of People's Faces Using CNN» на I Міжнародній науково-практичній конференції «New Horizons in Scientific Research: Challenges and Solutions» (Marseille, France) 21-23 жовтня 2024 року та у доповіді «Підхід до формування датасету для неймережевого виявлення модифікованих фотографій облич людей» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м.Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року [55, 56].

Перелік посилань

1. Wikipedia. Аналіз тональності тексту. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Аналіз_тональності_тексту
2. Nure. Метод та інформаційна технологія сентиментаналізу текстового контенту із соціальних мереж на основі класифікації часових рядів сентимент-оцінок. URL: <https://nure.ua/wp-content/uploads/2020/Konkurs/23-emonito.pdf>
3. Looqme. Показник тональності та його значення для медіааналітики. URL: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
4. Medium. Sentiment Analysis Using Natural Language Processing. URL: <https://medium.com/@robdelacruz/sentiment-analysis-using-natural-language-processing-nlp-3c12b77a73ec>
5. IBM. How RNNs work. URL: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>
6. Geeksforgeeks. Introduction to Recurrent Neural Networks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/introduction-to-recurrent-neural-network/>
7. Analyticsvidhya. What is Recurrent Neural Networks (RNN). URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/03/a-brief-overview-of-recurrent-neural-networks-rnn/>
8. Geeksforgeeks. What is LSTM – Long Short Term Memory? URL: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning-introduction-to-long-short-term-memory/>
9. Emergingindiagroup. Understanding Long Short Term Memory (LSTM) Networks. URL: <https://emergingindiagroup.com/long-short-term-memory-lstm/>
10. Researchgate. The DL NN NLP Transformer model's architecture is exemplary. URL: https://www.researchgate.net/figure/The-DL-NN-NLP-Transformer-models-architecture-is-exemplary-its-GPT-2-implementation_fig1_371286944
11. Towardsdatascience. Transformers. URL: <https://towardsdatascience.com/transformers-89034557de14>
12. Towardsdatascience. How Transformers Work. URL: <https://towardsdatascience.com/transformers-141e32e69591>

13. Unite. Підвищення прозорості ШІ та довіри за допомогою Composite AI. URL: <https://www.unite.ai/uk/підвищення-прозорості-штучного-інтелекту-та-довіри-за-допомогою-композитного-штучного-інтелекту/>
14. Dynatrace. What is composite AI. URL: <https://www.dynatrace.com/knowledge-base/composite-ai/>
15. Wikipedia Пояснений штучний інтелект. URL: https://uk.wikipedia.org/wiki/Пояснений_штучний_інтелект
16. Uunite. Проблема чорної скриньки в LLMs: виклики та нові рішення. URL: <https://www.unite.ai/uk/the-black-box-problem-in-llms-challenges-and-emerging-solutions/>
17. Uunite. Вразливі місця та загрози безпеці, з якими стикаються великі мовні моделі. URL: <https://www.unite.ai/uk/the-vulnerabilities-and-security-threats-facing-large-language-models/>
18. Readthedocs. Welcome to the SHAP documentation. URL: <https://shap.readthedocs.io/en/latest/>
19. Al Maruf A., Khanam F., Haque M. M., Jiyad Z. M., Mridha F., Aung, Z. Challenges and opportunities of text-based emotion detection: A survey. IEEE Access, 2024.
20. Chowdhury K. R., Sil A., Shukla S. R. Explaining a black-box sentiment analysis model with local interpretable model diagnostics explanation (LIME). Advances in Computing and Data Sciences: 5th International Conference, ICACDS 2021, Nashik, India, April 23–24, 2021, Revised Selected Papers, Part I 5, pp. 90-101.
21. Phie Ch., Ridnaldy Y. C., Satriawaty M. Emotion Recognition from Human Speech Using Linguistic and Paralinguistic Features Through a Soft Voting Approach. 2024 11th International Conference on Electrical Engineering. Computer Science and Informatics (EECSI), 2024pp. 481-486.
22. Li Y., Chan J., Peko G., Sundaram D. An explanation framework and method for AI-based text emotion analysis and visualisation. Decision Support Systems, 178, 2024, p. 114121.

23. Madhura M., Meghana S., Varshitha V. S., Kodipalli A., Rao T. Neural Networks and Emotions: A Deep Learning Perspective. 2024 IEEE 9th International Conference for Convergence in Technology (I2CT), 2024, pp. 1-7.
24. 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. COLINS (1), 2023, pp. 344-356.
25. Kovalchuk O., Slobodzian V., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O., Barmak, O., Krak I., Savina, N. Visual Analytics-Based Method for Sentiment Analysis of COVID-19 Ukrainian Tweets. In International Scientific Conference Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence, 2022, pp. 591-607.
26. IMDb. Movie Ratings Sentiment Analysis. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/yasserh/imdb-movie-ratings-sentiment-analysis>
27. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/>
28. IMDb. Ratings, Reviews, and Where to Watch the Best Movies & TV. URL: <https://www.imdb.com/>
29. LabelF. What is Accuracy, Precision, Recall and F1 Score. URL: <https://www.labelf.ai/blog/what-is-accuracy-precision-recall-and-f1-score>
30. EvidentlyAI. Accuracy vs. precision vs. recall in machine learning: what's the difference. URL: <https://www.evidentlyai.com/classification-metrics/accuracy-precision-recall>
31. Geeksforgeeks. F1 Score in Machine Learning. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/f1-score-in-machine-learning/>
32. Google. Colab. Frequently asked questions. URL: <https://research.google.com/colaboratory/faq.html#:~:text=Colab%20is%20a%20hosted%20Jupyter,%2C%20data%20science%2C%20and%20education>
33. Google. Colab. Create an notebook. URL: https://colab.research.google.com/drive/14rznzCtsnDaeJ2conw_y_Tv2SATUMTbs#scrollTo=LtiuhSce7tiV
34. PySeek. Google Colab for Python: Advantages vs Disadvantages. URL: <https://pyseek.com/2024/09/google-colab-for->

python/#:~:text=Benefits%20of%20Using%20Google%20Colab%20for%20Python&text=Free%20Access%20to%20GPUs%20FTPU,s,collaboration%2C%20similar%20to%20Google%20Docs

35. Flask. Flask's documentation. URL:
<https://flask.palletsprojects.com/en/stable/#user-s-guide>

36. Geeksforgeeks. Python Flask Projects with Source Code. URL:
<https://www.geeksforgeeks.org/flask-projects/>

37. AppseedBlog. Flask Website Templates. URL: <https://blog.appseed.us/flask-templates-curated-list-18vq/>

38. Developer. MDN web docs. HTML: HyperText Markup Language. URL:
<https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/HTML>

39. Css Український веб-довідник. URL: <https://css.in.ua>

40. JetBrains. PyCharm Documentation. URL:
<https://www.jetbrains.com/pycharm/documentation>

41. JetBrains. Flask in PyCharm. URL:
<https://www.jetbrains.com/help/pycharm/creating-and-running-your-first-flask-project.html>

42. JetBrains. PyCharm Professional. URL:
<https://www.jetbrains.com/pycharm/download/?section=windows>

43. Python. os module documentation. URL:
<https://docs.python.org/3/library/os.html>

44. Python. csv module documentation. URL:
<https://docs.python.org/3/library/csv.html>

45. NumPy. Documentation URL: <https://numpy.org/doc/>

46. Python pandas. Docs. <https://pandas.pydata.org/docs/>

47. TensorFlow. TensorFlow documentation. URL: <https://www.tensorflow.org/>

48. Python. pickle module. URL: <https://docs.python.org/3/library/pickle.html>

49. Flask. Projects and templates. URL: <https://flask.palletsprojects.com/>

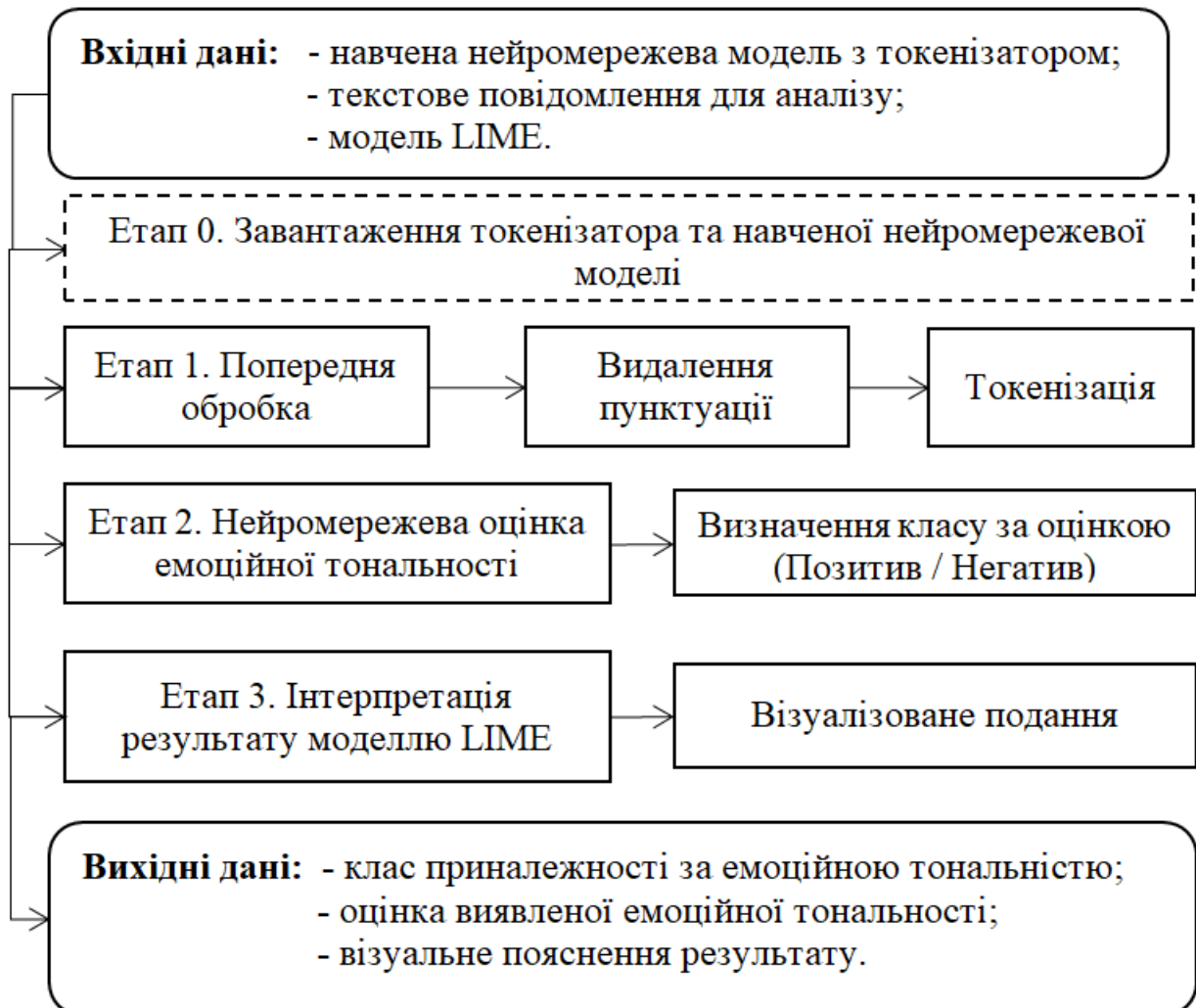
50. Matplotlib. Instructions for users. URL:
<https://matplotlib.org/stable/contents.html>

51. Lime-ML. User's guide. URL: <https://lime-ml.readthedocs.io/en/latest/>
52. Scikit-learn. Metrics module. URL: https://scikit-learn.org/stable/modules/model_evaluation.html
53. Flask-Testing. URL: <https://flask-testing.readthedocs.io/en/latest>
54. Kaggle. Програмна реалізація. URL: <https://www.kaggle.com/code/ashwinshetgaonkar/movie-rating-sentiment-analysis>
55. Yurchenko D., Mazurets O., Didur V., Molchanova M. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality. The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies. Proceedings of the XLVII International scientific and practical conference. November 13-15, 2024. Marseille, France. 2024. Pp. 108-113.
56. Юрченко Д.Ю., Мазурець О.В., Залуцька О.О, Безпрозвана Ю.Г. Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 565-571.

