




КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

на тему Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

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  Ілля ТИМОФІЄВ
Курс, група виконавця Ініціали, прізвище
Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Науковий ступінь, посада Ініціали, прізвище
Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Ініціали, прізвище

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

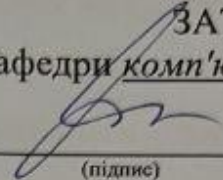
 Олександр БАРМАК
Ініціали, прізвище

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 виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP»
2. Завдання видано студенту Іллі ТИМОФІЄВУ
(прізвище, ім'я)
3. Керівник роботи доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ
(прізвище, ім'я)
4. Затверджені наказом університету від «26» серпня 2024 р. № 60.
5. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:
Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти. Для досягнення мети до виконання ставляться наступні задачі: дослідити сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних; виконати огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних; виконати аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремити нерозв'язані задачі; розробити метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP; виконати підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану; здійснити програмну реалізацію методу; провести тестування розробленого ПЗ; здійснити дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена створенню методу виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Результатом роботи є метод, що дозволяє автоматизовано виявляти депресивний стан у досліджуваному тексті. Використання методу забезпечує підвищення точності виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти.

Актуальність теми. В умовах сучасного соціального і академічного середовища тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, що можуть призвести до розвитку депресії. Особливо це актуально в умовах інтенсивного навчального процесу, високих вимог та обмеженого часу для відпочинку і саморегуляції. Виявлення депресивних станів на ранніх етапах може суттєво вплинути на своєчасну підтримку та профілактику серйозніших психічних розладів.

В умовах цифровізації та широкого використання комунікаційних платформ, NLP стає потужним інструментом для моніторингу психологічного стану студентів під час навчального процесу. Розробка і впровадження сучасних методів для автоматизованого виявлення депресивних ознак допоможе вчасно ідентифікувати осіб, які потребують допомоги, і забезпечити їм необхідну підтримку для покращення їхнього психічного здоров'я.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Для апробації запропонованого методу необхідно створення відповідної програмної реалізації, що буде використовувати створений метод.

Для досягнення мети до виконання ставляться наступні задачі:

- дослідити сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремити нерозв'язані задачі;

- розробити метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконати підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконати проектування БД;
- здійснити програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;
- провести тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснити дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.

Об'єкт дослідження. Процес виявлення депресивного стану в контексті навчання в закладах освіти, засобами NLP.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення депресивного стану у текстах.

Методи дослідження, що були використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи аналізу тексту, нейронні мережі для виявлення депресивного стану в контексті навчання в закладах освіти.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Удосконалений метод відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. У порівнянні з відомими аналогами, було досягнуто значення площі ROC-кривої 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації.

Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services» на XLVI Міжнародній науково-практичній конференції «Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities» (Barcelona, Spain) 6-8 листопада 2024 року, у доповіді «Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State» на VI Міжнародній науково-практичній конференції «Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche» (Bologna, Repubblica Italiana) 15 листопада 2024 року та у доповіді «Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури» 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 чотири наукові публікації.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 43 найменувань та 5 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 90 сторінок. У роботі наведено 48 рисунків і 30 таблиць.

Ключові слова: BERT, виявлення депресивного стану, NLP.

Зміст

Перелік скорочень	3
Вступ	4
РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних	7
1.1 Сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних	7
1.2 Методи та засоби інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних	10
1.3 Аналіз наукових публікацій з напрямку інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних	14
1.4 Аналіз існуючих програмних реалізацій у сфері виявлення депресивного стану	16
1.5 Постановка задачі	18
РОЗДІЛ 2 Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP	19
2.1 Схема методу виявлення депресивного стану засобами NLP	19
2.2 Схема формування та навчання нейромережі дуальної архітектури	20
2.3 Формування набору даних дослідження	22
2.4 Даталогічна модель бази даних	24
2.5 Метрики оцінювання продуктивності розробленої нейромережі дуальної архітектури	37
Висновки до розділу 2	40
РОЗДІЛ 3 Проєктування експериментальної інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти	42
3.1 Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану	42
3.2 Компоненти та функції інформаційної системи	43

3.3	Визначення рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи	49
3.4	Спеціалізовані програмні розширення для розробки інформаційної системи..	55
	Висновки до розділу 3	58
РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу виявлення депресивного стану .		59
4.1	Програмна архітектура інформаційної системи для експериментального дослідження методу	59
4.2	Особливості розробки прикладних компонентів.....	62
4.3	Прикладне тестування інформаційної системи	65
4.4	Особливості використання інформаційної системи для автоматизованого виявлення депресивного стану	72
4.5	Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів.....	79
	Висновки до розділу 4	83
	Загальні висновки.....	85
	Перелік посилань.....	87
	Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
NLP	Обробка природної мови
ВООЗ	Всесвітньої організації охорони здоров'я
ROC	Receiver operating characteristic
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
SVM	Support Vector Machine
RNN	Recurrent neural network
ПТСР	Посттравматичний стресовий розлад
LSTM	Long Short-Term Memory
GRU	Gated Recurrent Unit
GPT	Generative Pre-trained Transformer
TF-IDF	TF – term frequency, IDF – inverse document frequency
MNB	Мультиноміальний наївний Байес
BOW	Сумка слів
ML	Машинне навчання
БД	База даних

Вступ

Актуальність теми. В умовах сучасного соціального і академічного середовища тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, що можуть призвести до розвитку депресії. Особливо це актуально в умовах інтенсивного навчального процесу, високих вимог та обмеженого часу для відпочинку і саморегуляції. Виявлення депресивних станів на ранніх етапах може суттєво вплинути на своєчасну підтримку та профілактику серйозніших психічних розладів.

В умовах цифровізації та широкого використання комунікаційних платформ, NLP стає потужним інструментом для моніторингу психологічного стану студентів під час навчального процесу. Розробка і впровадження сучасних методів для автоматизованого виявлення депресивних ознак допоможе вчасно ідентифікувати осіб, які потребують допомоги, і забезпечити їм необхідну підтримку для покращення їхнього психічного здоров'я.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти.

Для досягнення мети до виконання ставляться наступні задачі:

- дослідити сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремити нерозв'язані задачі;
- розробити метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконати підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконати проектування БД;
- здійснити програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;

- провести тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснити дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.

Об'єкт дослідження. Процес виявлення депресивного стану в контексті навчання в закладах освіти, засобами NLP.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення депресивного стану у текстах.

Методи дослідження. що були використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи аналізу тексту, нейронні мережі для виявлення депресивного стану в контексті навчання в закладах освіти.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Удосконалений метод відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. У порівнянні з відомими аналогами, було досягнуто значення площі ROC-кривої 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services» на XLVI Міжнародній науково-практичній конференції «Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities» (Barcelona, Spain) 6-8 листопада 2024 року, у доповіді «Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State» на VI Міжнародній науково-практичній конференції «Ricerche scientifiche e metodi della loro

realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche» (Bologna, Repubblica Italiana) 15 листопада 2024 року та у доповіді «Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури» 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 чотири наукові публікації.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 43 найменувань та 5 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 90 сторінок. У роботі наведено 48 рисунків і 30 таблиць.

РОЗДІЛ 1 Дослідження предметної області інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних

1.1 Сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних

Проблема виявлення депресивного стану в текстових даних є надзвичайно важливою з точки зору інформаційних технологій. Це пов'язано зі здатністю сучасних систем обробки природної мови розпізнавати тонкі емоційні та психічні стани в текстах. У сучасному цифровому середовищі, де щодня генеруються величезні обсяги даних через соціальні мережі, форуми та інші онлайн-платформи, існує потреба в ефективних інструментах для аналізу та виявлення потенційних психічних розладів, одним з яких є депресія.

Згідно з проведеними дослідженнями Всесвітньої організації охорони здоров'я, загалом у світі від проявів депресивного стану страждає близько 322 мільйонів людей, що в свою чергу становить 4,4 % від загального населення планети [1]. Сумарна кількість хворих у світі перевищує сумарне населення Німеччини, Італії, Британії та Франції [2]. Депресія є одним із найпоширеніших розладів, який є головною причиною втрати працездатності серед дорослих. Однак, довкола хвороби досі багато міфів та клеймування.

Учасники навчального процесу також піддаються цьому явищу. За даними німецької страхової компанії DAK, депресія є головною причиною пропусків семінарів і лекцій серед студентів. Студентська допоміжна організація оцінила, що в 2022-2023 роках щонайменше 4,5% студентів німецьких університетів страждали від депресії.

Особи, що страждають на депресію, часто відчують велику втому та смуток, що може нагадувати пригніченість або поганий настрій. Однак ці стани значно відрізняються за ступенем впливу на людину. Депресія є психічним розладом, що впливає на емоції, мислення та поведінку, викликаючи постійний смуток, втрату інтересу до діяльності, зміни в апетиті та сні, втому, почуття безнадії, труднощі з концентрацією та, у важких випадках, суїцидальні думки. Цей стан

потребує професійного лікування, оскільки його симптоми зберігаються понад два тижні і не проходять самі по собі.

Виснаження, з іншого боку, проявляється втратою інтересу до життя та апатією, що відрізняє його від депресії. Поганий настрій є тимчасовим станом, викликаним різними факторами, такими як стрес, втома або розчарування, і зазвичай минає сам по собі, не впливаючи значно на здатність людини функціонувати.

Депресія поділяється на два основних типи: ендогенну та екзогенну. Ендогенна депресія виникає через внутрішні фактори та має генетичні передумови. Екзогенна депресія, навпаки, зумовлена зовнішніми стресовими обставинами [3].

Науковці поки не мають єдиної думки щодо причин виникнення депресії, однак відомо, що її перебіг асоціюється зі змінами в хімічному балансі мозку, зокрема з рівнями нейротрансмітерів, таких як серотонін, норепінефрин і дофамін. Ці речовини відіграють важливу роль у регуляції настрою та емоцій.

Депресивні стани можуть виникати у людей будь-якого віку, і їхній розвиток часто ускладнюється різними життєвими труднощами. До таких факторів належать робочий стрес, травматичні події, різкі негативні зміни в житті або втрата близької людини.

Існують різні форми депресії, які відрізняються за інтенсивністю та тривалістю проявів:

- Клінічна депресія.
- Стійкий депресивний розлад (дистимія). Характеризується пригніченим настроєм, який триває понад два роки.
- Післяпологова депресія. Характеризується виникненням під час вагітності або після пологів і відрізняється від типових гормональних змін у цей період.
- Психотична депресія. Характеризується поєднанням депресії з психотичними симптомами, такими як марення або галюцинації.
- Сезонний афективний розлад – депресивний стан, що проявляється в зимові місяці через недостатню кількість природного сонячного світла і

припиняється навесні та влітку; характеризується пригніченим настроєм, зменшенням соціальної активності, збільшенням тривалості сну та набором ваги

– Депресія може бути компонентом іншого захворювання, наприклад, біполярного афективного розладу, де вона проявляється у вигляді «депресивної» фази з надзвичайно низьким настроєм, який відповідає критеріям депресії.

Науковці встановили, що проведення більшої частини часу за гаджетами підвищує ризик розвитку депресії та тривожності учасників освітнього процесу. Як зазначають дослідники, учасників освітнього процесу і раніше багато часу проводили з електронними пристроями, але онлайн-навчання тільки загостило цю проблему. Додатковим фактором, який сприяє розвитку психічних розладів, є зменшення живого спілкування [4].

Виділяють різні ступені депресії, такі як легкий, середній та важкий. Ступені залежать від кількості симптомів та їх важкості. Важливим також є врахування, чи є маніакальні епізодичні прояви.