ДОДАТКИ

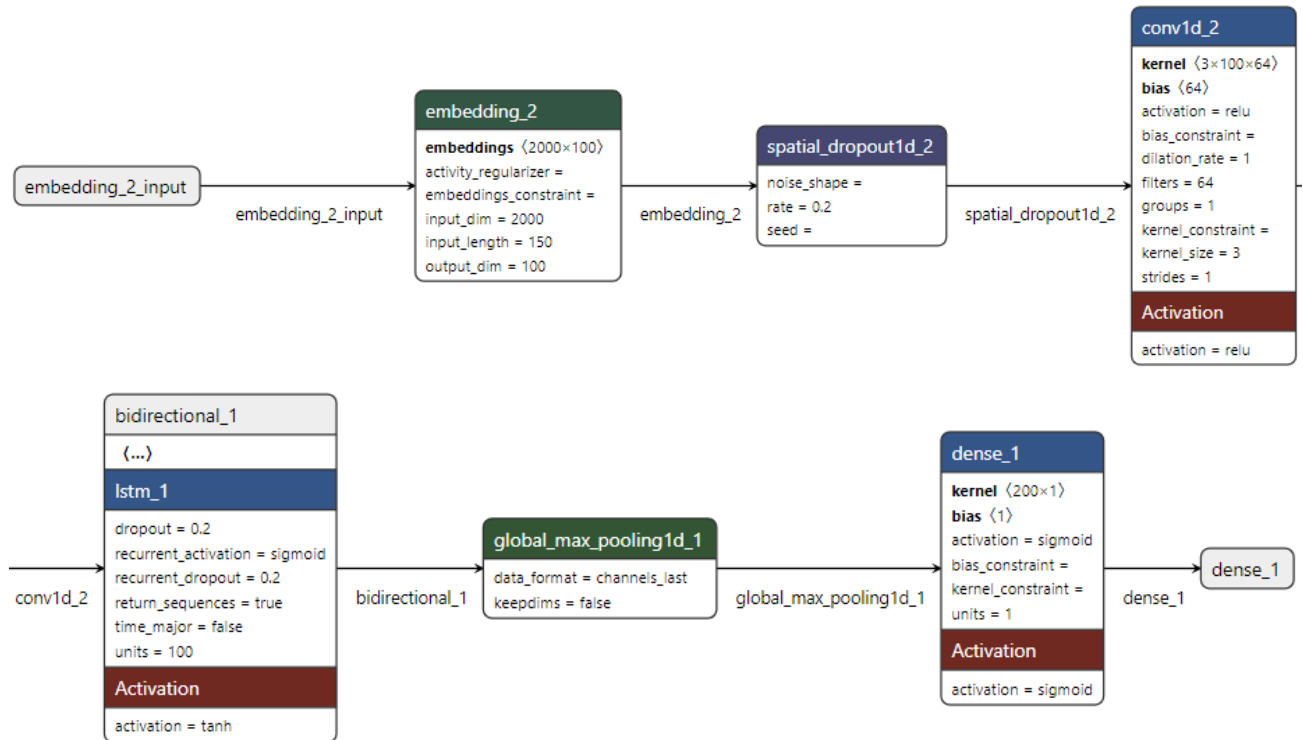
Додаток А

**Етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу
емоційної тональності повідомлень**



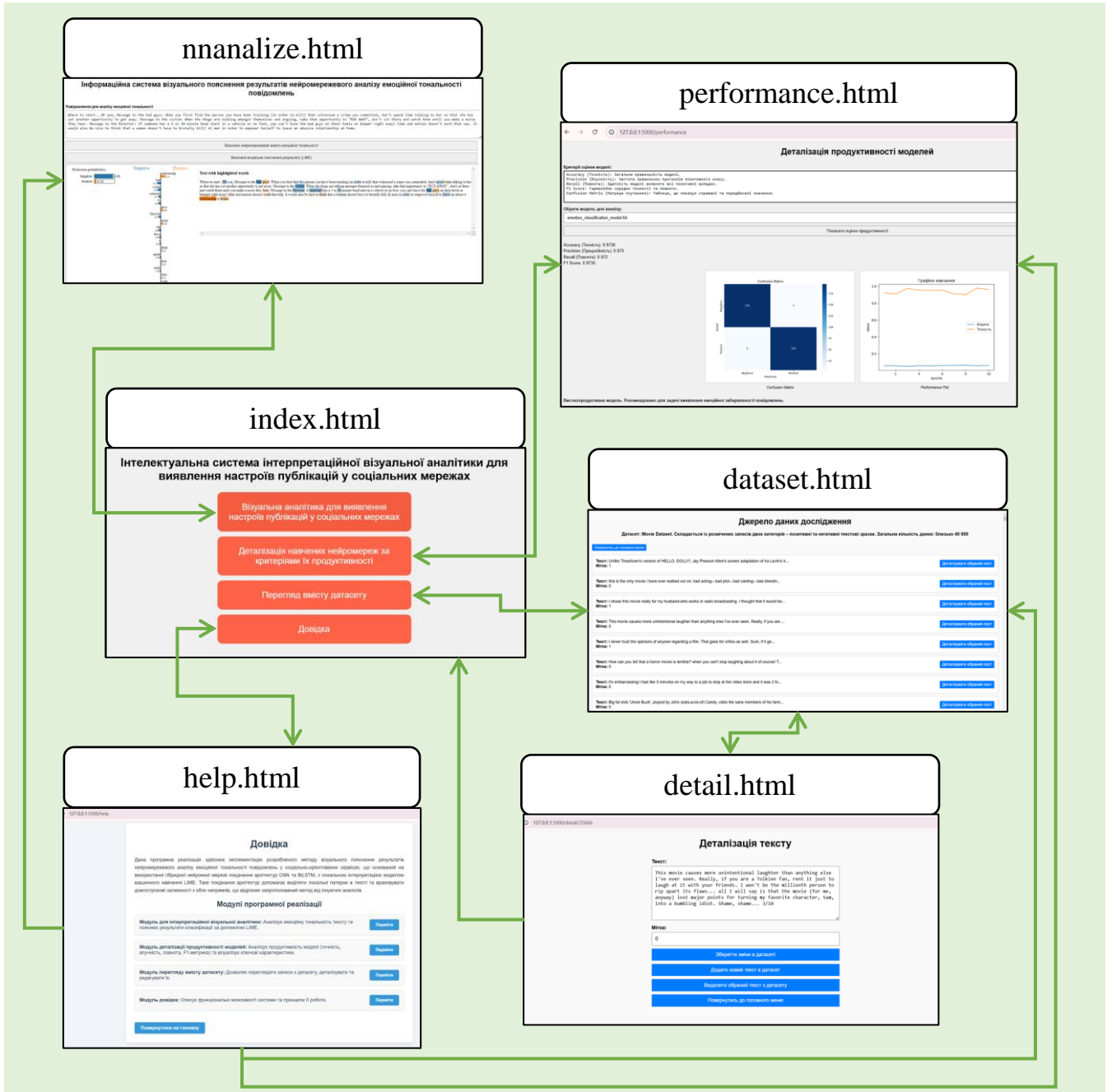
Додаток Б

Архітектура неймережі для визначення емоційної тональності



Додаток В

Схема навігації між сторінками вебситу



Додаток Г

Приклад поясненості методом SHAP

SHAP Explanation:

```
.values =
array([[ 0.          ],
       [ 0.01438029],
       [ 0.12136302],
       [ 0.04720119],
       [ 0.42465765],
       [ 0.01834363],
       [ 0.00204607],
       [-0.00391113],
       [ 0.00245306],
       [ 0.02726623],
       [-0.02705369],
       [-0.0250796 ],
       [ 0.0005329 ],
       [ 0.04356527],
       [ 0.02844799],
       [ 0.01147238],
       [-0.00757424],
       [ 0.01700747],
       [ 0.07566527],
       [-0.03674691],
       [ 0.00731197],
       [-0.04946399],
       [ 0.05748858],
       [ 0.04369177],
       [ 0.09098277],
       [ 0.03474239],
       [ 0.02539839],
       [-0.0294454 ],
       [ 0.          ]]])

.base_values =
array([[0.08264449]])

.data =
(array(['', ' i', ' hate', ' feeling', ' anxious', ' all', ' the', ' time',
       '.', ' it', '"', ' s', ' like', ' my', ' brain', ' won', '"',
       ' t', ' stop', ' racing', '.', ' does', ' anyone', ' else',
       ' feel', ' this', ' way', ' ?', ''], dtype=object),)
```

Додаток Г

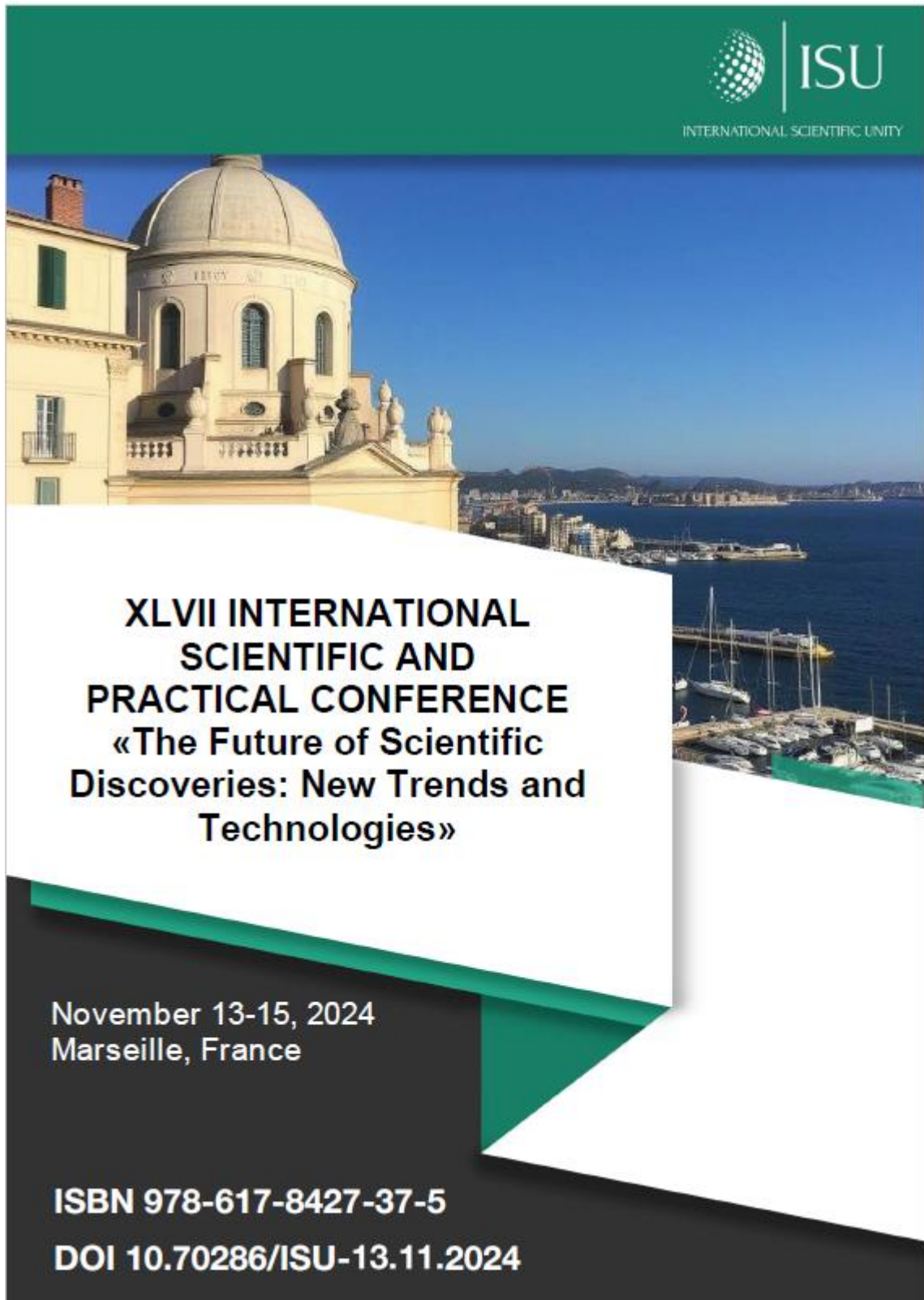
Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра


Наукові публікації:

1. Yurchenko D., Mazurets O., Didur V., Molchanova M. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality. The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies. Proceedings of the XLVII International scientific and practical conference. November 13-15, 2024. Marseille, France. 2024. Pp. 108-113.

2. Юрченко Д.Ю., Мазурець О.В., Залуцька О.О, Безпрозвана Ю.Г. Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 565-571.

3. Юрченко Д.Ю., Овчарук О.М., Мазурець О.В., Шевчук П.О., Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №2. (Довідка з редакції).



 | ISU
INTERNATIONAL SCIENTIFIC UNITY

**XLVII INTERNATIONAL
SCIENTIFIC AND
PRACTICAL CONFERENCE
«The Future of Scientific
Discoveries: New Trends and
Technologies»**

November 13-15, 2024
Marseille, France

ISBN 978-617-8427-37-5
DOI 10.70286/ISU-13.11.2024

The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies

| | |
|--|-----|
| Savchenko N., Shehliakhtina M. UNEMPLOYMENT SOCIAL INSURANCE DURING MARTIAL LAW..... | 96 |
| Дорошенко О.О., Черевко І.І., Грек Г.В. МАРЖИНАЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЯК ІНСТРУМЕНТ УПРАВЛІННЯ ПРИБУТКОМ ТА ФІНАНСОВОЮ БЕЗПЕКОЮ ПІДПРИЄМСТВА..... | 99 |
| SECTION: HISTORY | |
| Соколова Н.Д., Шоломський К.Р. МЕЦЕНАТСЬКА ДІЯЛЬНІСТЬ ГЕТЬМАНА ІВАНА МАЗЕПИ..... | 104 |
| SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY & CYBERSECURITY | |
| Гурський Б. УНІВЕРСАЛЬНИЙ ДОДАТОК ДЛЯ ОФОРМЛЕННЯ ЗАМОВЛЕННЯ ІНТЕРНЕТ МАГАЗИНІВ НА ПЛАТФОРМІ SHOPIFY..... | 106 |
| Yurchenko D., Mazurets O., Didur V., Molchanova M. APPROACH TO USING CLOUD SERVICES FOR VISUAL ANALYTICS OF NEURAL NETWORK ANALYSIS OF TEXTS EMOTIONAL TONALITY..... | 108 |
| Деркач Т., Ткаченко М. ІНТЕГРАЦІЯ MICROSOFT ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ РОБОЧИХ ПРОЦЕСІВ У СУЧАСНИХ КОМПАНІЯХ..... | 113 |
| Sharovalova S., Kryvonos V. MACHINE LEARNING MODELS FOR PREDICTING ESPORTS MATCH RESULTS BASED ON GAME DATA ANALYSIS..... | 115 |
| Гусев І., Захватова Т., Єгоров А. ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ЯКОСТІ КОДУ ПРОГРАМНИХ ЗАСТОСУНКІВ.... | 118 |
| Kolpakova Yu., Ostrovska K. DEVELOPMENT OF THE SHELL FOR AUTOMATION OF INTELLIGENT ANALYSIS OF TIME SERIES..... | 120 |
| Павлишко А., Торопенко А., Солодка М. АКТУАЛЬНІСТЬ ІНТЕРАКТИВНИХ РІШЕНЬ У ГРАФІЧНОМУ ДИЗАЙНІ..... | 124 |

доставки забезпечує прозорість відстеження та мінімізує час очікування товару. Це дозволяє магазинам на Shopify забезпечити повноцінний користувацький досвід, що відповідає очікуванням сучасних споживачів.