Назваючи на тип, депресія може бути хронічною (розвиватись впродовж тривалого періоду часу) та епізодичною, з деякими рецидивами (особливо при відсутності лікування). Циклическі депресивні епізоди називають рекуррентними депресивними розладами [5].

Депресія виражається у прояві симптомів. Це може бути пригнічення, втрата інтересу, зменшення життєвої енергії, пасивність, неможливість відчувати радість, тривога, сонливість або безсоння, низька концентрація, втрата апетиту, низька самооцінка, відчуття провини чи відчаю, думки про самогубство.

При депресії можуть проявлятися не всі симптоми. І в залежності від того, скільки ознак депресії виявлено і наскільки вони виражені, депресію кваліфікують як легку, середню або важку. Більшість із перерахованих ознак мають прояви під час спілкування у соціальних мережах (у текстових даних). Обробка природних мов – це галузь, що займається розробкою та застосуванням методів і інструментів для комп'ютерної обробки, аналізу, інтерпретації та розуміння людської мови [6]. NLP є міждисциплінарною сферою, яка поєднує в собі методи лінгвістики та інформатики. Задача виявлення депресивного стану у текстових даних також є задачею NLP, та

характеризується значними досягненнями в галузі обробки природної мови та машинного навчання. Використовуючи алгоритми штучного інтелекту, NLP дозволяє створювати чат-ботів і цифрових помічників, таких як Google Assistant і Alexa від Amazon. Крім того, застосовується у різних галузях, включаючи автоматичний переклад, розпізнавання мови, аналіз тексту, модерацію контенту та персоналізовані рекомендації, що сприяє покращенню взаємодії людини з комп'ютером і вдосконаленню користувацького досвіду.

Отже, задача діагностики депресії є складним процесом і може відрізнитися в кожному окремому випадку. Депресія має прояви, які часто виражаються на письмі. З урахуванням збільшення тривалості спілкування онлайн, інтелектуальне виявлення депресивного стану у текстових даних є актуальним напрямом ІТ, а рання діагностика та лікування депресії сприяють покращенню якості життя та запобігають подальшим ускладненням.

1.2 Методи та засоби інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних

Сучасні методи штучного інтелекту пропонують різноманітні підходи для виявлення депресивних станів у текстових даних. Відповідно, завдання виявлення депресивного стану належить до категорії класифікаційних завдань.

Для вирішення цього завдання у сфері обробки природної мови використовуються два основні підходи: методи машинного навчання та нейронні мережі.

Щодо підходу на основі моделей машинного навчання, то сюди відносяться логістична регресія, SVM, Наївний Байєс тощо.

Логістична регресія – це статистичний метод, що використовується для аналізу наборів даних, в яких одна або кілька незалежних змінних впливають на результат [7] (рисунок 1.1). Цей метод застосовується для класифікаційних задач, де цільова змінна має бінарний характер (наприклад, визначення позитивної або негативної тональності тексту). Логістична регресія моделює ймовірність

належності конкретного зразка до певного класу, використовуючи логістичну (сигмоїдну) функцію.

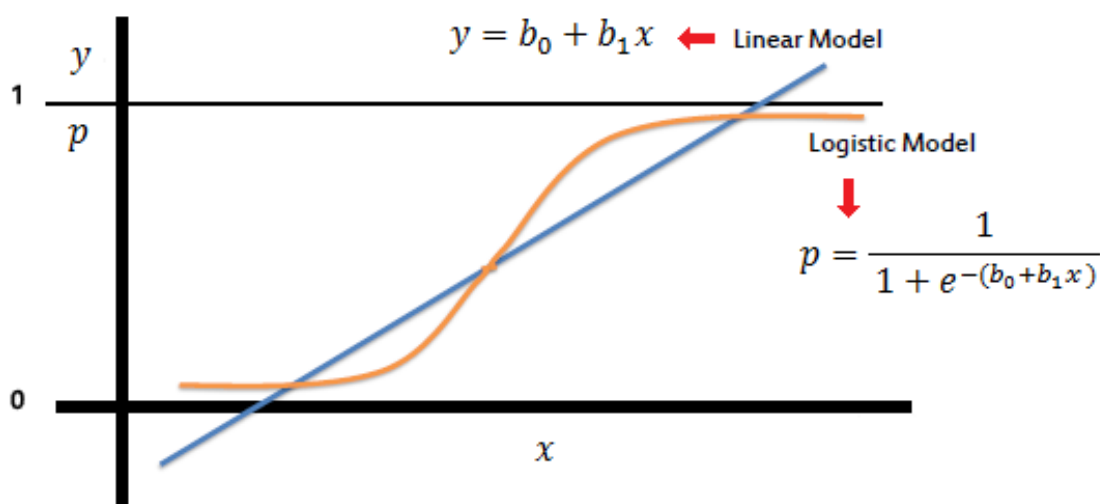


Рисунок 1.1 – Різниця між лінійною та логістичною регресією [8]

Наївний Байєс. Цей метод базується на теоремі Байєса та припущенні про незалежність між ознаками у текстах. Він обчислює ймовірність того, що документ належить до певної категорії, враховуючи ймовірності появи окремих слів у цій категорії. Наївний Байєсівський класифікатор простий у реалізації (рисунок 1.2) та працює швидко, але може бути менш ефективним у складних завданнях або за наявності великої кількості взаємопов'язаних ознак. Однак, при невеликих навчальних вибірках є доволі ефективним.

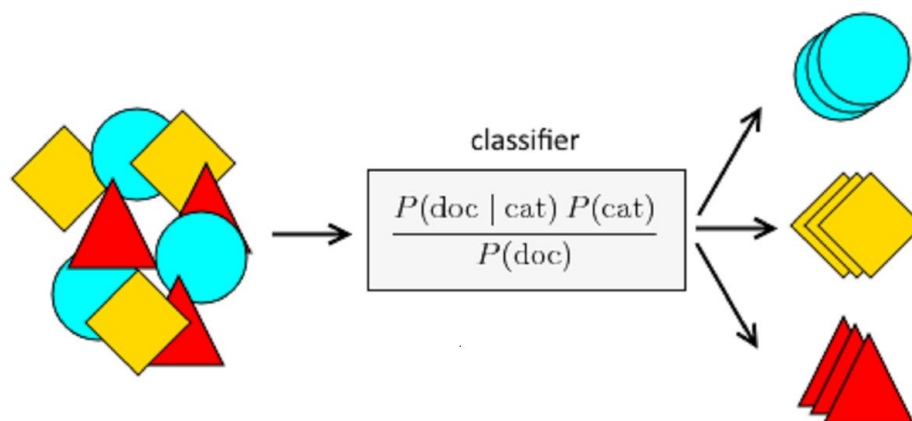


Рисунок 1.2 – Наївний класифікатор Байєса [9]

Метод опорних векторів. Часто застосовується для задач класифікації текстів. SVM здатен створювати гіперплощини (рисунок 1.3), що розділяють текстові дані на класи, такі як депресивний і недепресивний. SVM більш ефективний для роботи з великими наборами даних, ніж Наївний Байєсівський класифікатор та забезпечує порівняно кращу точність класифікації.

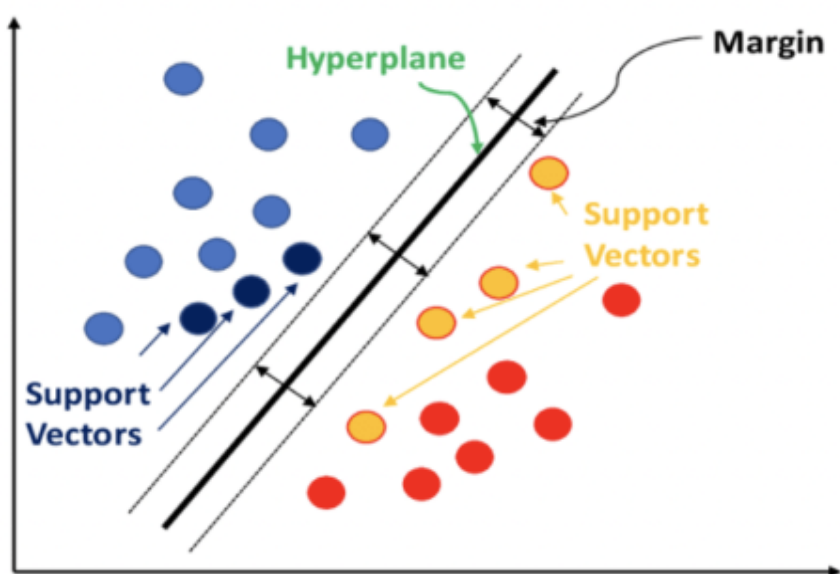


Рисунок 1.3 – SVM [10]

Підхід на основі нейронних мереж. Для обробки текстових даних найбільш розповсюджено використання рекурентних нейронних мереж, та більш сучасний підхід – на основі моделей-трансформерів.

RNN є класом нейронних мереж, потужним для моделювання даних послідовності, таких як часові ряди або природна мова. По суті, основна ідея такої архітектури полягає у використанні послідовної інформації [11].

Рекурентні нейронні мережі, зокрема LSTM та GRU, здатні обробляти послідовності даних і враховувати контекст, що важливо для розуміння наявності депресивного стану в тексті. Головною і найважливішою особливістю RNN є його прихований стан, який запам'ятовує деяку інформацію про послідовність. Цей стан

також називають станом пам'яті, оскільки він запам'ятовує попередній вхід до мережі.

Моделі на базі трансформерів, такі як BERT та GPT, досягли значних успіхів у завданнях обробки природної мови. Завдяки глибокому контекстуальному аналізу тексту, вони здатні ефективно виявляти депресивні стани. Приклад архітектури наведено на рисунку 1.4.

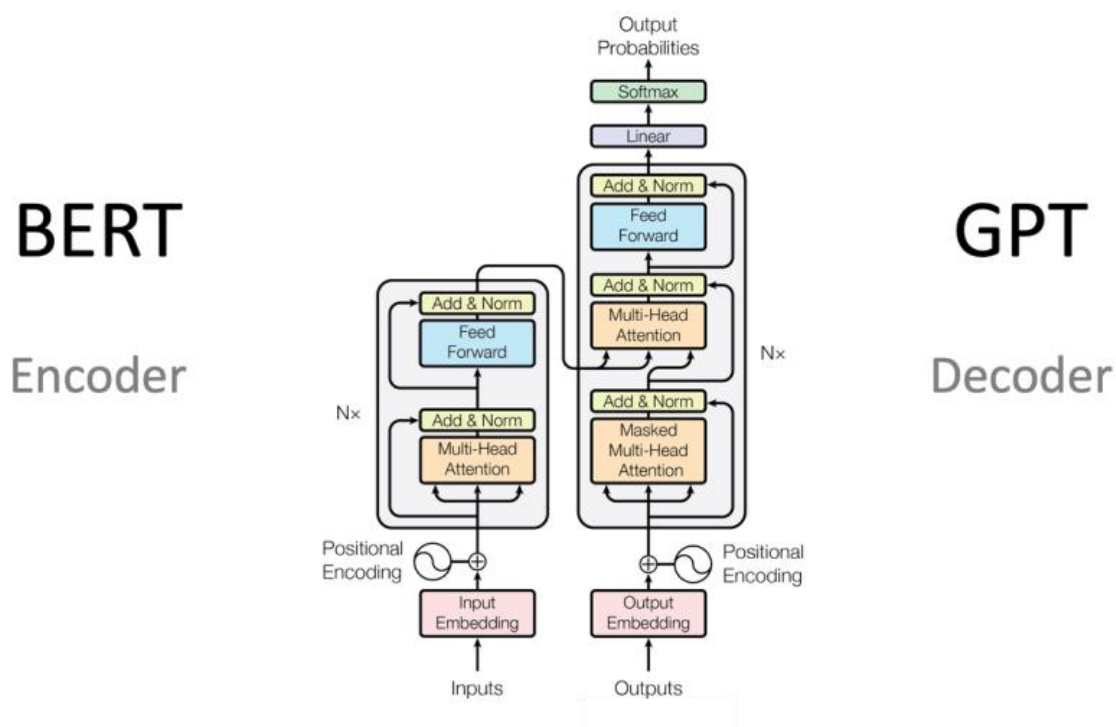


Рисунок 1.4 – Архітектура моделей-трансформерів [12]

Архітектура трансформера стала революційною завдяки можливості значно прискорити навчання та покращити розпаралелювання на графічних процесорах. Це досягається завдяки механізму самоуваги, який може обчислюватися паралельно для всіх слів у послідовності. Такий підхід дозволив навчати значно більші моделі на набагато більших наборах даних, що суттєво підвищило ефективність обробки природної мови.