Розробка та впровадження додатку для Shopify не лише оптимізує процес оформлення замовлень, але й надає українським підприємцям додаткові можливості для масштабування бізнесу. Запропоноване рішення є гнучким та готовим до інтеграції нових функцій, зокрема можливостей для персоналізації замовлень, підключення нових платіжних методів і логістичних партнерів у майбутньому.

Список використаних джерел

1. eCommerce - Worldwide [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.statista.com/outlook/emo/ecommerce/worldwide> (дата звернення: 11.11.2024).
2. Shopify Stores in Ukraine [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://storeleads.app/reports/shopify/UA/top-stores> (дата звернення: 11.11.2024).
3. Платформа Shopify: що це таке та як працює Огляд 2024 [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://wallnut.digital/shops/shopify/review/> (дата звернення: 11.11.2024).

APPROACH TO USING CLOUD SERVICES FOR VISUAL ANALYTICS OF NEURAL NETWORK ANALYSIS OF TEXTS EMOTIONAL TONALITY

Yurchenko Dmytro

Postgraduate student

Mazurets Oleksandr

Ph.D in Engineering Science, Associate Professor

Didur Volodymyr

Bachelor student

Molchanova Maryna

Teacher

Computer Science Department

Khmelnyskyi National University, Ukraine

Social networks, forums and other platforms have become the main channels of communication where people exchange ideas, express their emotions and react to events. The importance of analyzing the emotional tone of such messages lies in the possibility of identifying general moods, trends and potential social risks [1]. However, the results of neural network analysis are often difficult to understand and require additional explanation. The creation of an effective method of visualizing these results will help to facilitate the understanding of the detected emotional states, contribute to more informed decision-making and increase the transparency of the

The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies

analysis [2, 3]. In this context, the use of visual explanation methods is of particular importance, as it allows reducing the information load on users and ensuring the availability of analytical data for a wide range of interested parties.

Tonality reflects the emotional attitude of the author of the statement to a certain object (real object, event, process or their properties / attributes), which is transmitted through the text [4]. The emotional component expressed at the level of lexemes or communicative fragments is called lexical tonality (or lexical sentiment). The tonality of the entire text can generally be determined as a function (in the simplest case – the sum) of the lexical tonalities of its constituents (sentences) and the rules of their combination [5, 6].

In the process of interaction, users of socially oriented services exchange various content, which includes both semantic and sentimental elements of text messages [7]. As a result, the development of information technologies for the analysis of processes that take place in socially oriented services, in particular the processing and analysis of textual content [8].

The availability of similar tools in the service sector makes it possible to organize effective feedback from customers, which contributes to the analysis and improvement of the quality of the services provided [9]. In this context, it is worth highlighting two key aspects. The first aspect is related to the need to analyze the textual content of customers by specialists of service companies, such as marketers, logisticians, advertising specialists, analysts, etc. [10, 11]. The second aspect concerns the development of automated services, for example, chatbots that can independently analyze customer messages and make appropriate decisions.

Practical experience shows that when receiving feedback from customers, it is important to identify trends in their emotional reactions to certain events as soon as possible and to monitor the dynamics of these emotions in the future. Such a task may require the simultaneous analysis of information from many hundreds or even thousands of sources of client content [12, 13, 14].

The tonality of publications is an indicator that applies the analysis of the mood of the text taking into account its emotional component to classify mentions of a company, brand or product as positive, negative or neutral [15]. Metrics based on tonality are most often used to evaluate the performance of PR specialists and communications managers [16]. In addition, tonality is one of the key parameters when conducting a reputation audit of a company and media analysis of competitors.

Tonality refers to the qualitative parameters of media analytics and is the basis of the Media Favorability Index. MFI is a media favorability index that reflects the ratio of positive to negative mentions. If the number of positive publications for a certain period exceeds the number of negative ones, then the MFI is greater than 1; if negative mentions prevail, then MFI is less than 1. The advantage of MFI is that this indicator reflects not only the ratio of positive and negative publications, but also how they interact with each other and what result they produce [17]. In addition, the MFI is provided in the form of a consolidated numerical value, which greatly simplifies the work of PR professionals and communication specialists.

In monitoring systems, the tonality indicator can be assigned automatically using artificial intelligence or specially developed algorithms. However, this

The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies

approach has its drawbacks, as the authors of the texts can use humor, irony, sarcasm, exaggeration, slang, idioms and ambiguous wording. These factors can make it difficult to achieve 100% accuracy of results offered by automated systems [18].

The purpose of the work is the development of approach to using cloud services for visual analytics of neural network analysis of texts emotional tonality.

For the neural network analysis of the emotional tonality of messages, it is proposed to use a hybrid architecture neural network that combines the simultaneous advantages of the CNN and BiLSTM architectures. The architecture of the proposed neural network is shown in Figure 1.

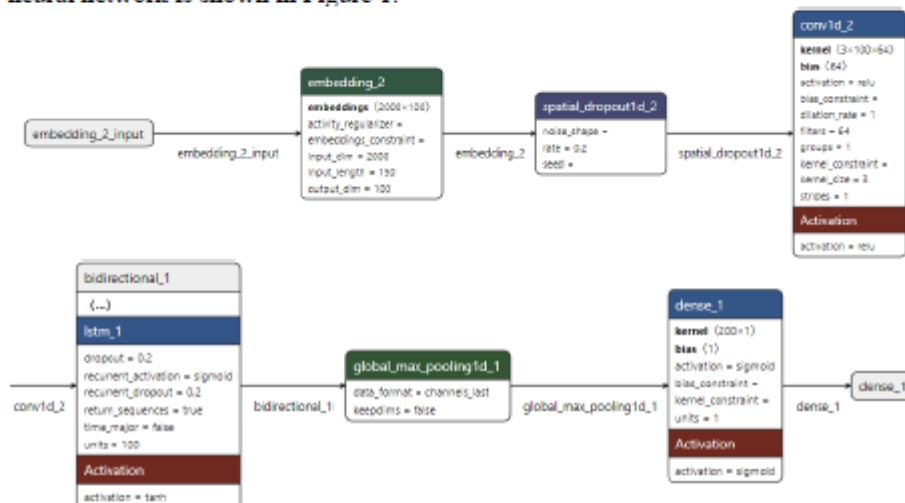


Figure 1. Neural network architecture for determining emotional tonality.

The model starts with the Embedding layer, which transforms the input text into numerical vectors of a given dimension. A SpatialDropout1D layer is then used, which randomly "turns off" a portion of the neurons (20%) to prevent overtraining.

Next is the Conv1D layer, which applies single convolutions to the input data, detecting local patterns. After that, the model has a bidirectional LSTM layer that is able to remember information from both ends of the sequence. This layer also has built-in mechanisms to randomly turn off neurons for better generalization ability.

The LSTM layer is followed by the GlobalMaxPooling1D layer, which selects the maximum values from all the obtained features, reducing the dimensionality of the data. The model is completed by a dense Dense layer with one neuron and a sigmoidal activation function, which gives the probability that the input text belongs to the "Positive tonality" class.

As part of the proposed approach based on the visual explanation of the results of neural network analysis of emotional tonality, it is proposed to use the LIME model, which is a local model of interpreted model-agnostic explanations.

Therefore, for the neural network analysis of the emotional tonality of messages, it is proposed to use a hybrid architecture neural network that combines the simultaneous advantages of the CNN and BiLSTM architectures. A neural network

The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies

architecture was developed for determining emotional tonality, and the LIME model of interpreted model-agnostic explanations was used to visually explain the results of the neural network analysis of emotional tonality. This approach will make it possible to use all the advantages of neural network solutions, but to have an understanding for the user of what influenced these solutions. This will increase confidence in the results of the neural network and allow you to see the mistakes it makes. In general, the detection of emotional tonality is a task of content analysis, which is an important task of information technology. The effect of automation will increase the efficiency and speed of analysis of large volumes of data. Thanks to automated systems, it is possible to quickly track changes in user attitudes, identify trends and potential problems in communications. This, in turn, allows companies to quickly respond to negative mentions and amplify positive ones, which helps improve brand reputation and strengthen customer trust.

References

1. The method and information technology of sentiment analysis of text content from social networks based on the classification of time series of sentiment ratings. URL: <https://nure.ua/wp-content/uploads/2020/Konkurs/23-emonito.pdf>.
2. Tonality indicator and its meaning for media analytics. URL: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>.
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 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.
9. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiyi D. Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services. Proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects». May 8-10, 2024. Oslo, Norway. 2024. Pp. 64-68.
10. Molchanova M., Mazurets O., Klimenko V., Kuflevsky Ev. Object-oriented model for neural network damage detection of mail packages. Proceedings of XIV International Scientific and Practical Conference «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts». March 13-15, 2024. Copenhagen, Denmark. 2024. Pp. 58-62.
11. Barmak O., Mazurets O., Krak I., Kulias A., Method for automated test tasks creation for educational materials. CEUR Workshop Proceedings, 2020, vol. 2711, pp. 309–320.
12. Slobodzian V., Molchanova M., Kovalchuk O., Sobko O., Mazurets O., Barmak O., Krak I. An Approach Based on the Visualization Model for the Ukrainian Web Content Classification. 2022 12th International Conference on Advanced Computer Information Technologies, ACIT 2022. 2022. pp. 400-405.
13. Zhamovskiyi O., Sobko O., Klimenko V. Intelligent System for Neural Network Detection of Fake Document Images for Automated Personality Identification. Proceedings of IV International Scientific and Practical Conference «Innovative research and perspectives of the development of science and technology». January 29-31, 2024. Stockholm, Sweden. 2024. Pp. 337-343.
14. Novak Y., Mazurets O. Practical Application of Method of Automated Personal Identification by Fingerprints Using Convolution Neural Networks. Proceedings of V International Scientific and Practical Conference «Modern strategies of global scientific solutions». December 27-29, 2023. Stockholm, Sweden, International Scientific Unity. 2023. Pp. 136-140.
15. Mazurets O., Sobko O., Vit R., Pasternak V. Practical Approach for Detection by Deep Learning of Target Objects of Subject Area Based on Semantic Connectivity Indicators in Audio Database. Proceedings of XXIV International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Challenges are the Driving Force of the Development of Scientific Research». May 22-24, 2024. Bruges, Belgium. International Scientific Unity. 2024. Pp. 91-96.
16. Mazurets O., Zalutska O., Tyschenko O., Bohdanova A. An Approach to Using MobileNet CNN-model for Gesture Recognition. Proceedings of XXIII International Scientific and Practical Conference «Problems of Science and Technology: the Search for Innovative Solutions». May 15-17, 2024. Munich, Germany. 2024. Pp. 59-64.
17. Mazurets O. V., Klimenko V. I., Molchanova M. O., Sultanov A. V. Object-Oriented Intelligent System for Neural Network Detection of Sugar Crystallization Zones. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the 10th International scientific and practical conference. Cognum Publishing House. Liverpool, United Kingdom. 2024. Pp. 198-207.

18. Kovalchuk O., Slobodzian V., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O., Barmak O., Krak I., Savina N. Visual Analytics-Based Method for Sentiment Analysis of COVID-19 Ukrainian Tweets. Book Chapter. Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies. 2023. Vol. 149. pp. 591–607.

ІНТЕГРАЦІЯ MICROSOFT ДЛЯ ОПТИМІЗАЦІЇ РОБОЧИХ ПРОЦЕСІВ У СУЧАСНИХ КОМПАНІЯХ

Деркач Тетяна

к.т.н., доцент

Гкаченко Микола

здобувач вищої освіти

Національний університет «Полтавська політехніка
імені Юрія Кондратюка», Україна

Швидкий розвиток інформаційних технологій став значущим фактором трансформації бізнесу у всьому світі. В умовах поширення цифрових технологій основні тенденції в роботі компаній зміщуються до автоматизації процесів, що сприяє підвищенню ефективності операцій, зниженню витрат і покращенню взаємодії між працівниками. Однією з найбільш вагомих змін останнього десятиліття є розвиток хмарних технологій, які перенесли більшу частину робочих процесів до Інтернету. Microsoft, як один із лідерів у сфері ІТ, пропонує рішення, що поєднують у собі багатофункціональні інструменти для роботи та співпраці, серед яких Microsoft 365 займає центральне місце.

Хмарні технології та їхня роль у бізнесі. Поява хмарних технологій кардинально змінила підхід до обробки, зберігання та передачі даних. У багатьох країнах понад 40% компаній активно використовують хмарні сервіси для повсякденних бізнес-завдань. Microsoft пропонує платформу Microsoft 365, яка забезпечує компанії необхідними інструментами для організації робочих процесів, включаючи електронну пошту, управління файлами, комунікаційні платформи та інші послуги.

Основні можливості Microsoft 365 для бізнесу:

1. Масштабованість та адаптивність.

Microsoft 365 є масштабованою системою, яка підходить як для малих підприємств, так і для великих корпорацій з необмеженою кількістю користувачів. Компанії можуть легко додавати нових співробітників, інтегрувати інші бізнес-додатки та налаштовувати систему під конкретні потреби.

2. Інструменти для продуктивності та комунікації.

У межах Microsoft 365 пропонуються онлайн-версії найпопулярніших офісних програм (Word, Excel, PowerPoint), які дозволяють працювати з документами у режимі реального часу. Крім того, платформа надає можливість зберігання файлів на OneDrive, який забезпечує кожного користувача 1 ТБ

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

| | |
|---|-----|
| Шудрик А.О. Класифікація типів комп'ютерних атак та методів забезпечення захисту інформації..... | 556 |
| Шухман В.А., Яцків Н.Г. Алгоритми цифрового підпису для захисту транзакцій в мережі біткоїн | 559 |
| Юртаєв Д.О. Метод використання неконтрольованого введення типу для мов програмування при автоматичній генерації тестів | 562 |
| Юрченко Д.Ю., Мазурець О.В., Залуцька О.О, Безprozвана Ю.Г. Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах..... | 565 |
| Яворський К.А., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К. Метод виявлення та розпізнавання номерів автомобілів нейромережевими засобами..... | 572 |
| Ямборко Д.А., Кустовський Р.С., Яшина О.М. Метод підтримки якості програмного забезпечення на основі машинного навчання..... | 575 |
| Яцишина К.О., Школьник А.Р., Петляк Н.С. Аналіз мережевого трафіку для виявлення аномальної поведінки IoT пристроїв .. | 577 |
| Яшина В.А. Використання можливостей 3D-моделювання у графічному дизайні | 580 |

УДК 004.8

Юрченко Д.Ю., Мазурець О.В., Залуцька О.О., Безпрозвана Ю.Г.

*Хмельницький національний університет***ПІДХІД ДО ВІЗУАЛЬНОГО ПОЯСНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ
НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ
ПОВІДОМЛЕНЬ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ**

Розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Таке поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів. Точність аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах становить понад 97%.

Method of visual explanation of the results of neural network analysis of the emotional tonality of messages in social networks has been developed, which is based on the use of hybrid neural network, with local interpretation by machine learning model. To study the effectiveness of the proposed method of visual explanation of the results of neural network analysis of the emotional tonality of messages in social networks, software was developed that uses a pre-trained hybrid architecture model to analyze the emotional tonality of messages. The accuracy of analyzing the emotional tonality of messages in social networks is more than 97%.

У процесі взаємодії користувачі соціально-орієнтованих сервісів обмінюються різноманітним контентом, що включає як семантичні, так і сентиментальні елементи текстових повідомлень. Внаслідок цього стає надзвичайно актуальним розвиток інформаційних технологій для аналізу процесів, які відбуваються в соціально-орієнтованих сервісах, зокрема обробки та аналізу текстового контенту.

Наявність подібних інструментів у сфері обслуговування дає змогу організувати ефективний зворотний зв'язок із клієнтами, що сприяє аналізу та покращенню якості наданих послуг [1]. У цьому контексті варто виділити два ключових аспекти. Перший аспект пов'язаний із необхідністю аналізу текстового контенту клієнтів фахівцями обслуговуючих компаній, такими як маркетологи, логісти, рекламні спеціалісти, аналітики тощо. Другий аспект стосується розвитку автоматизованих сервісів, наприклад, чат-ботів, які можуть самостійно аналізувати повідомлення клієнтів і приймати відповідні рішення.

Практичний досвід показує, що при отриманні зворотного зв'язку від клієнтів важливо якнайшвидше виявити тенденції в їхніх емоційних реакціях на

певні події та здійснювати подальший моніторинг динаміки цих емоцій. Таке завдання може вимагати одночасного аналізу інформації з багатьох сотень або навіть тисяч джерел клієнтського контенту.

Тональність публікацій є показником, який застосовує аналіз настрою тексту з урахуванням його емоційної складової для класифікації згадок про компанію, бренд або продукт на позитивні, негативні або нейтральні [2]. Метрики, засновані на тональності, найчастіше використовуються для оцінки ефективності роботи PR-фахівців та менеджерів з комунікацій. Крім того, тональність є одним з ключових параметрів при проведенні репутаційного аудиту компанії та медіааналізі конкурентів.

Тональність відноситься до якісних параметрів медіааналітики та є основою показника Media Favourability Index. MFI представляє собою індекс прихильності медіа, що відображає співвідношення позитивних і негативних згадок. Якщо кількість позитивних публікацій за певний період перевищує кількість негативних, то MFI більше 1; якщо переважають негативні згадки, то MFI менше 1. Перевага MFI полягає в тому, що цей показник відображає не тільки співвідношення позитивних і негативних публікацій, але й те, як вони взаємодіють між собою та який результат дають. Крім того, MFI надається у вигляді зведеного цифрового значення, що значно спрощує роботу PR-фахівцям і спеціалістам з комунікацій.

У системах моніторингу показник тональності може присвоюватися автоматично за допомогою штучного інтелекту або спеціально розроблених алгоритмів. Проте цей підхід має свої недоліки, оскільки автори текстів можуть використовувати гумор, іронію, сарказм, перебільшення, сленг, фразеологізми та неоднозначні формулювання. Ці фактори можуть ускладнювати досягнення 100% точності результатів, які пропонують автоматизовані системи.

Отож, виявлення емоційної тональності є задачею контент-аналізу, яка є важливою задачею інформаційних технологій. Ефект від автоматизації дозволить підвищити ефективність та швидкість аналізу великих обсягів даних. Завдяки автоматизованим системам можливим є оперативне відстеження змін у настроях користувачів, виявлення тенденцій і потенційних проблем у комунікаціях. Це, в свою чергу, дозволяє компаніям швидко реагувати на негативні згадки та посилювати позитивні, що сприяє поліпшенню репутації бренду та зміцненню довіри клієнтів [3].

Виявленням емоційної тональності займається розділ науки, що називається NLP [4, 5]. Цей напрямок комп'ютерної лінгвістики розробляє алгоритми і моделі для автоматизованого аналізу текстових даних, включаючи визначення емоційного забарвлення повідомлень [6, 7]. У соціально-орієнтованих сервісах, таких як соціальні мережі, форуми, блоги та інші платформи, цей процес має велике значення для аналізу настроїв користувачів, покращення обслуговування клієнтів та управління репутацією [8].

Пояснюваний III стає все більш важливим через непрозорість існуючих систем III, що створює розрив довіри між користувачами та алгоритмами [9].

Користувачам часто бракує розуміння того, як приймаються рішення на основі ШІ, що викликає скептицизм і невпевненість [10, 11]. Особливо важливо розуміти результати, коли вони безпосередньо впливають на життя, наприклад, у медичних діагнозах або кредитних рішеннях [12, 13].

Метою роботи є розробка методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, а для апробації запропонованого методу потрібно створити відповідне програмне забезпечення.

Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах оснований на використанні гібридної нейронної мережі архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME.

Поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті (CNN), такі як ключові слова або фрази, які можуть мати важливе значення для класифікації емоційної тональності, а Bidirectional LSTM дозволяє враховувати довгострокові залежності в тексті з обох напрямків. Це покращує розуміння контексту і забезпечує більш точні передбачення. Схема та етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах наведені на рисунку 1.

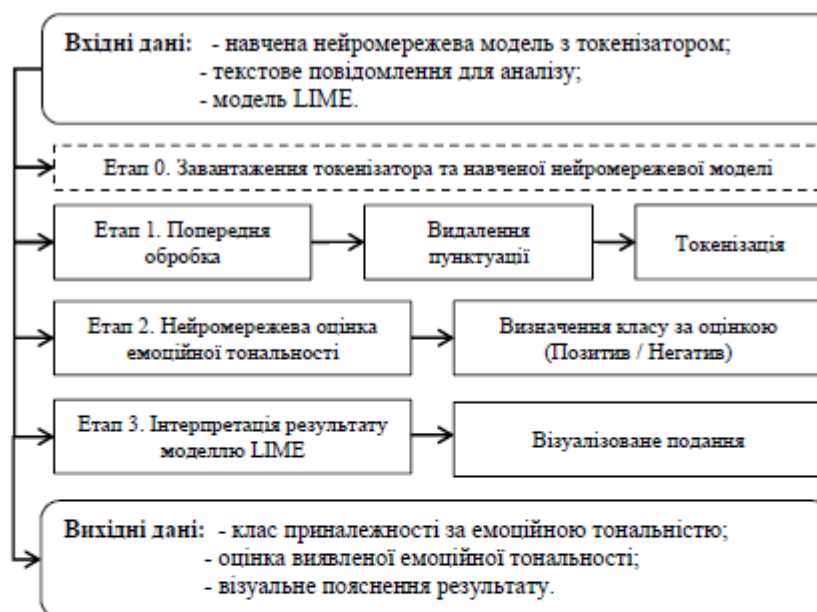


Рисунок 1 – Схема методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах

Вхідними даними є навчена нейромережева модель з токенизатором, текстове повідомлення для аналізу, модель LIME для інтерпретації результатів.

Початковим етапом є завантаження токенизатора та навченої нейромережевої моделі. Він потрібен для того щоб у подальшому можна було подавати текстове повідомлення соціально-орієнтованих сервісів для нейромережевого аналізу.

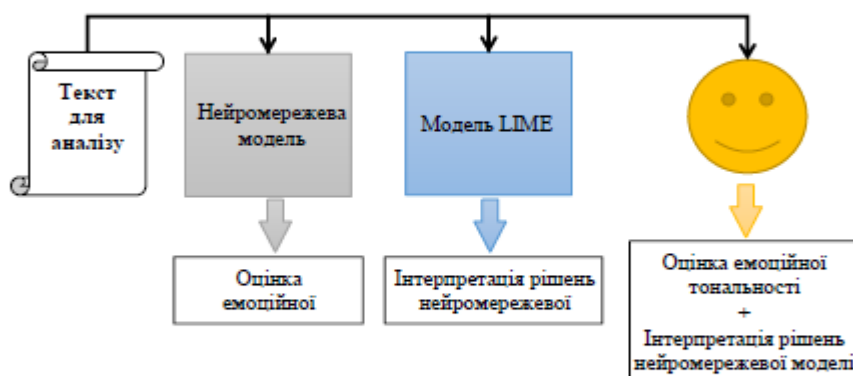
На першому етапі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах здійснюється попередня обробка текстового повідомлення, що повинна бути аналогічна тій, яка відбувалась при навчанні нейромережі. Вона включає в себе видалення знаків пунктуації, видалення стоп-слів та токенизацію [14].

Наступним етапом здійснюється нейромережева оцінка емоційної тональності. Для цього використовується нейромережа гібридної архітектури, що поєднує в собі архітектури CNN та BiLSTM. Нейромережа має один вихід, тому повідомлення вважається позитивним, якщо сила прояву позитивної тональності понад 0.5, в свою чергою якщо менше 0.5 – тональність вважається негативною.

Третім етапом відбувається інтерпретація результату моделлю LIME. Інтерпретація здійснюється у формі візуального подання, яке показує ключові слова-ознаки, які сприяли прийнятим моделлю рішенням, та показує оцінку важливості цих ознак.

Вихідними даними методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах є клас приналежності за емоційною тональністю, оцінка виявленої емоційної тональності; візуальне пояснення результату.

Як вже було вище зазначено, проблема використання нейомережі полягає у відсутності інтерпретованості [15], тому, пропонується підхід на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності, наведений на рисунку 2.



Рисунко 2 – Схема підходу до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності

У рамках запропонованого підходу на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності пропонується використати модель LIME, що є локальною моделлю інтерпретованих модельно-агностичних пояснень. Такий підхід дозволить використовувати всі переваги нейромережових рішень, однак мати розуміння для користувача що вплинуло на ці рішення. Це збільшить довіру до результатів нейромережі та дозволить бачити помилки, які вона допускає.

Для дослідження ефективності запропонованого методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах було розроблено програмне забезпечення, яка використовує попередньо навчену модель гібридної архітектури для аналізу емоційної тональності повідомлень [15].

Створене програмне забезпечення, що реалізує метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, наведена на рисунку 3.

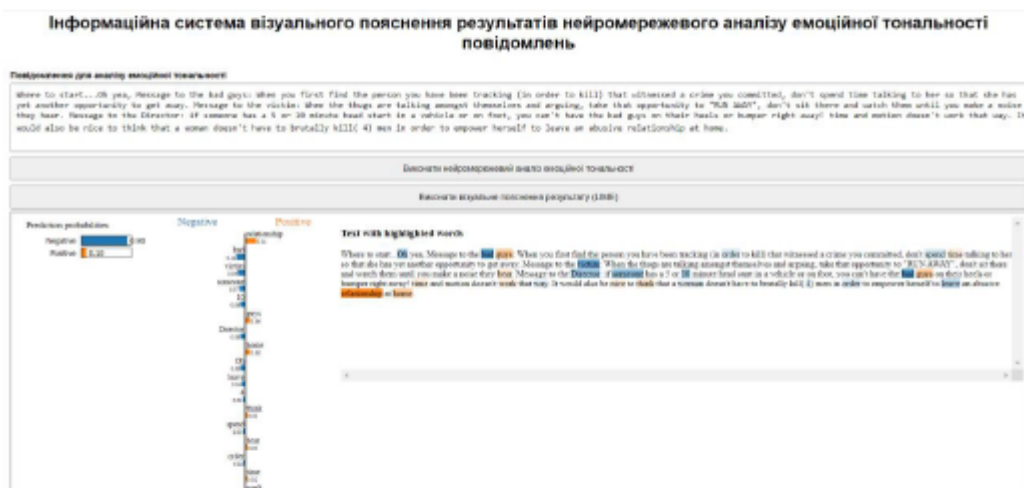


Рисунок 3 – Інформаційна система візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах

У ході експерименту буде досліджено можливість створеного програмного забезпечення для ефективного аналізу емоційної тональності повідомлень, а також поясненості отриманих рішень. Для експерименту було взято частину набору даних, які не використовувались у навчанні та валідації нейромережі у кількості 100 повідомлень з негативною забарвленістю та 100 повідомлень з позитивною. Результат ідентифікації наведено на рис. 4 у вигляді матриці сплутування.