Отже, з проведеного аналізу було обрано для використання підхід на основі нейронних мереж, оскільки він дозволяє краще знаходити приховані контекстні залежності, що є важливим для задачі виявлення депресивного стану.

1.3 Аналіз наукових публікацій з напрямку інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних

На сьогоднішній день депресія є загальновідомою проблемою, яка широко притягує увагу науковців, оскільки може знижувати продуктивність і призводити до суїцидальних думок або спроб.

Останнім часом для прогнозування ознак депресії вченими використовуються машинне навчання та NLP, що демонструють високу точність.

У дослідженні [13] використали набір даних із Reddit, оскільки ця платформа є додатком до традиційної системи охорони здоров'я завдяки оперативності обміну ідеями, універсальності вираження емоцій і використанню медичних термінів. Виконано аналіз коментарів та постів, які містили суїцидальні наміри, застосовуючи NLP для кращого розуміння міждисциплінарних аспектів, пов'язаних із самогубством. Проведений аналіз підтвердив, що субредити є надійними онлайн-ресурсами для отримання допомоги та надання достовірних текстових даних про психічний стан людей. Застосовано кілька алгоритмів машинного навчання, таких як Naive Bayes, SVM, логістична регресія та випадковий ліс, для вирішення дослідницької проблеми. Результати показали 77,29% точності та 0,77 f1-оцінки для логістичної регресії, що свідчить про ефективність використання цих методів для виявлення людей у групі ризику.

Стаття [14] присвячена аналізу настроїв на основі даних з мікроблогів, зокрема з Twitter. Дослідники збирають дані в режимі реального часу та використовують алгоритми, такі як TF-IDF, "Сумка слів" (BOW) і мультиноміальний наївний Байєс (MNB), для оцінки позитивних та негативних почуттів у твіттах. Експериментальні результати демонструють, що ці методи є точними і можуть бути використані як додатковий інструмент для діагностики депресії. Хоча дослідження проводилось англійською мовою, його методи можуть бути застосовані до інших мов.

У [15] розглядається покращення діагностики депресії за допомогою інструментів і методів машинного навчання та обробки природної мови. Автори

акцентують увагу на викликах, пов'язаних із виявленням депресії, особливо коли присутні інші стани, такі як посттравматичний стресовий розлад. Використовуються методи очищення та попередньої обробки даних, вибір функцій та алгоритмів класифікації ML. У статті проведено тематичне дослідження, яке порівнює різні класифікатори ML з точки зору очищення даних, попередньої обробки, вибору функцій, налаштування параметрів і вибору моделі. Дослідження базується на наборі даних Distress Analysis Interview Corpus – Wizard-of-Oz (DAIC-WOZ), створеному для підтримки діагностики психічних розладів, таких як депресія, тривога та ПТСР.

Основні результати дослідження показують, що моделі Random Forest і XGBoost досягають точності близько 84%, що значно вище порівняно з результатами літератури, де точність моделей SVM становила 72%. Ці результати демонструють ефективність запропонованих підходів у покращенні діагностики психічних розладів.

Дослідження [16] спрямоване на розробку інструментів для раннього виявлення депресії серед онкологічних пацієнтів, використовуючи повідомлення, надіслані через захищений портал для пацієнтів. Автори створили класифікатори на основі логістичної регресії, опорних векторних машин та двох моделей двонаправленого кодувальника з трансформаторів (BERT), які були навчені на 6600 повідомленнях пацієнтів від онкологічного центру. Ефективність моделей оцінювали за допомогою балів AUROC, а також досліджували кореляції між прогнозами моделі та діагностикою і лікуванням депресії.

Результати показали, що моделі BERT та RedditBERT досягли найвищих оцінок AUROC (0,88 і 0,86 відповідно), перевершивши логістичну регресію та SVM. Пацієнти, чий повідомлення були класифіковані як тривожні, частіше отримували діагноз депресії, рецепт на антидепресанти або направлення до психонколога. Моделі BERT показали відмінності в продуктивності за демографічними показниками, що підкреслює необхідність усунення потенційних упереджень. Дослідження демонструє потенціал використання моделей BERT у виявленні

депресії серед онкологічних пацієнтів, сприяючи зменшенню клінічного навантаження та покращенню догляду за пацієнтами.

Отже, даний напрямок наукових досліджень є актуальним, про що свідчить увага науковців. Показано, що моделі трансформери досягають доволі високих результатів у виявленні депресивних станів, однак, не є ідеальними. Зважаючи на область застосування, є потреба проведення подальших наукових досліджень

1.4 Аналіз існуючих програмних реалізацій у сфері виявлення депресивного стану

Серед програмних розробок в області виявлення депресивного стану здебільшого переважають тести. Одним з таких інтернет-ресурсів є «МН4U» [17], зовнішній вигляд наведено на рисунку 1.5.

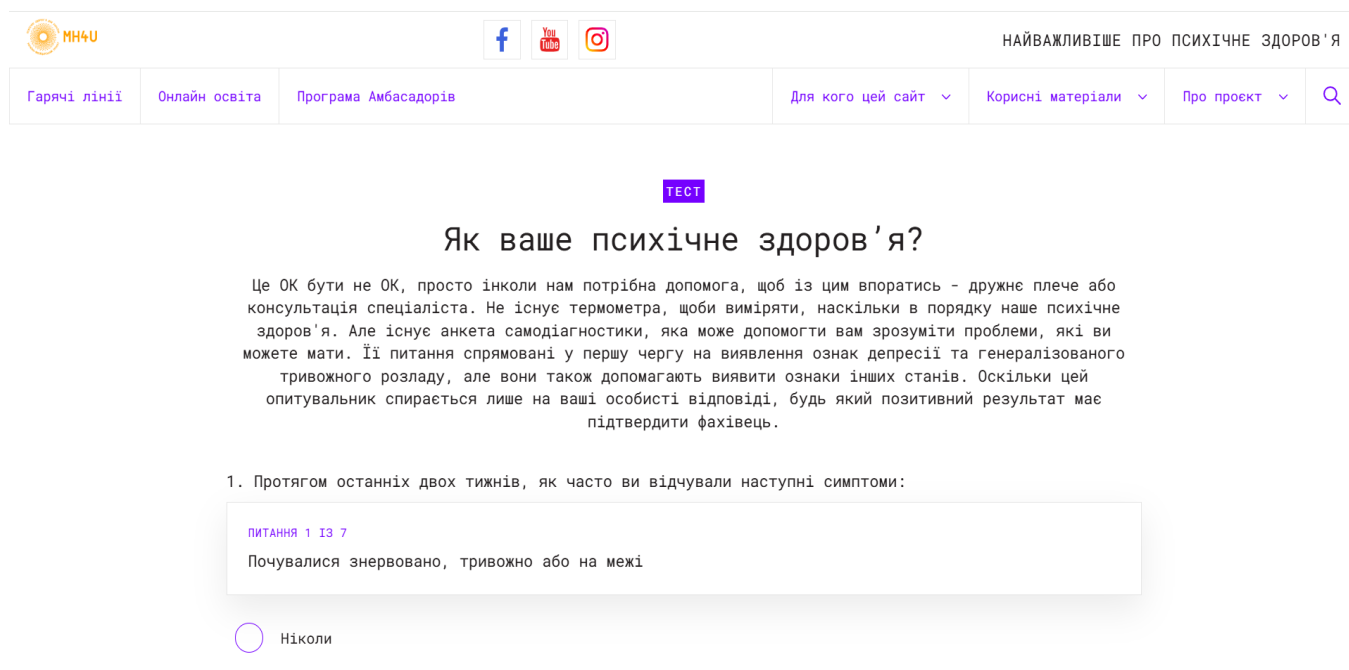


Рисунок 1.5 – Інтерфейс сайту «МН4U»

Ресурс, спрямований на оцінку та підтримку психічного здоров'я користувачів. Цей інструмент використовує ряд питань для виявлення ознак депресії, генералізованого тривожного розладу, а також інших психічних станів.

Питання розроблені таким чином, щоб охопити широкий спектр симптомів, дозволяючи отримати комплексне уявлення про психічний стан людини. Однак, не має інструментарію для виявлення депресивних станів за користувацьким дописом.

Інструментом, що працює з текстом є LIWC-22, що позиціонується як комплексне рішення з обробки тексту [18]. Використання LIWC-22 для аналізу мови може допомогти зрозуміти людські думки, почуття, особистість і те, як вони спілкуються з іншими. Це може дати уявлення про людей і світ навколо, що дозволяє краще організовувати взаємодію. Приклад аналізу користувацького тексту наведено на рисунку 1.6.

Your text sample is 94 words. The LIWC-22 analysis of the text sample you entered is below. Note that LIWC-22 actually produces about 100 different output dimensions. Remember: the more text that you have available for analysis, the more trustworthy and reliable your results will be.

RESULTS

Traditional LIWC Dimension	Your Text	Average for Personal Language
I-words (I, me, my)	8.51	10.75
Positive Tone	2.13	3.26
Negative Tone	5.32	1.93
Social Words	0.00	5.47
Cognitive Processes	15.96	14.89
Allure	11.70	9.26
Moralization	0.00	0.19
Summary Variables		
Analytic	67.33	14.05
Authentic	99.95	87.66

Рисунок 1.6 – Приклад аналізу тексту «LIWC-22»

Однак, дана прикладна реалізація є платною, і не має безпосередньої ідентифікації депресивного стану. Тому подальша розробка програмного забезпечення, що буде спроможне за текстовим контентом визначати депресивний стан є актуальною.

1.5 Постановка задачі

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення точності виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти. Мета досягається шляхом розробки відповідного методу, для апробації методу необхідне створення відповідної програмної реалізації.

Для досягнення мети роботи потрібно виконати наступні задачі:

- дослідити сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремити нерозв'язані задачі;
- розробити метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконати підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконати проєктування БД;
- здійснити програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;
- провести тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснити дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.

РОЗДІЛ 2 Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

2.1 Схема методу виявлення депресивного стану засобами NLP

Метод виявлення депресивного стану за допомогою методів обробки природної мови полягає в трансформації вхідних текстових даних за допомогою навченої нейромережної моделі для отримання числової оцінки, що відображає ймовірність наявності депресивних проявів. Схема та кроки методу виявлення депресивного стану наведені на рисунку 2.1.

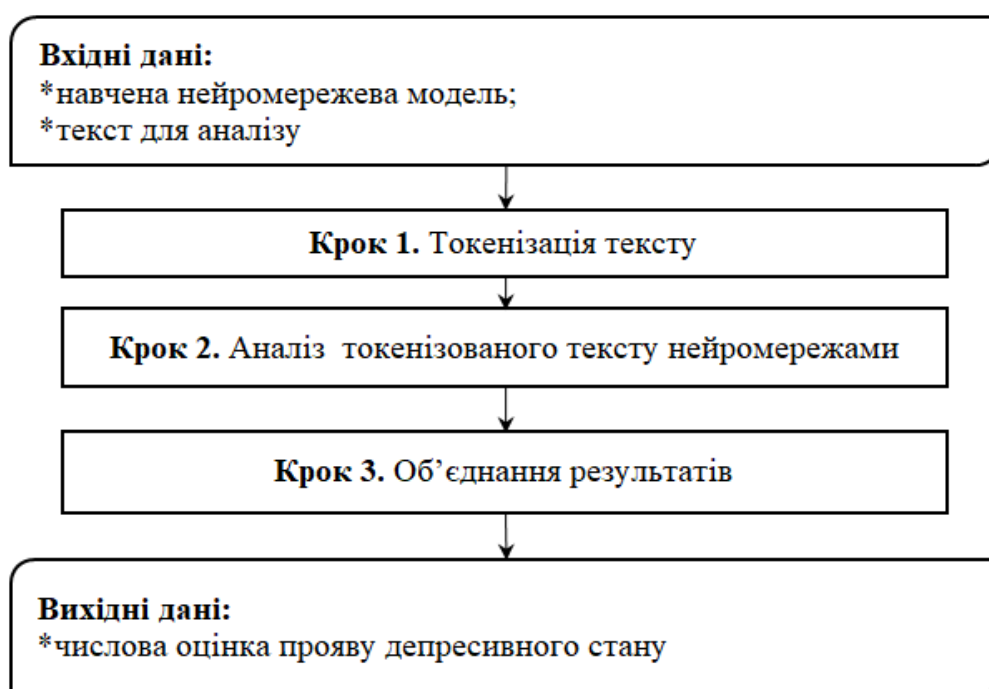


Рисунок 2.1 – Схема та кроки методу ідентифікації депресивного стану засобами NLP

Вхідними даними є нейромережева модель з дуальною архітектурою на основі трансформерів, що поєднує моделі BERT та GPT2, які відповідають за аналіз синтаксичного та семантичного контексту тексту користувача. Модель BERT використовується для синтаксичного аналізу, а GPT2 – для семантичного відповідно.

Першим етапом є токенізація тексту користувача з використанням токенізаторів моделей BERT та GPT2. Токенізатори використовуються такі, на яких було навчено нейромережу.

Наступним етапом є паралельний аналіз токенізованого тексту обома нейромережами: BERT обробляє текст з точки зору синтаксичних залежностей, а GPT2 – з семантичної.

Третій етап передбачає об'єднання результатів обробки за допомогою спеціального злитого шару, що дозволяє отримати числову оцінку рівня депресивних проявів у тексті користувача. Вихідними даними є числова оцінка наявності депресивного стану в аналізованому тексті.

Вихідні дані методу представляють собою числову оцінку прояву репресивності.

Отже, розроблено метод виявлення депресивного стану засобами NLP, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Запропонований метод відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану.

2.2 Схеми формування та навчання нейромережі дуальної архітектури

Для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти було запропоновано використати нейромережу дуальної архітектури, що поєднує одночасну можливість синтаксичного та семантичного змісту.

Схема формування та навчання моделі нейронної мережі дуальної архітектури наведена на рисунку 2.2.

Вхідними даними є датасет, що містить 2 класи – тексти, що містять прояви депресії, пов'язаної із навчанням у закладах освіти, та тексти без проявів ознак депресії.

Спершу відбувається токенізація всіх текстів датасету. Токенізація відбувається моделями BERT та GPT2. Далі токенізовані тексти перетворюються у навчальну вибірку, у поділі 10% валідаційні дані, 90% - навчальні.

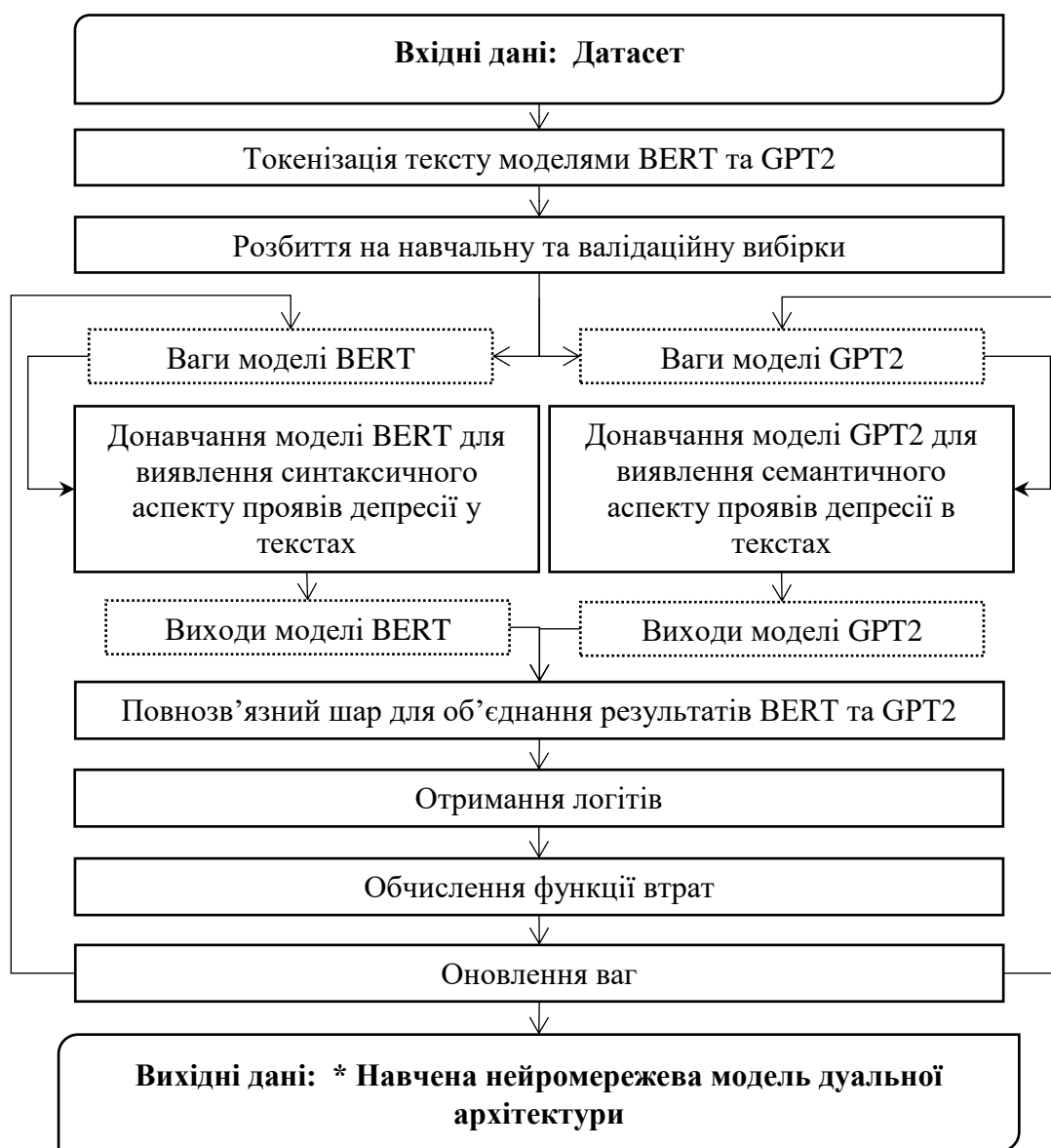


Рисунок 2.2 – Схема формування та навчання моделі нейронної мережі дуальної архітектури

Токенізовані тексти подаються на вхід попередньо навчених моделей BERT та GPT2 з метою їх донавчання. Ці моделі працюють паралельно, та після отримання виходів у формі векторів, вони об'єднуються у повнозв'язному шарі. Цей шар обробляє об'єднаний вектор, видаючи фінальний вектор логітів, який далі використовуватиметься для обчислення функції втрат і прогнозування результатів.

Навчання моделі включає процеси форвардного та зворотного проходів. Під час форвардного проходу дані проходять через токенизатори, які перетворюють текстові дані в токени, що потім подаються на вхід відповідних моделей BERT та GPT-2. Обидві моделі обробляють ці токени, і вихідні вектори першого токена (CLS-токен для BERT і перший токен для GPT-2) витягуються для подальшого об'єднання.

Після форвардного проходу обчислюється функція втрат, яка порівнює передбачення моделі з реальними значеннями міток. За результатами функції втрат здійснюється оновлення ваг нейромереж, шляхом виконання зворотного проходу в бік зменшення помилки.


Отже, наведено схему формування та навчання моделі нейронної мережі дуальної архітектури, що поєднує одночасну можливість синтаксичного та семантичного змісту.

2.3 Формування набору даних дослідження

У якості даних дослідження буде використано набір «Student-Depression-Text», що містить інформацію у форматі «Excel», яка включає близько 7489 даних із соціальних мереж, коментарів у «Facebook» тощо. Приклад даних з датасету наведено на рисунку 2.3.

Набір даних є анотованим англomовним набором, зібраним з людей які дуже добре володіють англійською мовою та є студентами, віковий діапазон від 15 до 17 [19]. Датасет містить текст, мітку, вік, вікову категорію та стать. У текстових стовпцях наявний текст «Нормальний стан» і «тривога/депресія», а стовпець мітки

вказує, чи позначає відповідний текст тривогу чи депресію. Таке анотоване маркування дозволяє точно визначити та проаналізувати психологічний стан підлітків на основі їхніх висловлювань у соціальних мережах.

Student-Depression-Text ▲ 14 New Notebook 

Data Card Code (2) Discussion (3) Suggestions (0)

Detail Compact Column 5 of 5 columns



▲ text	# label	# Age	▲ Gender	▲ Age Category
7371 unique values			Male 54% Female 46% Other (3) 0%	Young Age 53% Teen Age 47% Other (3) 0%
have a congenital dis...				
keep it up hahaha	0	16	Male	Teen Age
The match cycle I had.Buy-brought-out-lost.	0	16	Male	Teen Age
nctb! jewel case dream, which doesn't have a poster, you can choose members using dhl, pls rep fp wi...	0	16	Male	Teen Age
college but it's like not going to college, but not on vacation too confused	0	16	Male	Teen Age
I often dream during the day np da :(0	16	Male	Teen Age
The romantic guy when he wants to eat at the warteg, the warteg is hugged	0	16	Male	Teen Age

Рисунок 2.3 – Приклад даних для навчання

Записи в датасеті охоплюють віковий діапазон, що відповідає підлітковому періоду, коли ризик розвитку депресії є особливо високим. Датасет також містить демографічну інформацію, таку як стать і вікова категорія. Ці додаткові параметри дозволяють враховувати вплив гендерних та вікових факторів на прояви депресивних станів.

Вищеописаний набір даних буде використано для навчання нейромережі дуальної архітектури для виявлення депресивного стану у текстових даних, пов'язаного із навчанням у закладах освіти.

2.4 Даталогічна модель бази даних

Для ефективної роботи з усім обсягом інформації потрібно створити базу даних, яка забезпечить організоване зберігання та доступ до текстової інформації. В таблиці «EventsRecommendation» (таблиця 2.1) зберігатимуться дані щодо рекомендацій заходів після проведення аналізу текстових дописів. Таблиця містить поля для збереження дати й часу проведення аналізу, напрямок рекомендації, посилання на відповідний запис про експерта та автора допису, опис дослідження.