Як видно з проведеного експерименту, точність нейромережі гібридної архітектури CNN та BiLSTM становить понад 97 %, і досягається тим, що така

архітектура дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності у тексті.

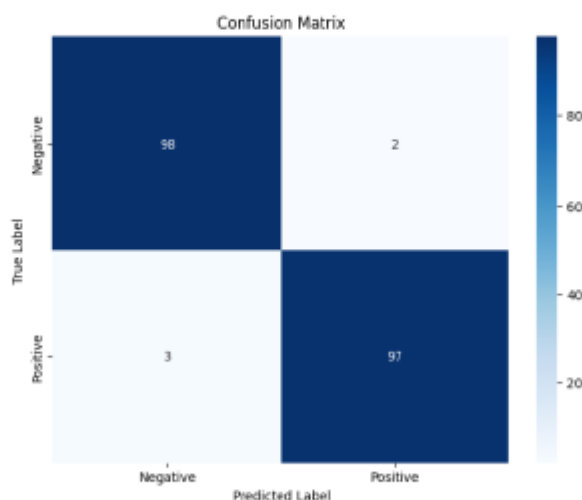


Рисунок 4 – Матриця сплутувань неймережі гібридної архітектури

Отже, розроблено метод візуального пояснення результатів неймережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Таке поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів. Точність аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах становить понад 97 %.

Перелік посилань

1. Метод та інформаційна технологія сентиментаналізу текстового контенту із соціальних мереж на основі класифікації часових рядів сентимент-оцінок. URL: <https://nure.ua/wp-content/uploads/2020/Konkurs/23-emonito.pdf>
2. Показник тональності та його значення для медіааналітики. URL: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
3. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Біг 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.
4. 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.
5. 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.
 6. 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.
 7. 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. Одеса, ОНТУ. 2024. С.650-653.
 8. Mazurets O., Molchanova M., Klimentko 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. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.
 9. 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 проектування. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №3, Т.2 (337). С. 197-204.
 10. 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. International Scientific Unity. Ottawa, Canada. 2024. Pp. 113-117.
 11. 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». Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. 2024. Pp. 160-167.
 12. 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». Vilnius, Lithuania. 2024. Pp. 73-77.
 13. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Кліменко В.І., Андрощук В.І. Метод нейромережевого 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.
 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. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.
 15. Krak I., Didur V., Molchanova M., Mazurets O., Zalutska O., Manziuk E., Barmak O. Method for Political Propaganda Detection in Internet Content Using Recurrent Neural Network Models Ensemble. CEUR Workshop Proceedings, 2024, vol. 3806, pp. 312-324.

Довідка: ВХНУ ТН 10-12/2024

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: МЕТОД ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ПЕРИДНОЇ АРХІТЕКТУРИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ТЕКСТОВИХ ПОВІДОМЛЕНЬ

Автори: Юрченко Д.Ю., Овчарук О.М., Мазурець О.В., Шевчук П.О.
Хмельницький національний університет

Номер, у який прийнято статтю: №2 за 2025 рік.

10.12.2024

Начальника відділу
інтелектуальної власності та трансферу технологій Ю.В.Кравчик



УДК 004.08

ЮРЧЕНКО ДМИТРО
Хмельницький національний університет
ORCID ID: 0009-0005-7903-4020
e-mail: didiker@gmail.com

ОВЧАРУК ОЛЕКСАНДР
Хмельницький національний університет
ORCID ID: 0009-0008-3815-0035
e-mail: off4aruk@gmail.com

МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР
Хмельницький національний університет
ORCID ID: 0000-0002-8900-0650
e-mail: eye.chong@gmail.com

ШЕВЧУК ПАВЛО
Хмельницький національний університет
e-mail: shevchuk12072005@gmail.com

МЕТОД ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ГІБРИДНОЇ АРХІТЕКТУРИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ТЕКСТОВИХ ПОВІДОМЛЕНЬ

У статті розглянуто поточний стан наукового напрямку визначення емоційної тональності та представлено метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень. Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень призначений для автоматизованого перетворення вхідних даних у вигляді навченої нейромережевої моделі гібридної архітектури з токенизатором та текстового повідомлення для аналізу у вихідні дані у вигляді класу приналежності за емоційною тональністю та її числової оцінки.

Метод оснований на застосуванні гібридної нейромережевої архітектури що поєднує CNN та BiLSTM. Запропоноване поєднання сприяє ефективному виділенню локальних патернів, за рахунок властивостей CNN-шару, а також дозволяє враховувати довгострокові залежності у тексті, за рахунок властивостей BiLSTM. Нейромережева модель починається з шару Embedding, який перетворює текстові дані у числові вектори фіксованої довжини. Далі застосовується шар, який випадковим чином «відключає» 20% нейронів для зменшення ризику перенавчання. Потім іде шар, що застосовує згортки для виявлення локальних шаблонів у вхідних даних. Наступним є двонаправлений шар LSTM, здатний враховувати контекст з обох кінців послідовності, з механізмами випадкового відключення нейронів для покращення узагальнення. Після цього йде шар, який вибирає максимальні значення з усіх ознак для зменшення розмірності. Останнім етапом є шпильний шар з одним нейроном і сигмоїдною активацією, який видає ймовірність належності тексту до класу з позитивною тональністю.

Наведено експериментальне дослідження ефективності застосування методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень за створенням програмним забезпеченням. Встановлено, що використання зазначеної гібридної архітектури дозволяє досягти точності 0.974, що є вищою від наразі відомих аналогів на понад 0.07 для метрики Accisasy.

Ключові слова: BiLSTM, NLP, емоційна тональність, нейронна мережа, гібридна архітектура.

YURCHENKO DMYTRO, OVCHARUK OLEKSANDR, MAZURETS OLEKSANDR, SHEVCHUK PAVLO
Khmelnitskyi National University

METHOD OF USING A NEURAL NETWORK WITH A HYBRID ARCHITECTURE TO DETERMINE THE EMOTIONAL TONE OF TEXT MESSAGES

The article reviews the current state of the scientific direction of determining emotional tone and presents a method for using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages. The method of using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages is intended for automated conversion of input data in the form of a trained hybrid architecture neural network model with a tokenizer and a text message for analysis into output data in the form of a membership class by emotional tone and its numerical evaluation.

Method is based on the use of a hybrid neural network architecture that combines CNN and BiLSTM. The proposed combination contributes to the effective selection of local patterns, due to the properties of the CNN layer, and also allows to take into account long-term dependencies in the text, due to the properties of BiLSTM. The neural network model starts with an Embedding layer, which transforms text data into fixed-length numeric vectors. Next comes a layer that randomly "turns off" 20% of the neurons to reduce the risk of overfitting. Then comes a layer that uses convolutions to detect local patterns in the input data. Next comes a bidirectional LSTM layer, capable of taking into account context from both ends of the sequence, with mechanisms for randomly turning off neurons to improve generalization. This is followed by a layer that selects the maximum values from all features to reduce dimensionality. The final stage is a dense layer with a single neuron and sigmoid activation, which gives the probability that the text belongs to a class with positive tone.

Experimental study of the effectiveness of method of using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages using the created software is presented. It was found that the use of the specified hybrid architecture allows you to achieve an accuracy of 0.974, which is higher than currently known analogues by more than 0.07 for the Accuracy metric.

Keywords: BiLSTM, NLP, emotional tone, neural network, hybrid architecture.

Аналіз предметної області

Соціальні мережі, форуми та інші платформи стали основними каналами для обміну думками, вираження емоцій та реакцій на події. Аналіз емоційної тональності таких повідомлень має важливе значення, оскільки дає змогу виявляти загальні настрої, тенденції та потенційні соціальні ризики.

Тональність є ключовим аспектом медіааналітики і є основою для показника Media Favourability Index (MFI) [1]. MFI показує індекс прихильності медіа, що вимірює співвідношення позитивних і негативних згадок. Якщо за певний період позитивних публікацій більше, ніж негативних, то MFI перевищує 1; якщо негативних згадок більше, то MFI менше 1. Перевага MFI полягає в тому, що він не тільки показує співвідношення позитивних і негативних публікацій, але й оцінює їх взаємодію та результат. Крім того, MFI подається у вигляді єдиного цифрового показника, що значно полегшує роботу PR-фахівців і спеціалістів з комунікацій.

Нейронні мережі використовують глибокі нейронні мережі, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN), довго-короткочасні пам'яті (LSTM) та трансформери. Ці моделі здатні враховувати контекст і послідовність слів, що дозволяє їм точніше інтерпретувати складні емоційні значення [2]. Нейромережеві моделі є одними з найточніших у порівнянні з іншими методами.

З проведеного аналізу, створення методу на основі використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень сприятиме підвищенню точності для автоматичного визначення емоційної тональності засобами NLP.

Останні публікації

Задачі визначення емоційної тональності текстових повідомлень є важливим напрямком досліджень, що включає різноманітні підходи. У статті [3] представлено фреймворк, який автори назвали «двонаправлений емоційний рекурентний блок», що застосовується для аналізу настроїв у текстах. Ця система поєднує нейронний тензорний блок з двоканальним класифікатором для здійснення контекстної композиції та класифікації емоційної тональності повідомлень.

Категоризацію останніх наукових робіт та огляд тенденцій у дослідженнях емоційної тональності та суміжних тем на основі нейромережових методів запропоновано в [4].

У роботі [5] показано, що комбінування методів машинного навчання з лексичними підходами забезпечує кращу точність порівняно з іншими методами аналізу емоційної тональності. В ході експериментів для тестування ефективності аналізу використовувались різні методи, зокрема машинне навчання та лексичні методи.

Дослідження [6] запропонувало метод для аналізу настроїв у Twitter, що базується на словнику, який продемонстрував результати щодо оцінки настроїв по вакцинах проти COVID-19 (AstraZeneca/Oxford, Moderna, Pfizer/BioNTech) за чотири місяці. В іншому дослідженні [7] для оцінки емоційної тональності використовували TextBlob разом з TF-IDF векторизацією і модель LinearSVC, що дозволило досягти точності 0.96752 для англomовних твітів.

У роботі [8] показано, що сучасні маркетингові дослідження значною мірою покладаються на словникові інструменти для аналізу емоційної тональності, які забезпечують хорошу інтерпретованість, але при цьому мають обмеження в точності. Також автори надали всебічну оцінку доступних методів аналізу тональності, відзначивши, що методи на основі машинного навчання мають вищу точність, але можуть бути менш інтерпретованими.

Метою роботи є створення методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень, який би забезпечив ефективне виділення локальних патернів та міг би враховувати довгострокові залежності у тексті, що сприятиме підвищенню точності аналізу емоційної тональності.

Основна частина

Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень призначений для автоматизованого перетворення вхідних даних у вигляді навченої нейромережової моделі гібридної архітектури з токенизатором та текстового повідомлення для аналізу у вихідні дані у вигляді класу приналежності за емоційною тональністю та її числової оцінки [9]. Схеми та етапи методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності повідомлень наведено на рис. 1.



Рис. 1. Етапи методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності повідомлень

Першим кроком є завантаження токенизатора та попередньо навченої нейромережової моделі, що

дозволить подавати текстові повідомлення з соціально орієнтованих платформ для подальшого аналізу. На цьому етапі також здійснюється попередня обробка тексту, яка повинна точно відтворювати ту, що застосовувалася під час навчання моделі. Цей процес включає видалення знаків пунктуації, стоп-слів і проведення токенизації.

Далі, емоційна тональність повідомлення оцінюється за допомогою нейромережі з гібридною архітектурою (рис. 2), яка поєднує в собі CNN та BiLSTM [11]. Модель має один вихід, і якщо індекс позитивної тональності перевищує 0,5, повідомлення вважається позитивним, в іншому випадку – негативним.

Модель починається з шару Embedding, який перетворює текстові дані у числові вектори фіксованої довжини. Далі застосовується шар SpatialDropout1D, який випадковим чином «відключає» 20% нейронів для зменшення ризику перенавчання.

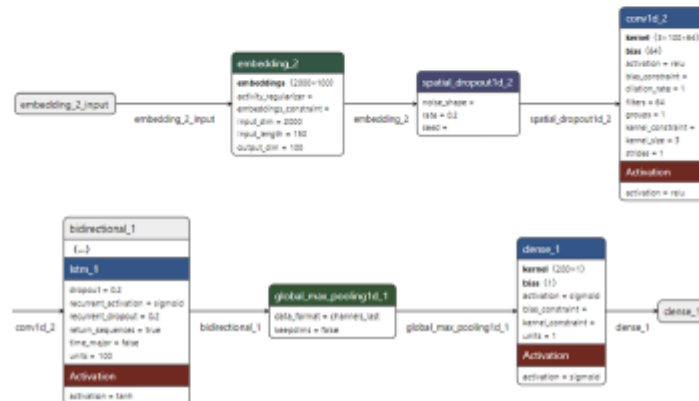


Рис. 2. Архітектура нейромережі для визначення емоційної тональності

Потім іде шар Conv1D, що застосовує згортки для виявлення локальних шаблонів у вхідних даних. Наступним є двонаправлений шар LSTM, здатний враховувати контекст з обох кінців послідовності, з механізмами випадкового відключення нейронів для покращення узагальнення.

Після цього йде шар GlobalMaxPooling1D, який вибирає максимальні значення з усіх ознак для зменшення розмірності. Останнім етапом є щільний шар Dense з одним нейроном і сигмоїдною активацією, який видає ймовірність належності тексту до класу «Позитивна тональність». Перед навчанням нейромережі необхідно підготувати датасет для подальшої роботи [12].

Експерименти та дискусія

Для експериментального дослідження ефективності запропонованого підходу була розроблена вебсторінка (рис. 3), що використовує попередньо навчену модель гібридної архітектури для аналізу емоційної тональності текстових повідомлень. Для створення вебсторінки було використано мікрофреймворк Flask.

Навчання моделі проводилося в хмарному середовищі «Google Colab», де вдалося досягти точності 0.974 при функції втрат 0.07. Графік процесу навчання нейромережі з показниками представлені на рис. 4. Для тренування нейромережі був використаний датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis», який містить розмічені тексти, поділені на дві категорії – позитивні та негативні зразки.

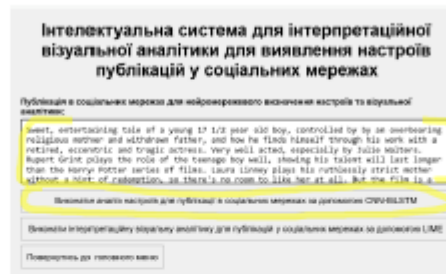


Рис. 3. Приклад визначення емоційної тональності нейромережею гібридної архітектури

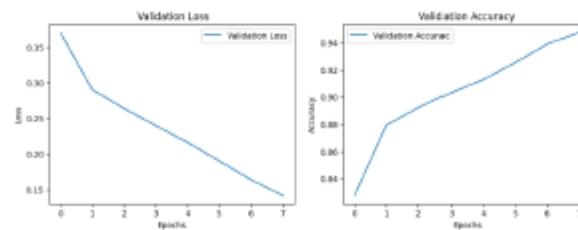


Рис. 4. Графік значень метрики accuracy та loss

Також для експерименту було виділено частину набору даних, що не використовувались у навчанні та валідації нейромережі у кількості 200 текстових повідомлень (з яких 100 мають негативну забарвленість, та 100 – позитивну). Результат ідентифікації запропонованим методом наведено на рис. 5 у вигляді матриці плутанини.

Як видно з проведеного експерименту, точність нейромережі гібридної архітектури CNN та BiLSTM становить понад 97 %, і досягається тим, що така архітектура дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності у тексті.

Запропонований метод у порівнянні з реалізованими аналогами, що мають точність в межах від 86 до 89 % [13] та протестовані на запропонованому наборі даних має вищу точність.

Отже, проведене експериментальне дослідження ефективності застосування методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень свідчить про коректність розробленого методу.

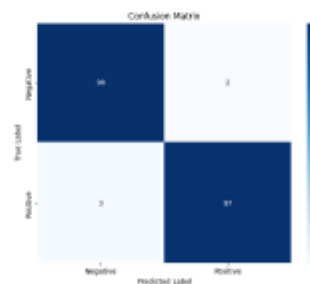


Рис. 5. Матриця плутувань нейромережі гібридної архітектури

Подальші дослідження будуть спрямовані на експерименти з різновидами гібридних архітектур, що націлені на підвищення точності ідентифікації емоційної тональності.

Висновки

У статті розглянуто сучасний стан науки у сфері виявлення емоційної тональності засобами штучного інтелекту. Метою дослідження було створення методу для аналізу емоційної тональності текстових повідомлень у соціально орієнтованих сервісах за допомогою гібридної архітектури CNN та BiLSTM. Ця архітектура дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності в текстах, що покращує точність аналізу емоційної тональності. Модель досягла точності 0.974 при функції втрат 0.07, що на 0.07 більше, ніж у аналогічних моделях, підвищуючи ефективність розпізнавання емоцій. Навчання моделі було проведено в хмарному середовищі «Google Colab», а для тренування використано датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis».

Подальші дослідження зосередяться на експериментах із модифікацією архітектури, зокрема зміною кількості та розмірів шарів для підвищення точності класифікації.

Література

1. Показник тональності та його значення для медіааналітики [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу: <https://uk.loomio.com/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
2. How RNNs work. [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>.
3. Li W. BiERU: Bidirectional emotional recurrent unit for conversational sentiment analysis / W. Li, W. Shao, S. Ji, E. Cambria // *Neurocomputing*. – 2022. – С. 73–82.
4. Medhat W. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey / W. Medhat, A. Hassan, H. Korashy // *Ain Shams Engineering Journal*. – 2014. – Vol. 5, Issue 4. – С. 1093–1113.
5. Li H. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies / H. Li, Q. Chen, Z. Zhong, R. Gong, G. Han // *Information Processing & Management*. – 2022. – doi: 10.1016/j.ipm.2021.102784.
6. 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. – Vol. 98, Issue 1161. – С. 544–550.
7. Qorib M. Covid-19 vaccine hesitancy: Text mining, sentiment analysis and machine learning on COVID-19 vaccination Twitter dataset / M. Qorib, T. Oladunni, M. Denis, E. Ososanya, P. Cotea // *Expert Systems with Applications*. – 2023.
8. Hartmann J. 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.
9. Mazurets O. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State / O. Mazurets, I. Tymofiiiev, R. Dydo // *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*. – 2024. – Bologna, Repubblica Italiana. – С. 147–151.
10. Юрченко Д.Ю. Підхід до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах / Д.Ю. Юрченко, О.В. Мазурець, О.О. Залуцька, Ю.Г. Безprozвана // *Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»*. – 2024. – Хмельницький. – С. 565–571.
11. Yurchenko D. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality / D. Yurchenko, O. Mazurets, V. Didur, M. Molchanova // *The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies: Proceedings of the XLVII International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Marseille, France. – С. 108–113.
12. Tymofiiiev I. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services / I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, M. Molchanova // *Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities: Proceedings of the XLVI International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Barcelona, Spain. – С. 84–88.
13. Movie Rating Sentiment Analysis. [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу:

<https://www.kaggle.com/code/ashwinshetgaonkar/movie-rating-sentiment-analysis>

References

1. Pokaznyk tonalnosti ta yoho znachennia dlia mediaanalitiki [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhyr dostupu do resursu: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
2. How RNNs work. [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhyr dostupu do resursu: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>.
3. Li W. BiERU: Bidirectional emotional recurrent unit for conversational sentiment analysis / W. Li, W. Shao, S. Ji, E. Cambria // *Neurocomputing*. – 2022. – S. 73–82.
4. Medhat W. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey / W. Medhat, A. Hassan, H. Korashy // *Ain Shams Engineering Journal*. – 2014. – Vol. 5, Issue 4. – S. 1093–1113.
5. Li H. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies / H. Li, Q. Chen, Z. Zhong, R. Gong, G. Han // *Information Processing & Management*. – 2022. – doi: 10.1016/j.ipm.2021.102784.
6. 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. – Vol. 98, Issue 1161. – S. 544–550.
7. Qorib M. Covid-19 vaccine hesitancy: Text mining, sentiment analysis and machine learning on COVID-19 vaccination Twitter dataset / M. Qorib, T. Oladunni, M. Denis, E. Ososanya, P. Cotae // *Expert Systems with Applications*. – 2023.
8. Hartmann J. 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.
9. Mazurets O. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State / O. Mazurets, I. Tymofiiiev, R. Dydo // *Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche: Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Conferenza naukovi i praktychnoi mizhnarodnoi konferentsii*. – 2024. – Bologna, Repubblica Italiana. – S. 147–151.
10. Yurchenko D.Iu. Pidkhid do vizualnogo poiasnennia rezultativ neiomerezhevoho analizu emotsiinoi tonalnosti povidomlen u sotsialnykh mrezhakh / D.Iu. Yurchenko, O.V. Mazurets, O.O. Zalutska, Yu.H. Bezprozvana // *Zbirnyk naukovykh prats za materialamy XVI Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Aktualni problemy kompiuternykh nauk APKN-2024»*. – 2024. – Khmelnytskyi. – S. 565–571.
11. Yurchenko D. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality / D. Yurchenko, O. Mazurets, V. Didur, M. Molchanova // *The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies: Proceedings of the XLVII International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Marseille, France. – S. 108–113.
12. Tymofiiiev I. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services / I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, M. Molchanova // *Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities: Proceedings of the XLVI International Scientific and Practical Conference*. – 2024. – Barcelona, Spain. – S. 84–88.
13. Movie Rating Sentiment Analysis. [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhyr dostupu do resursu: <https://www.kaggle.com/code/ashwinshetgaonkar/movie-rating-sentiment-analysis>

Додаток Д

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОД ВІЗУАЛЬНОГО ПОЯСНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО АНАЛІЗУ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ПОВІДОМЛЕНЬ У СОЦІАЛЬНО-ОРІЄНТОВАНИХ СЕРВІСАХ



Виконав:
студент 2 курсу, групи КНм-23-1
Дмитро Юрченко



Керівник:
к.т.н., доцент кафедри КН
Олександр МАЗУРЕЦЬ

Актуальність

Соціальні мережі, форуми та інші платформи стали основними каналами комунікації, де люди обмінюються думками, висловлюють свої емоції та реагують на події. Важливість аналізу емоційної тональності таких повідомлень полягає у можливості виявлення загальних настроїв, тенденцій та потенційних соціальних ризиків. Проте, результати нейромережевого аналізу часто є складними для сприйняття і вимагають додаткового пояснення.

У цьому контексті використання методів візуального пояснення набуває особливого значення, оскільки дозволяє зменшити інформаційне навантаження на користувачів і забезпечити доступність аналітичних даних для широкого кола зацікавлених осіб.

Мета і задачі роботи

Метою кваліфікаційної роботи магістра є покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Для досягнення мети слід вирішити такі **задачі**:

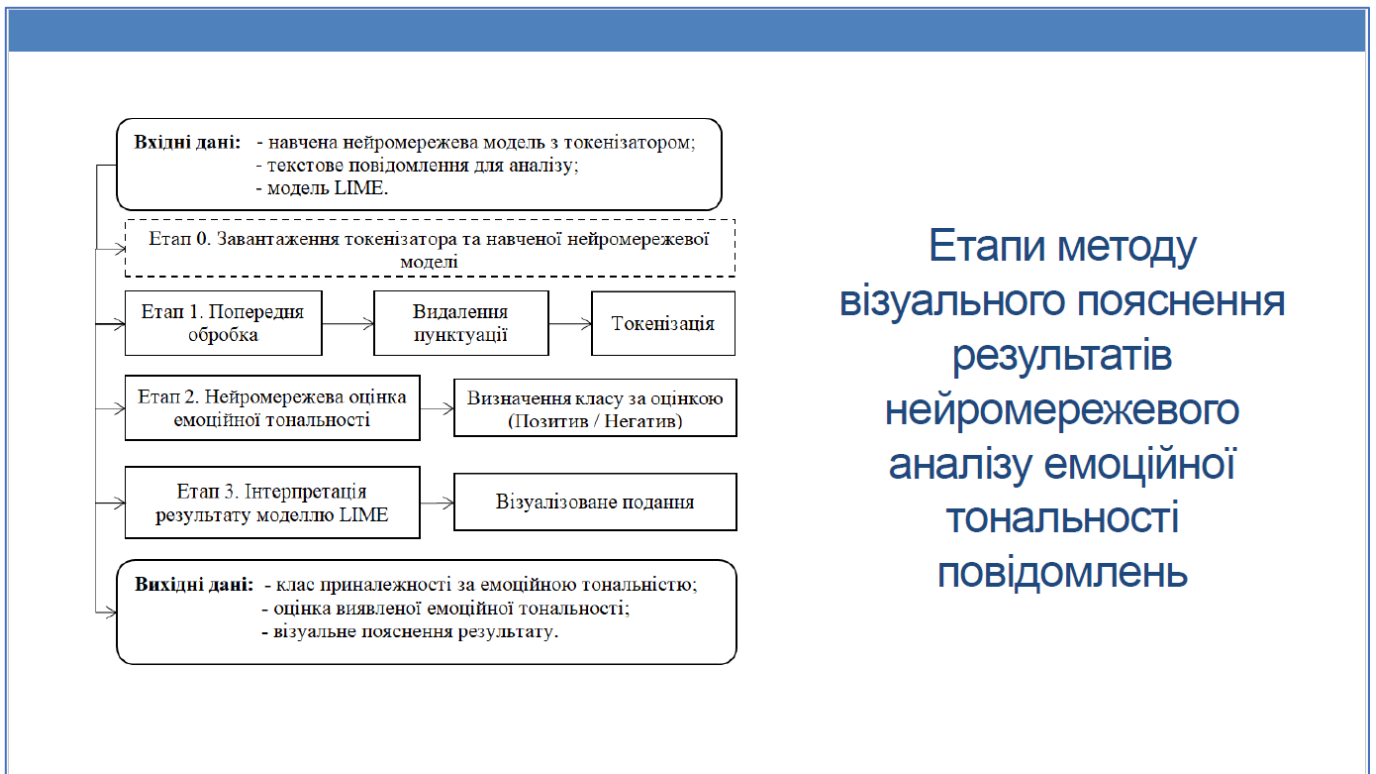
- > дослідити сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- > виконати огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- > виконати огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- > виконати аналіз наукових досліджень;
- > розробити метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- > розробити гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- > виконати підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- > здійснити програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- > виконати дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

Об'єкт, предмет, наукова новизна

Об'єкт дослідження. Процес візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення емоційного забарвлення та візуального пояснення результатів.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. **Метод відрізняється від існуючих** поєднанням архітектур CNN та BiLSTM, яке сприяє виділенню локальних патернів у тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також поясненністю отриманих нейромережевих рішень..