Таблиця 2.1 – Атрибути таблиці «EventsRecommendation»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «EventsRecommendation», що вказує на номер запису щодо рекомендацій заходів
2	dateTimeOfCreation	datetime	Дата й час створення запису
3	FK_AutomatedResults	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «AutomatedResults» для співставленням із відповідним записом щодо автоматизованого визначення результатів
4	FK_direction	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «EventsDirections» для співставленням із відповідним записом напрямків рекомендацій
5	FK_subject	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Subjects» для співставленням із відповідним автором текстового допису
6	FK_expert	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставленням із відповідним записом про експерта
7	description	text	Опис запису таблиці

Таблиця «OverallEvaluation» (таблиця 2.2) призначена для зберігання загальних висновків та оцінювання допису. Таблиця містить наступні поля: дата й час початку та завершення аналізу, посилання на відповідний запис про автора та експерта, значення мінімальної, максимальної та середньої оцінки та загальний висновок по аналізу допису.

Таблиця 2.2 – Атрибути таблиці «OverallEvaluation»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «OverallEvaluation», що вказує на номер запису про загальну оцінку
2	dateTimeOfEvaluationStart	datetime	Дата й час початку створення запису
3	dateTimeOfEvaluationEnd	datetime	Дата й час закінчення створення запису
4	FK_expert	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставлення із відповідним записом про експерта
5	FK_author	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Subjects» для співставлення із відповідним автором текстового допису
6	FK_valueAVG	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставлення із відповідним результатом середнього значення
7	AVGvalue	double	Середнє значення
8	FK_valueMAX	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставлення із відповідним результатом максимального значення
9	MAXvalue	double	Максимальне значення
10	conclusion	text	Висновок, отриманий в результаті оцінювання

В таблиці «StudyStages» (таблиця 2.3) створено поля для збереження деталей про етапи досліджень, зокрема: максимальні, мінімальні, середні значення та опиши усіх кроків дослідження.

Таблиця 2.3 – Атрибути таблиці «StudyStages»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «StudyStages», що вказує на номер запису щодо етапу дослідження
2	dateTimeOfEvaluationStart	datetime	Дата й час початку створення запису
3	dateTimeOfEvaluationEnd	datetime	Дата й час закінчення створення запису
4	FK_expert	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставлення із відповідним записом про експерта
5	FK_valueMin	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставлення із відповідним результатом мінімального значення
6	MINvalue	double	Мінімальне значення
7	FK_valueMax	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставлення із відповідним результатом максимального значення
8	MAXvalue	double	Максимальне значення
9	progressDescription	text	Текстовий опис етапу дослідження
10	resultsDescription	text	Текстовий опис результатів дослідження
11	purposeDescription	text	Текстовий опис мети дослідження

Таблиця «AutomatedDepressionDetection» (таблиця 2.4) призначена для збереження інформації щодо автоматизованого виявлення текстів, що містять ознаки депресії. Таблиця містить поля для посилання на відповідні записи про етап дослідження, зразок тексту, автора тексту, оцінки результатів.

Таблиця 2.4 – Атрибути таблиці «AutomatedDepressionDetection»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «AutomatedDepressionDetection», що вказує на номер запису щодо автоматизованого визначення депресивних настроїв у текстових дописах
2	dateTimeOfEvaluation	datetime	Дата й час початку створення запису
3	FK_stage	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «StudyStages» для співставленням із відповідним записом про етап дослідження
4	FK_sample	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «SamplesForIdentification» для співставленням із відповідним записом для аналізу
5	FK_author	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Sublects» для співставленням із відповідним автором допису
6	FK_resultRates	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставленням із відповідними результатами
7	resultValue	double	Значення результатів

Таблиця «DepressionDetectionByExperts» (таблиця 2.5) призначена для збереження даних щодо визначення депресивних настроїв у дописах за допомогою експертів. В таблиці містяться наступні поля: дата й час проведення аналізу, посилання на відповідні записи щодо етапу дослідження, відомості про автора та експерта та результати.

Таблиця 2.5 – Атрибути таблиці «DepressionDetectionByExperts»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «DepressionDetectionByExperts», що вказує на номер запису щодо визначення депресивних настроїв експертами
2	dateTimeOf-Evaluation	datetime	Дата й час початку створення запису
3	FK_stage	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «StudyStages» для співставлення із відповідним записом про етап дослідження
4	FK_sample	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «SamplesForIdentification» для співставлення із відповідним записом для аналізу
5	FK_author	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Sublects» для співставлення із відповідним автором допису
6	FK_resultRates	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «ResultEvaluation» для співставлення із відповідними результатами
7	resultValue	double	Значення результатів

Таблиця «ResultEvaluation» (таблиця 2.6) створена для збереження інформації щодо результатів оцінювання.

Таблиця 2.6 – Атрибути таблиці «ResultEvaluation»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «ResultEvaluation», що вказує на номер запису щодо результатів оцінювання
2	manValue	datetime	Максимальне значення
3	maxValue	int	Мінімальне значення

Таблиця «StudentGroups» (таблиця 2.7) призначена для збереження повної інформації щодо груп студентів, серед яких проводимуться дослідження текстових дописів. Таблиця містить поля: назва, шифр групи, кількість студентів, посилання на відповідального студента-експерта групи, назви факультету, кафедри, ЗВО.

Таблиця 2.7 – Атрибути таблиці «StudentGroups»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «StudentGroups», що вказує на номер запису групи
2	Name	text	Назва групи
3	Code	text	Шифр групи
4	studentsNumber	int	Кількість студентів в групі
5	FK_responsibleExpert	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставлення із відповідним записом про експерта
6	Comment	text	Текст коментаря
7	FK_department	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Departments» для співставлення із відповідним записом про назву кафедри
8	FK_course	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Courses» для співставлення із відповідним записом про назву спеціальності

Таблиця «SamplesForIdentification» (таблиця 2.8) створена для збереження текстових дописів для ідентифікації, містить наступні поля: назва та зміст текстового допису, посилання на тип зразка, його автора та експерта, що проводить дослідження.

Таблиця 2.8 – Атрибути таблиці «SamplesForIdentification»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «SamplesForIdentification», що вказує на номер запису щодо зразку для аналізу
2	Title	text	Назва текстового допису для аналізу
3	Text	text	Зміст текстового допису для аналізу
4	Description	text	Опис та додаткові коментарі текстового допису для аналізу
5	creationDate	datetime	Дата й час створення зразка
6	additionDate	datetime	Дата й час додавання зразка
7	Actuality	text	Значення актуальності текстового зразка
8	FK_sampleType	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «SampleTypes» для співставленням із відповідним типом зразка
9	FK_sampleAuthor	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Subjects» для співставленням із відповідним автором зразка
10	FK_expert	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Experts» для співставленням із відповідним записом про експерта
11	FK_origin	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «SampleOrigins» для співставленням із відповідним походженням зразка

Таблиця «SubjectStudents» (таблиця 2.9) створена для збереження інформації щодо студентів груп, містить поля: ПІБ, фото, дата народження, інформацію про місце навчання та іншу контактну інформацію.

Таблиця 2.9 – Атрибути таблиці «SubjectStudents»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «SubjectStudents», що вказує на номер запису суб'єкта
2	FirstName	text	Прізвище студента
3	LastName	text	Ім'я студента
4	Patronim	text	По батькові студента
5	pathToPhoto	text	Шлях до фотокартки студента
6	FK_sex	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Sexes» для співставлення із відповідним записом про стать
7	FK_nationality	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Nationalities» для співставлення із відповідним записом про стать
8	FK_group	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Groups» для співставлення із відповідним записом про групу, в якій навчається студент
9	BDay	datetime	Дата народження студента
10	FK_street	int	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Streets» для співставлення із відповідним записом про адресу (вулицю), за якою проживає студент
11	House	text	Номер будинку
12	Appartment	text	Номер квартири
13	Phone	text	Номер мобільного телефону
14	Email	text	Адреса електронної пошти студента

Таблиця «Experts» (таблиця 2.10) призначена для збереження інформації щодо експертів, що можуть проводити дослідження тексту. Таблиця містить поля: логін та пароль користувача, ПІБ та іншу контактну інформацію.

Таблиця 2.10 – Атрибути таблиці «Experts»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Experts», що вказує на номер запису про експерта
2	Login	text	Логін користувача
3	Password	text	Пароль користувача
4	FirstName	text	Прізвище користувача
5	LastName	text	Ім'я користувача
6	Patronym	text	По батькові користувача
7	pathToPhoto	text	Шлях до фотокартки користувача
8	BDay	datetime	Дата народження користувача
9	Phone	text	Номер мобільного телефону користувача
10	Email	text	Адреса електронної пошти користувача
11	activationStartDate	datetime	Дата й час активації особистого кабінету
	activationEndDate	datetime	Дата й час деактивації особистого кабінету

Таблиця «Institution» (таблиця 2.11) створена для зберігання записів щодо закладів вищої освіти, інформація про які буде міститись в БД.

Таблиця 2.11 – Атрибути таблиці «Institution»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Institution», що вказує на номер запису про ЗВО
2	name	text	Назва ЗВО

Таблиця «Faculty» (таблиця 2.12) створена для збереження в ній інформації про факультети, їх назви та приналежність до певного ЗВО.

Таблиця 2.12 – Атрибути таблиці «Faculty»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Faculty», що вказує на номер запису про факультет
2	name	text	Назва факультету
3	FK_institution	text	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Institution» для співставленням із відповідним записом про ЗВО

Таблиця «Departments» (таблиця 2.13) призначена для зберігання інформації про кафедри факультетів ЗВО.

Таблиця 2.13 – Атрибути таблиці «Departments»

№	Назва поля	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Departments», що вказує на номер запису про кафедру
2	name	text	Назва кафедри
3	FK_faculty	text	Вторинний ключ, посилання на відповідний запис таблиці «Faculties» для співставленням із відповідним записом про факультет

Таблиця «Streets» (таблиця 2.14) створена для збереження в ній даних про назви вулиць міст.

Таблиця 2.14 – Атрибути таблиці «Streets»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Streets», що вказує на номер запису про вулицю
2	name	text	Назва вулиці

Таблиця «SamplesOrigin» (таблиця 2.15) зберігає інформацію щодо назв походжень зразків текстових дописів.

Таблиця 2.15 – Атрибути таблиці «SamplesOrigin»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «SamplesOrigin», що вказує на номер запису щодо походження зразку
2	name	text	Назва походження зразка
3	link	text	Посилання на джерело

Таблиця «Cities» (таблиця 2.16) створена для збереження в ній інформації щодо назв міст.

Таблиця 2.16 – Атрибути таблиці «Cities»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Cities», що вказує на номер запису про назву міста
2	name	text	Назва міста

Таблиця «Sexes» (таблиця 2.17) створена для збереження інформації про назви статей.

Таблиця 2.17 – Атрибути таблиці «Sexes»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Sexes», що вказує на номер запису про назву статі
2	name	text	Назва статі

Таблиця «Nationalities» (таблиця 2.18) створена для збереження інформації про назви національностей.

Таблиця 2.18 – Атрибути таблиці «Nationalities»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Nationalities», що вказує на номер запису про назву національності
2	name	text	Назва національності

Таблиця «SampleTypes» (таблиця 2.19) створена для збереження інформації щодо назв типів текстових зразків.