Архітектура нейромережі для визначення емоційної тональності

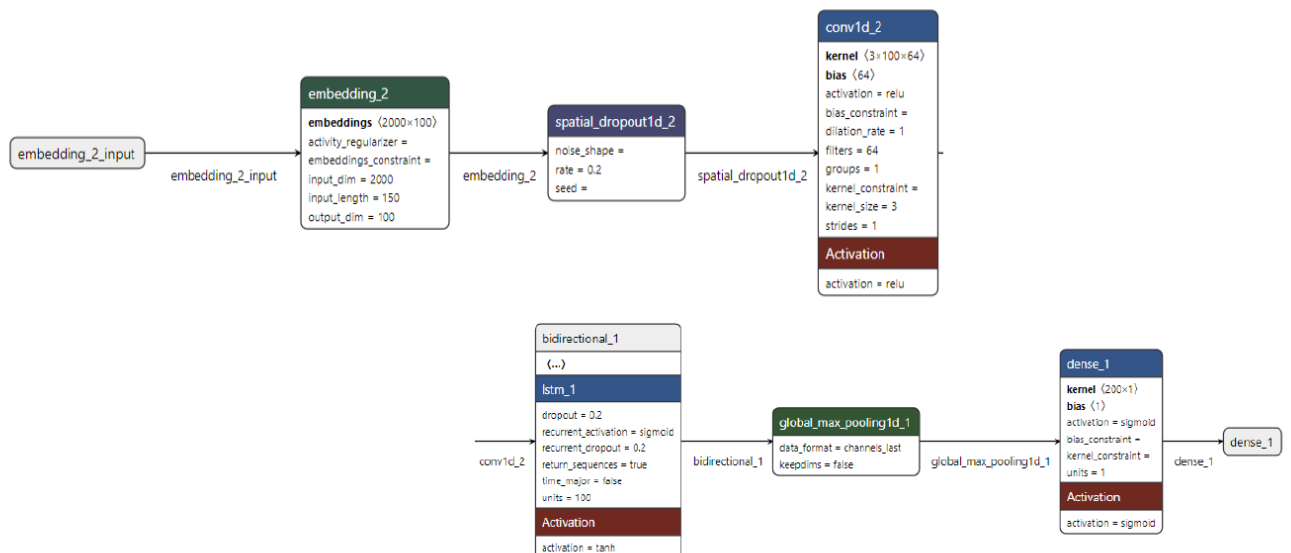
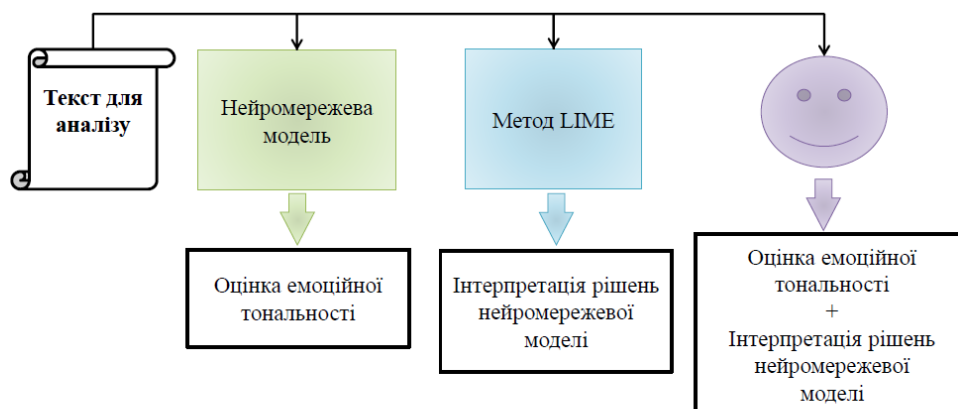




Схема підходу на основі візуального пояснення результатів неймережевого аналізу емоційної тональності



Датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis»

movie.csv (52.72 MB)

Detail Compact Column

| text | label |
|---|--------------------------------------|
| Movie Review | Sentiment: 0 - negative 1 - positive |
| 39723 unique values | |
| I grew up (b. 1965) watching and loving the Thunderbirds. All my mates at school watched. We played ... | 0 |
| When I put this movie in my DVD player, and sat down with a coke and some chips, I had some expectat... | 0 |
| Why do people who do not know what a particular time in the past was like feel the need to try to de... | 0 |

movie.csv (52.72 MB)

Detail Compact Column

2 of 2 columns

text

Movie Review

39723
unique values

| Category | Count | Percentage |
|-------------|-----------------|------------|
| Valid | 40.0k | 100% |
| Mismatched | 0 | 0% |
| Missing | 0 | 0% |
| Unique | 39.7k | 100% |
| Most Common | Hilarious, c... | 0% |

label

Sentiment: 0 - negative 1 - positive

| Statistic | Value |
|----------------|------------|
| Valid | 40.0k 100% |
| Mismatched | 0 0% |
| Missing | 0 0% |
| Mean | 0.5 |
| Std. Deviation | 0.5 |
| Quantiles | 0 Min |
| | 0 25% |
| | 0 50% |
| | 1 75% |
| | 1 Max |

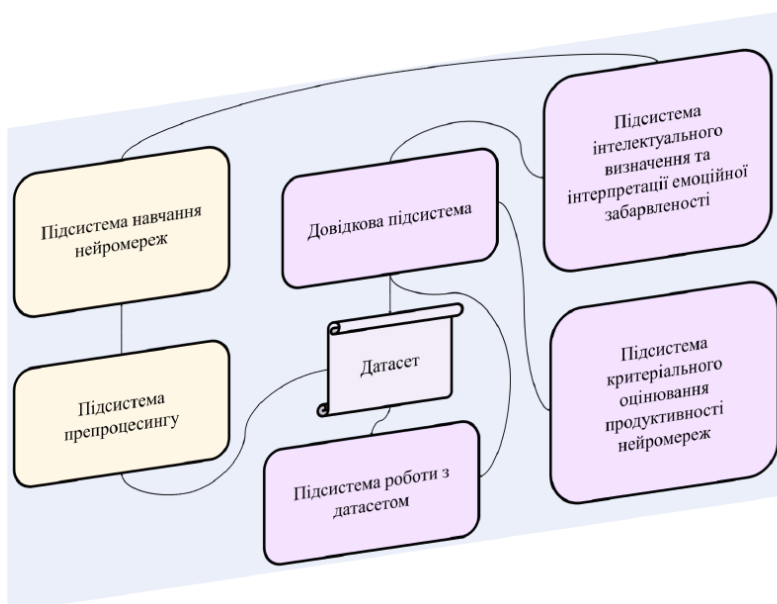


Схема взаємодії
компонентів
інформаційної
системи

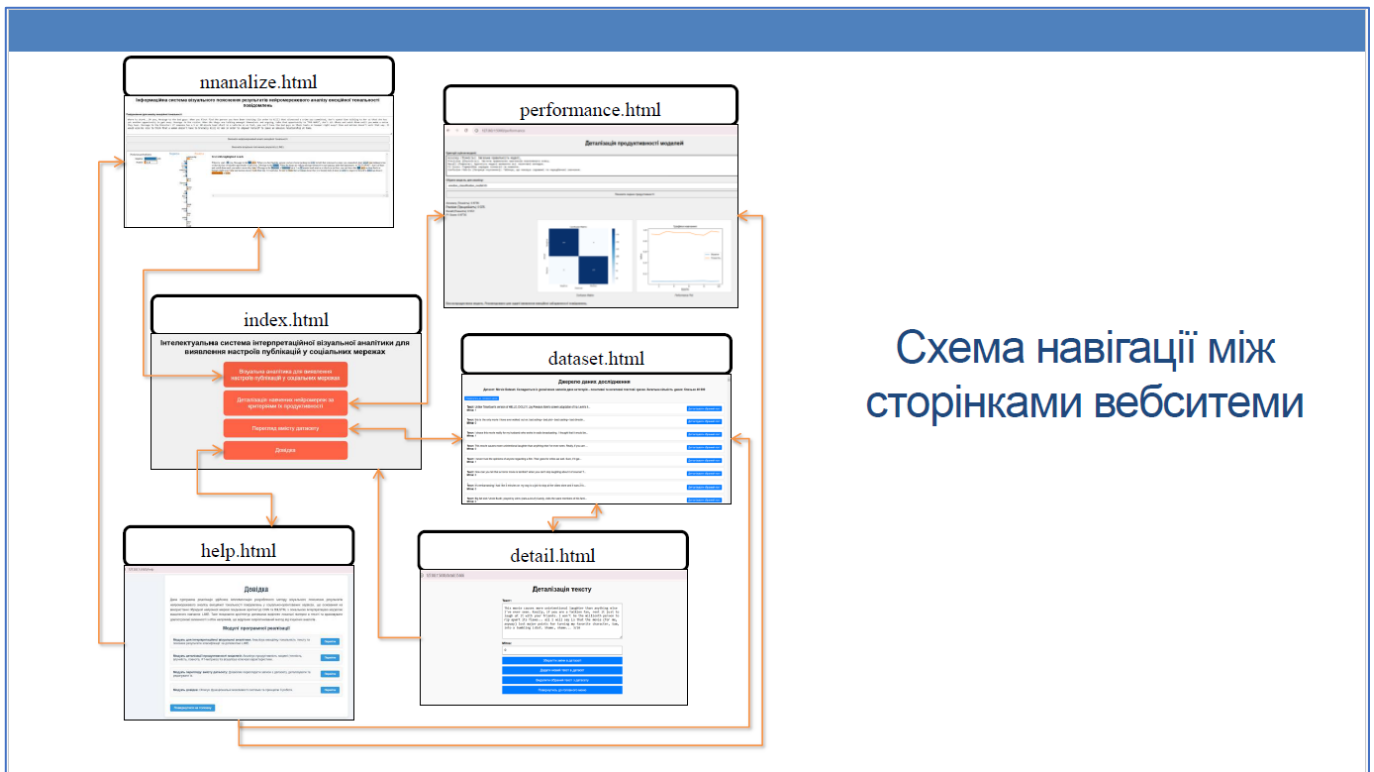
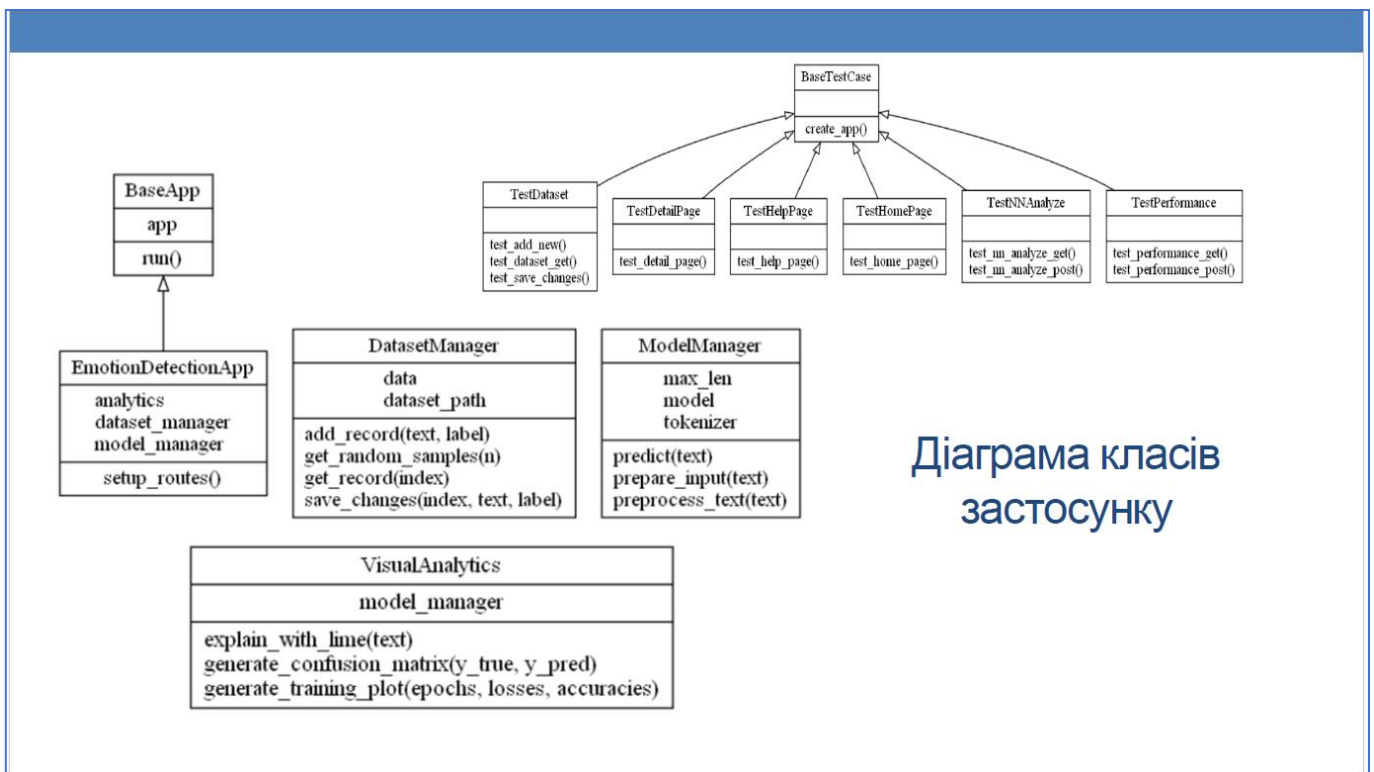


Схема навігації між сторінками вебситами



Діаграма класів застосунку

Програмна реалізація розробленого методу

Інтелектуальна система для інтерпретаційної візуальної аналітики для виявлення настроїв публікацій у соціальних мережах

Публікація в соціальних мережах для нейромережевого визначення настроїв та візуальної аналітики:

An underrated addition to the Graham Greene cinematic canon - its perceived faults can now be seen as virtues. Director Shumlin, theatrical director, frames his action with an oppressive rigidity appropriate to the material, and the seemingly inept compositions compellingly suggest unease. Both a dark thriller and a story of moral regeneration (for the female character! In a 40s thriller!), the film has an upright hero who turns mad and murderous (and possibly paedophiliac), brilliantly brings the faraway ideologies of the

Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM

Результат аналізу: Positive

Оцінка: 0.95093346

Виконати інтерпретаційну візуальну аналітику для публікації у соціальних мережах за допомогою LIME

Повернутись до головного меню

Результат нейромережевої класифікації позитивного тексту

Програмна реалізація розробленого методу

Виконати аналіз настроїв для публікації в соціальних мережах за допомогою CNN-BiLSTM

Виконати інтерпретаційну візуальну аналітику для публікації у соціальних мережах за допомогою LIME

Prediction probabilities

Negative 0.02
Positive 0.98

Negative Positive

entertaining

well

0.11

Sweet

0.09

tragic

0.05

1

0.04

2

0.04

especially

0.03

Girls

0.03

British

0.03

film

0.02

acted

0.02

young

0.02

year

0.02

boy

0.02

room

0.02

actress

0.01

to

0.01

without

0.01

at

0.01

made

0.01

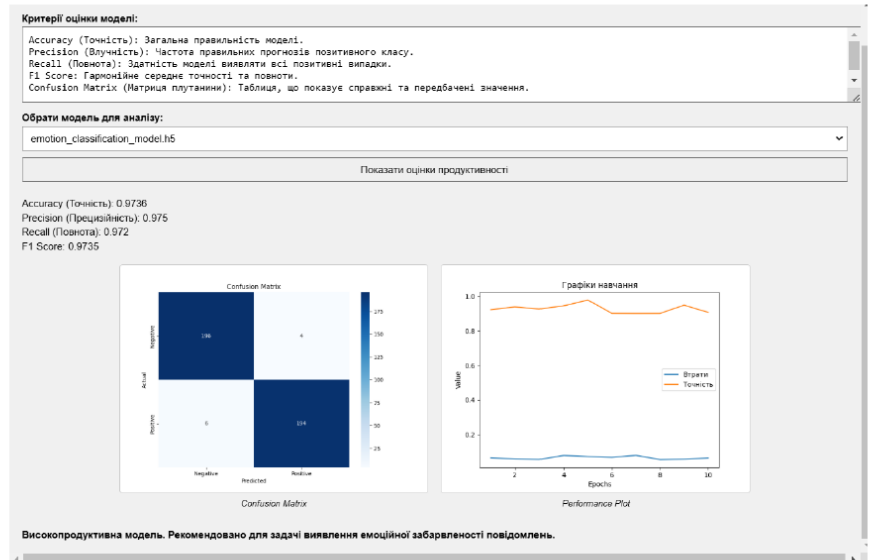
Text with highlighted words

Sweet, entertaining tale of a young 17 1/2 year old boy, controlled by an overbearing religious mother and withdrawn father, and how he finds himself through his work with a retired, eccentric and tragic actress. Very well acted, especially by Julie Walters. Rupert Grint plays the role of the teenage boy well, showing his talent will last longer than the Harry Potter series of films. Laura Linney plays his ruthlessly strict mother without a hint of redemption, so there's no room to like her at all. But the film is a very entertaining film, made well by the British in the style of the likes of Keeping Mum and Calendar Girls.

Візуальна аналітика для нейромережевого рішення

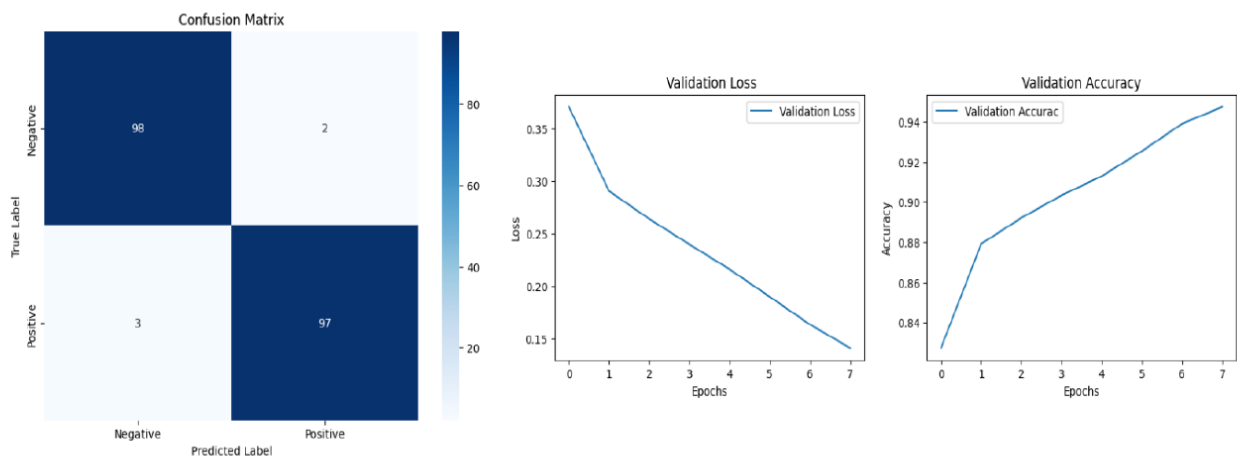
Програмна реалізація розробленого методу

Оцінювання продуктивності
обраної мережі



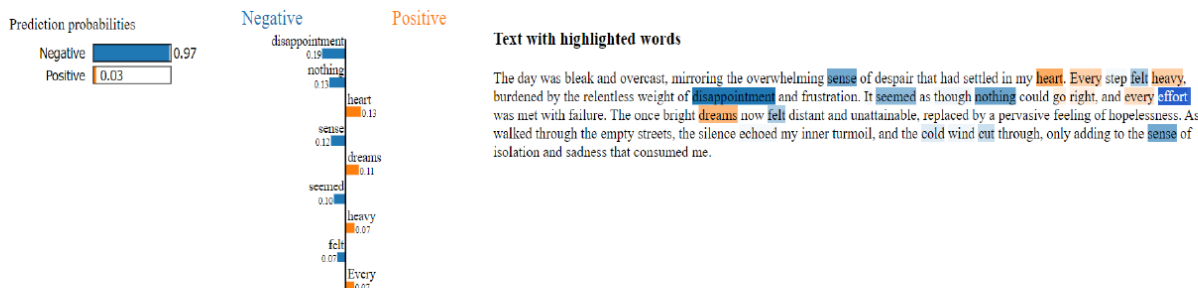
Дослідження ефективності

Для дослідження було обрано частину набору даних, яка не використовувалась під час навчання та валідації нейромережі, що складається з 100 негативних і 100 позитивних повідомлень.



Дослідження ефективності

Окрім високої точності, у порівнянні з реалізованими аналогами (аналоги мають точність 86 – 89 %), протестованими на запропонованому наборі даних, даний метод має надбудову для інтерпретації отриманих рішень.



Повідомлення має **негативну** тональність. Окрім оцінки тональності, представлено слова, які мають вплив на прийняте мережею рішення із вагами. Наприклад, такі слова як «disappointment» (розчарування), «nothing» (нічого), «seemed» (здалося), «felt» (відчувати себе далеким) дійсно мають негативне спрямування.

Висновки

Метою кваліфікаційної роботи магістра було покращення візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

Для досягнення мети були наведені та вирішені такі **задачі**:

- досліджено сучасний стан виявлення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконано огляд сучасних методів та засобів виявлення емоційної тональності у повідомленнях соціально-орієнтованих сервісів;
- виконано огляд проблематики інтерпретації результатів нейромережевого аналізу виявлення емоційної тональності;
- виконано аналіз наукових досліджень;
- розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- розроблено гібридну архітектуру нейромережі для визначення емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах;
- виконано підготовку навчальних даних для тренування гібридної нейромережевої архітектури;
- здійснено програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень;
- виконано дослідження методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

Висновки

В результаті, було **удосконалено метод** візуального пояснення результатів неймережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах, що **має відмінністю від аналогів** поєднання архітектур CNN та BiLSTM, яке дозволяє виділяти локальні патерни у тексті та враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також поясненість отриманих неймережевих рішень.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 2.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. **Помилоч в документах: 13%**

| | | | | |
|---|----------|---------|--------------------------------|---------|
| ID: 160978 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах Додано в БД: 2024-12-18 Автора: Дмитро ЮРЧЕНКО Керівники: Олександр МАЗУРЕЦЬ Консультанти: Опоненти: | Документ | | Сумарний збіг по Базі Даних | |
| | Символи | Лексеми | Символи | Лексеми |
| | 94291 | 1325 | 3934 (4%) | 60 (5%) |

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: Дмитро ЮРЧЕНКО

Співавтор:

Назва: Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах

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

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 9.7%

Коефіцієнт подібності 2: 3.4%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 2

Інтервали: 0

Білі знаки: 1004

Дата створення звіту: 2024-12-18 08:40:45.0

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:

2024-12-18

Дата

18.12.2024

експерт

Михайло Олександр 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 візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах

Автор: Дмитро ЮРЧЕНКО

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, розмішені 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 розмішені 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 2%.

2) за програмою StrikePlagiarism КПІ 9,7%, КЦ 3,4%,

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 Дмитра ЮРЧЕНКА за темою: *Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах*

1. Актуальність обраної теми

Під час взаємодії користувачі соціально орієнтованих платформ обмінюються різноманітним контентом, що містить як семантичні, так і емоційні елементи текстових повідомлень. Це зумовлює важливість розвитку інформаційних технологій для аналізу процесів у соціально орієнтованих сервісах, зокрема обробки та аналізу текстового контенту. Практичний досвід свідчить, що своєчасне виявлення тенденцій в емоційних реакціях клієнтів на певні події та подальший моніторинг цих емоцій є надзвичайно важливим при отриманні зворотного зв'язку. Тому розробка методів візуалізації результатів нейромережевого аналізу допоможе спростити інтерпретацію емоційних станів, покращить прийняття рішень і підвищить прозорість аналізу.

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

Кваліфікаційна робота магістра Дмитра Юрченка на тему «Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах» повністю відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та встановленим вимогам до кваліфікаційних робіт.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

У процесі виконання магістерської кваліфікаційної роботи Дмитро Юрченко продемонстрував високу відповідальність, наполегливість і ініціативність. Його робота вирізнялася чітким системним підходом, глибоким аналізом завдань та прагненням досягти відмінних результатів. Студент ефективно планував етапи виконання проєкту, строго дотримуючись вимог.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

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

пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

В роботі вдосконалено метод візуалізації результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних сервісах, заснований на гібридній нейронній мережі, що поєднує архітектури CNN та BiLSTM, із застосуванням локальної інтерпретації за допомогою моделі машинного навчання LIME. Цей метод відрізняється від існуючих завдяки комбінуванню архітектур CNN і BiLSTM, що дозволяє ефективно виявляти локальні патерни в текстах та враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, а також забезпечує пояснення отриманих рішень нейромережі.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрант виявив високий ступінь оволодіння 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 візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах.

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.

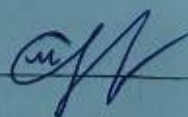
9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах має значний потенціал, а отримана програмна реалізація може бути використана для розробки інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів, що дозволяють користувачам швидко оцінювати емоційний фон великих обсягів текстової інформації. Такі системи можуть бути інтегровані в платформи моніторингу соціальних мереж, вивчення відгуків або аналітику публічних настроїв, сприяючи більш ефективному прийняттю рішень та попередженню соціальних ризиків.

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 Дмитра ІОРЧЕНКА за темою: *Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах*

1. Актуальність обраної теми

Соціальні мережі та платформи стали основними каналами для обміну думками та емоціями, що дає змогу виявляти загальні настрої та соціальні ризики. Аналіз емоційної тональності таких повідомлень є важливим, але часто важким для сприйняття. Розробка методів візуалізації результатів нейромережевого аналізу допоможе спростити інтерпретацію емоційних станів, полегшить процес прийняття рішень і підвищить прозорість аналізу, роблячи його доступнішим для більш широкої аудиторії.

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

Обрана тема «Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах», 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

Автор повністю реалізує мету дослідження та успішно вирішує завдання, чітко сформульовані в межах теми.

4. Наявність наукової новизни

Було вдосконалено метод візуалізації результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних сервісах, заснований на гібридній нейронній мережі, яка поєднує архітектури CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією через модель LIME. Запропоноване комбінування нейромережних архітектур дозволяє виявляти локальні патерни в текстах та обробляти довгострокові залежності з двох напрямків, одночасно забезпечуючи пояснюваність нейромережних рішень, що є важливою перевагою порівняно з іншими методами.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота містить чотири розділи: у першому розділі виконано дослідження предметної області аналізу емоційної тональності повідомлень з візуальною

інтерпретацією результату. Другий розділ присвячено розробці методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціально-орієнтованих сервісах. У третьому розділі виконано проєктування інформаційної системи візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності. У четвертому розділі виконано програмну реалізацію методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень.

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 доповнити тестування програмного забезпечення на базі отриманого методу більшою кількістю тест-кейсів. Дослідження розробленого методу в частині візуальної аналітики варто доповнити результатами зворотного зв'язку, наприклад одержаними за допомогою анкетування. Втім наведене не впливає на якість і рівень одержаних результатів, вагомих недоліків не виявлено.

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. КІТЕ

«18» грудня 2024 р



підпис