Таблиця 2.19 – Атрибути таблиці «SampleTypes»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «SampleTypes», що вказує на номер запису про назву типу зразка
2	name	text	Назва типу зразка

Таблиця «Courses» (таблиця 2.20) створена для збереження інформації щодо назв спеціальностей.

Таблиця 2.20 – Атрибути таблиці «Courses»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «Courses», що вказує на номер запису про назву спеціальності
2	name	text	Назва спеціальності

Таблиця «RecommendationDirection» (таблиця 2.21 створена для збереження в ній інформації щодо назв напрямків рекомендацій.

Таблиця 2.21 – Атрибути таблиці «RecommendationDirection»

№	Назва поля таблиці	Тип даних	Опис
1	ID	int	Первинний ключ, унікальний ідентифікатор запису таблиці «RecommendationDirection», що вказує на номер запису про назву напрямку рекомендації
2	name	text	Назва напрямку рекомендації

Відповідно до описаних атрибутів таблиць, бо спроектовано даталогічну модель бази даних (рисунок 2.4), яка допоможе організувати взаємодію між даними розробленого методу виявлення депресивного стану засобами NLP, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану.



Рисунок 2.4 – Даталогічна модель бази даних

Таким чином, було спроектовано даталогічну модель бази даних, відповідні таблиці, між таблицями створено зв'язки та заповнено базовою початковою інформацією.

2.5 Метрики оцінювання продуктивності розробленої неймережі дуальної архітектури

Продуктивність неймережевих моделей визначається метриками, до яких належать: точність, влучність, повнота, F_1 -міра та матриця невідповідностей [20].

Матриця невідповідностей представляє собою таблицю та відображає результати класифікації за такими полями: істинно позитивні, хибно позитивні, істинно негативні, хибно негативні [21]. Матриця невідповідностей наведена на рисунку 2.5.

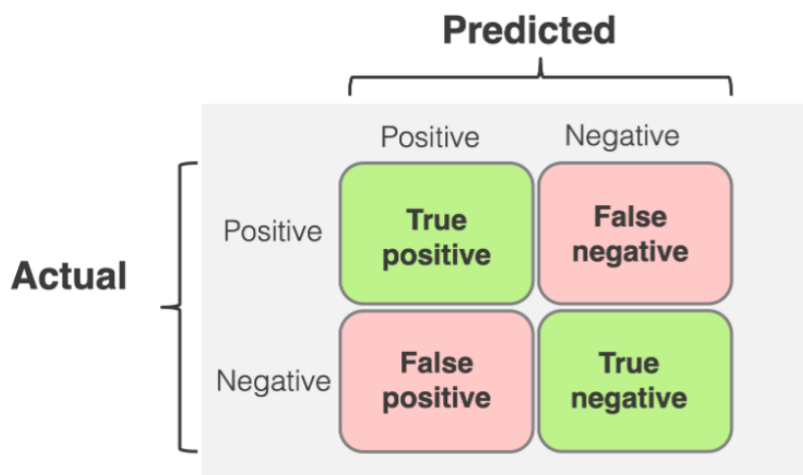


Рисунок 2.5 – Вигляд матриці невідповідностей для бінарної класифікації [21]

Точність є часткою правильно класифікованих об'єктів у загальній кількості об'єктів. Ця метрика показує, як часто модель правильна в цілому. Ілюстрація змісту метрики точності на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведена на рисунку 2.6.

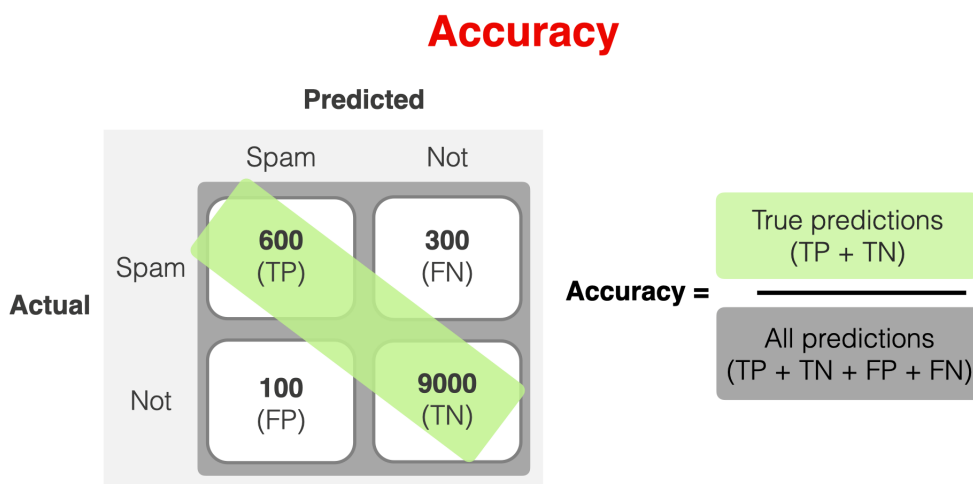


Рисунок 2.6 – Зміст метрики точності (Accuracy)

Влучність (Precision) є часткою правдивих позитивних прогнозів у всіх позитивних прогнозах. Іншими словами, влучність показує, як часто модель права, коли прогнозує цільовий клас. Ілюстрація змісту метрики влучності на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведено на рисунку 2.7.

Precision

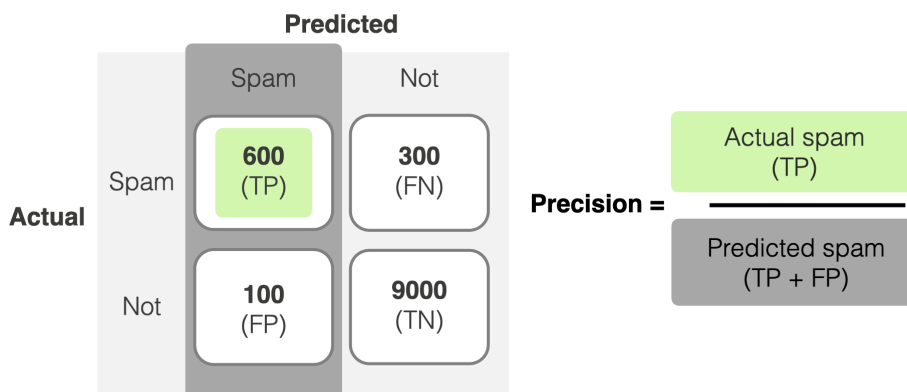


Рисунок 2.7 – Зміст метрики влучності (Precision)

Повнота (Recall) показує частку істинно позитивних прогнозів, зроблених моделлю, серед усіх позитивних зразків у наборі даних. Іншими словами, повнота показує, яку кількість зразків цільового класу може знайти модель. Ілюстрація змісту метрики повноти на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведено на рисунку 2.8.

Recall

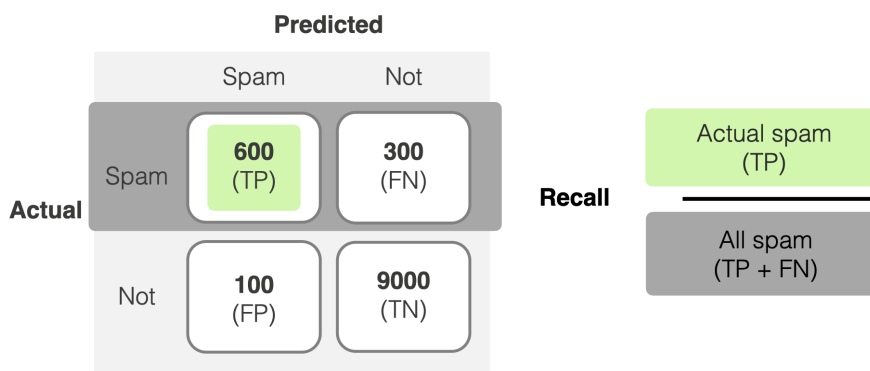


Рисунок 2.8 – Зміст метрики точності (Accuracy)

F₁-міра є середнім гармонійним показником влучності та повноти моделі. Обчислюється шляхом підсумовування зворотного значення кожного значення в наборі даних, а потім ділення кількості значень у наборі даних на цю суму [22]. На відміну від інших типів середніх, середнє гармонічне надає більшої ваги меншим

значенням у наборі даних, що є корисним у ситуаціях, коли викиди або екстремальні значення можуть спотворити результати.

Отже, для оцінки продуктивності нейромережі буде використано вищеописаний набір метрик, а саме: точність, влучність, повнота, F_1 -міра та матриця невідповідностей. Використання такого набору метрик дозволить всебічно оцінити якість навчання нейромережевого класифікатора.

Висновки до розділу 2

В рамках другого розділу було розроблено метод виявлення депресивного стану засобами NLP. Запропонований метод призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану й відрізняється від існуючих поєднанням двопоточної архітектури, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного.

Складова синтаксичного аналізу спрямована на виявлення синтаксичної структури тексту, а семантичного – відповідно, на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожною складовою результати об'єднуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. Наведено схему формування та навчання нейромережевої моделі дуальної архітектури, яка спроможна реалізувати таку взаємодію потоків.

Обрано та описано дані дослідження, які будуть використані для навчання та валідації нейромережевої моделі. Набір «Student-Depression-Text» містить інформацію у форматі «Excel», яка включає близько 7489 даних із соціальних мереж, коментарів у «Facebook» тощо. Набір даних є анотованим англійським набором, зібраним з людей високого рівня володіння англійською мовою та є студентами, віковий діапазон від 15 до 17 років.

Створено та описано даталогічну модель бази даних, яка складається із 21 таблиці, реалізовано зв'язки між ними та заповнено початковою базовою інформацією.

Описано метрики оцінки продуктивності нейромережевої моделі, серед яких: точність, влучність, повнота, F1-міра та матриця невідповідностей. Використання запропонованого набору метрик дозволить всебічно оцінити якість навчання нейромережевого класифікатора.

РОЗДІЛ 3 Прокєтування експериментальної інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти

3.1 Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану

Інформаційна система для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти є прикладною програмною реалізацією розробленого методу, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої неймережевої моделі у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану наведена на рисунку 3.1.



Рисунок 3.1 – Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану

Інформаційна система складається із 3-х підсистем та бази даних. «Підсистема редактора бази даних» призначена для здійснення взаємодії з базою даних. Відповідає за можливість перегляду, видалення, додавання нових даних або зміни існуючих.

«Підсистема автоматизованого виявлення депресивного стану» є головною підсистемою, яка використовує результат роботи «Підсистеми навчання нейромережі». «Підсистема автоматизованого виявлення депресивного стану» дозволяє за текстовим описом оцінити наявність депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти використовуючи нейромережеву модель.

«Підсистема навчання нейромережі» є допоміжною підсистемою, яка дозволяє виконувати навчання нейромереж та оцінювати навчені нейромережеві моделі за метриками точності, влучності, повноти, F1-міри та матриці невідповідностей. Дана підсистема не матиме графічного інтерфейсу користувача.

База даних містить навчені нейромережеві моделі, їх оцінки за метриками, текстові дані для навчання нейромереж та відповідні їм мітки і оцінки наявності депресивного стану, а також дані про тих, кому належать записи. База даних взаємодіє зі всіма підсистемами інформаційної системи.

Отже, наведено та описано схему інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану, яка є прикладною реалізацією створеного методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Дана схема налічує 3 підсистеми: «Підсистема навчання нейромережі», «Підсистема автоматизованого виявлення депресивного стану», «Підсистема редактора бази даних» та базу даних.

3.2 Компоненти та функції інформаційної системи

Інформаційна система автоматизованого виявлення депресивного стану, що складається із 3-х підсистем та бази даних призначена для виконання таких груп функцій:

- функції підсистеми редактора бази даних;

- функції підсистеми навчання нейромережі;
- функції підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану.

До функцій, що забезпечує «Підсистема редактора бази даних» належать наступні:

- вибір категорії текстів («Депресивні» або без депресивних проявів);
- вибір тексту з переліку наявних для перегляду з обраної категорії;
- редагування обраного з переліку наявних текстів обраної категорії;
- видалення обраного з переліку наявних текстів обраної категорії;
- виведення інформації про обраний текстовий запис (дата створення, автор, оцінка прояву депресивного стану);
- редагування інформації про обраний текстовий запис (дата створення, автор, оцінка прояву депресивного стану);
- виведення інформації про наявні навчені нейромережеві моделі (дата створення, оцінки за метриками);
- видалення обраної нейромережевої моделі з бази даних.

Такий набір функцій забезпечує коректне і повноцінне функціонування підсистеми редактора бази даних, що має для їх реалізації графічний інтерфейс користувача. Підсистема редактора бази даних дозволяє користувачам ефективно управляти текстами і нейромережевими моделями. Вона забезпечує функції вибору, перегляду, редагування та видалення текстів, а також керуванням інформацією про них, включаючи дату створення, автора і оцінки депресивного стану. Крім того, підсистема надає можливість переглядати та видаляти нейромережеві моделі, зберігаючи всю необхідну інформацію про них. Цей набір функцій створює зручний графічний інтерфейс для користувачів, що дозволяє ефективно працювати з базою даних.

Розподіл основних функцій підсистеми за ролями наведено на рисунку 3.2.

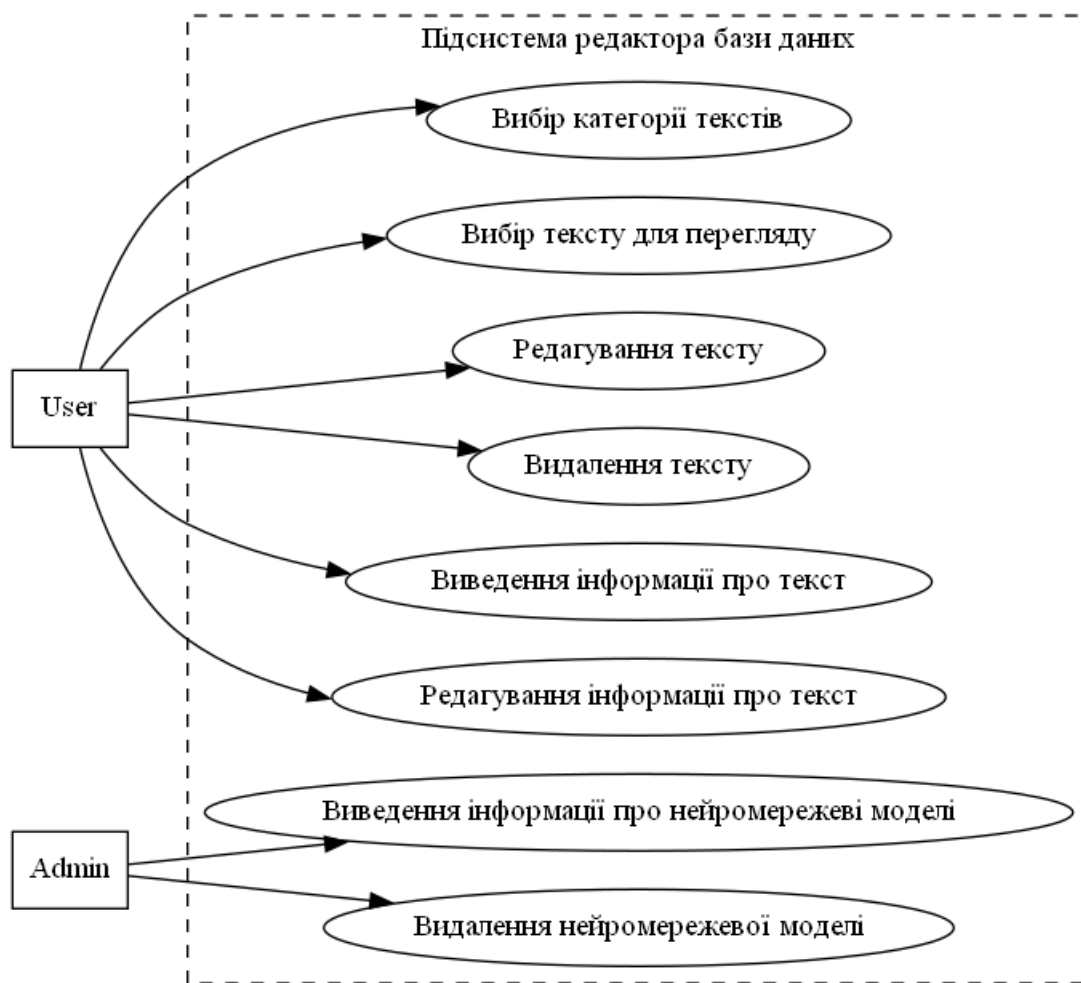


Рисунок 3.2 – Діаграма варіантів використання для підсистеми редактора БД

До функцій, що забезпечує «Підсистема навчання нейронмережі» належать наступні:

- задавання параметру навчання довжини максимальної вхідної послідовності;
- задавання параметру навчання розміру батча;
- задавання параметру навчання кількості епох;
- задавання параметру навчання «shuffle»;
- навчання нейронмережевого класифікатора за заданими параметрами;
- оцінка навченої нейронмережевої моделі за метриками;
- збереження навченої нейронмережевої моделі з параметрами та оцінками метрик.

Розподіл основних функцій підсистеми за ролями наведено на рисунку 3.3, що ілюструє варіанти використання користувачем.

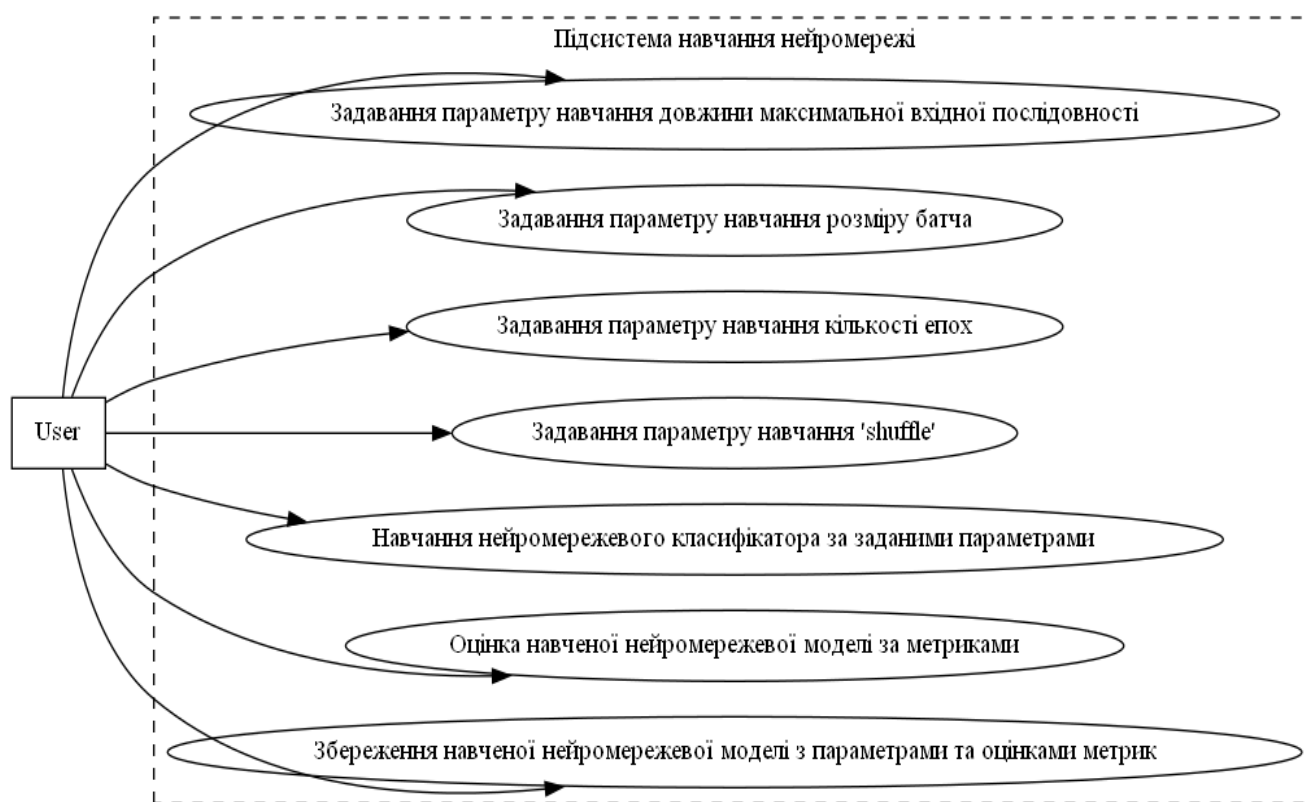


Рисунок 3.3 – Діаграма варіантів використання підсистеми навчання нейромережі

Такий набір функцій забезпечує коректне і повноцінне функціонування підсистеми навчання нейромережі, дана підсистема є допоміжною, не має графічного інтерфейсу користувача. Підсистема навчання нейромережі відповідає за налаштування параметрів навчання і навчання нейромережевих моделей. Вона дозволяє задавати такі параметри, як довжина вхідної послідовності, розмір батча, кількість епох і використання перемішування даних. Після навчання модель оцінюється за допомогою різних метрик, і результати зберігаються разом з моделлю. Ця підсистема не має графічного інтерфейсу, оскільки виконує допоміжні функції, необхідні для підготовки моделей для подальшого використання.

До функцій, що забезпечує «Підсистема автоматизованого виявлення депресивного стану» належать наступні:

- вибір навченої нейромережевої моделі з переліку наявних;

- вибір тексту для аналізу з переліку наявних;
- уведення користувацького тексту для аналізу;
- числова нейромережева оцінка тексту на наявність депресивного стану;
- категорійна оцінка тексту на наявність депресивного стану;
- виведення рекомендацій, в залежності від отриманої оцінки.

Розподіл основних варіантів використання підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану за ролями наведено на рисунку 3.4.

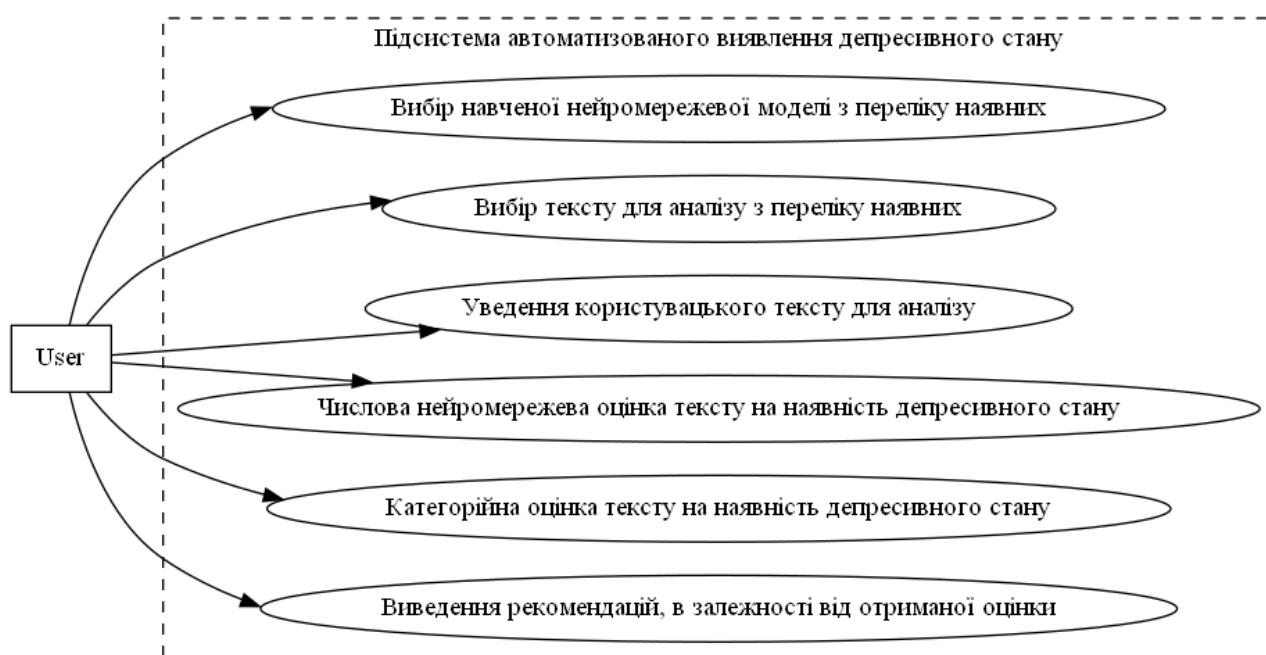


Рисунок 3.4 – Діаграма варіантів використання підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану

Такий набір функцій забезпечує коректне і повноцінне функціонування підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану, яка є головною підсистемою, має графічний інтерфейс користувача. Вона забезпечує вибір навченої моделі, аналіз текстів і виведення результатів. Користувач може вибрати текст з бази даних або ввести новий текст для аналізу. Після цього система оцінює текст на наявність депресивного стану, надаючи як числову, так і категорійну оцінку, а також рекомендації залежно від отриманих результатів. Ця підсистема має графічний інтерфейс, що робить її зручною для кінцевих користувачів.

Компоненти інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану наведені на рисунку 3.5.



Рисунок 3.5 – Компоненти інформаційної системи

Інформаційна система для автоматизованого виявлення депресивного стану включає три основні підсистеми та базу даних, які разом забезпечують комплексний підхід до аналізу текстів на предмет ознак депресії. Ці підсистеми взаємодіють для досягнення мети виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти шляхом аналізу текстових даних, навчання нейронних мереж і керування базою даних.

Отже, описано основні компоненти, їх призначення та функції у рамках взаємодії підсистем інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану.

3.3 Визначення рекомендованої комбінації засобів розробки інформаційної системи

Для реалізації програмного застосунку на базі методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP було обрано наведений нижче комплекс засобів розробки. Для проведення навчання нейромережових моделей було обрано хмарний сервіс Colab [23] платформи Google. Google Colab є хмарним сервісом, що надає інтерактивне середовище для виконання Python-коду, зокрема у форматі Jupyter Notebook. Його основною метою є підтримка у реалізації завдань машинного навчання, аналізу даних та обробки великих обсягів інформації.

Архітектурно Google Colab використовує інфраструктуру Google Cloud Platform для надання обчислювальних ресурсів, таких як процесор, графічні процесори та тензорні обчислювальні блоки. Це дозволяє виконувати складні обчислення без необхідності доступу до потужного локального обладнання.

Інтеграція з Google Drive забезпечує зручний обмін даними між локальним середовищем користувача та хмарою, що спрощує управління даними у проектах. Крім того, Colab підтримує інтеграцію з GitHub, що дозволяє взаємодіяти з репозиторіями коду для зберігання та спільної роботи.

Сервіс пропонує функціональність для встановлення Python-бібліотек безпосередньо в робочому середовищі, а також підтримує сучасні бібліотеки машинного навчання, такі як TensorFlow, PyTorch та scikit-learn. Завдяки простоті доступу та широкому спектру інструментів, Google Colab є важливим інструментом для хмарних обчислень у дослідницькій та освітній діяльності.

Google Colab є оптимальним середовищем для тренування нейронних мереж завдяки доступу до потужних обчислювальних ресурсів, зокрема GPU та TPU, які доступні безкоштовно або за помірну плату в преміум-версії. Це дозволяє обробляти великі обсяги даних і проводити тренування складних моделей, які вимагають значних ресурсів, навіть на пристроях із обмеженою обчислювальною потужністю. Автоматичне налаштування середовища скорочує час на встановлення залежностей,

забезпечуючи швидкий старт роботи. На рисунку 3.6 наведено інтерфейс користувача Google Colab.

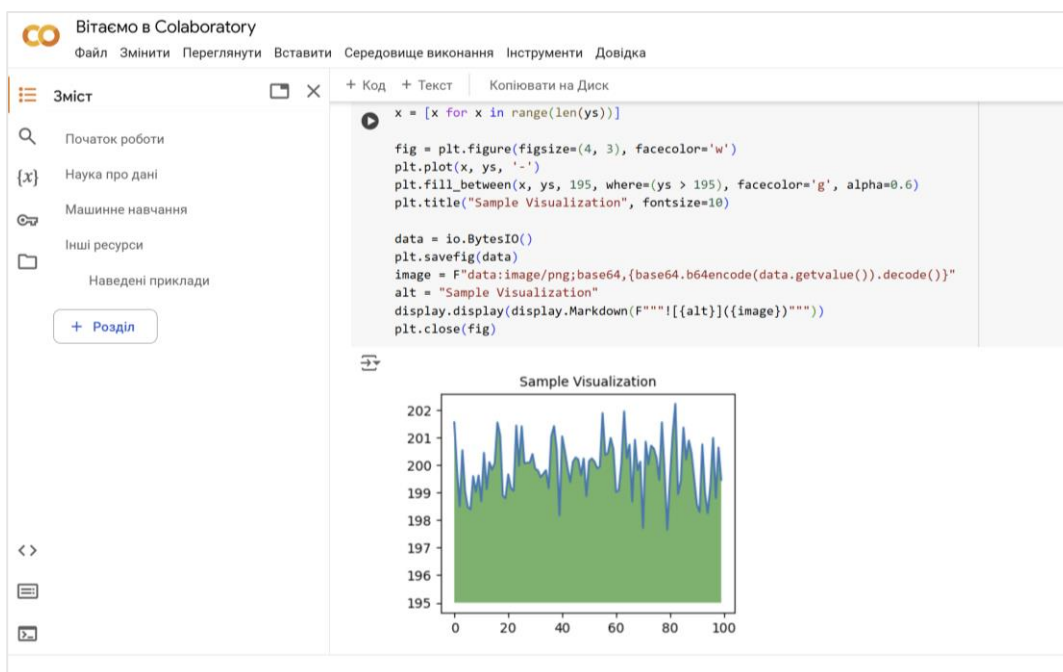


Рисунок 3.6 – Інтерфейс користувача Google Colab

Після тренування та тестування нейромережевих моделей потрібно створити вебзастосунок користувача. Для цього було обрано фреймворк Flask [24]. Flask – це мікрофреймворк для розробки вебзастосунків, написаний мовою програмування Python. Він побудований на базі інструментів Werkzeug і Jinja2, що робить його легким та гнучким інструментом для створення вебінтерфейсів і API. Flask дотримується надає доступ до компонентів, що необхідні для створення вебзастосунків, дозволяючи розробникам самостійно вирішувати, які додаткові модулі чи розширення використовувати.

Фреймворк забезпечує простий механізм маршрутизації, що дозволяє визначати обробники для HTTP-запитів на основі їхніх маршрутів і методів (наприклад, GET, POST). Завдяки своїй гнучкості Flask підходить для створення як невеликих сервісів, так і складних додатків у поєднанні з відповідними бібліотеками. Він не нав'язує структури проекту або конкретних способів реалізації функціональності, що дає розробникам свободу в організації коду.

Flask підтримує розширення, які додають додаткову функціональність, наприклад, роботу з базами даних, автентифікацію, обробку вебформи чи реалізацію RESTful API. Завдяки цьому розширюваному дизайну він може бути адаптований під широкий спектр задач без ускладнення основного функціоналу. Flask (рисунок 3.7) також добре інтегрується з іншими інструментами Python, що робить його зручним вибором для створення прототипів, наукових вебзастосунків та невеликих комерційних проектів [25].



Рисунок 3.7 – Мікро фреймворк «Flask»

Фреймворк підтримує асинхронну обробку запитів через сучасні функції Python, що підвищує продуктивність у сценаріях із високим навантаженням. Крім того, Flask активно підтримується спільнотою, що забезпечує наявність численних ресурсів, документації та прикладів коду, що сприяє його популярності серед розробників усіх рівнів досвіду.

Також було використано мову програмування Python, котра є динамічно типізованою мовою програмування високого рівня, що ідеально підходить для використання з фреймворком Flask завдяки своїй простоті, читабельності та широкому екосистемному середовищу. Її зручний синтаксис дозволяє розробникам легко реалізовувати маршрути, обробники запитів і логіку обробки даних у Flask, зберігаючи при цьому високу читабельність і мінімалізм коду [26].

Завдяки багатій стандартній бібліотеці та безлічі сторонніх модулів Python забезпечує гнучкість у реалізації всіх аспектів веброзробки. Можливості Python для роботи з HTTP-запитами, базами даних, форматами даних та асинхронними операціями роблять його універсальним інструментом для роботи у Flask. Python також спрощує інтеграцію із зовнішніми API, реалізацію механізмів безпеки, таких як автентифікація, та створення RESTful- або GraphQL-інтерфейсів [27].

Слабка зв'язаність між компонентами Flask гармонійно поєднується з динамічною природою Python, дозволяючи реалізовувати додатки з високим ступенем модульності. Крім того, Python підтримує кілька популярних шаблонів проектування, таких як Model-View-Controller, які легко застосовуються у Flask для організації коду.

Python також забезпечує підтримку сучасних технологій, таких як асинхронне програмування (завдяки ключовим словам `async` і `await`), що особливо корисно для обробки високонавантажених запитів у Flask. Універсальність мови дозволяє поєднувати Flask із багатьма іншими бібліотеками Python, такими як SQLAlchemy для роботи з базами даних або Pandas для обробки даних, що розширює можливості веб-застосунків.

Для створення вебсторінок було використано HTML та CSS. HTML є основною мовою розмітки, що використовується для структурування вебсторінок у додатках, створених за допомогою Flask [28]. У контексті Flask HTML визначає структуру та вміст вебінтерфейсу, включаючи текст, зображення, посилання, форми та інші елементи. Завдяки механізму шаблонізації Jinja2, вбудованому у Flask, HTML-файли можуть містити динамічний вміст, який генерується сервером на основі даних або логіки застосунку. Це дозволяє легко створювати сторінки, які змінюються залежно від запитів користувача або стану системи.

Jinja2 додає до HTML підтримку змінних, умовних операторів і циклів, що дозволяє повторно використовувати шаблони, створювати базові макети та ефективно керувати компонентами веб-сторінок. Наприклад, один HTML-шаблон можна використовувати для відображення списків, таблиць чи форм із динамічним наповненням даними. Завдяки такій інтеграції HTML стає не просто статичною розміткою, а активним інструментом для генерації адаптивного контенту.

CSS є мовою стилізації, яка використовується для визначення зовнішнього вигляду HTML-елементів у додатках Flask. CSS дозволяє задавати кольори, шрифти, розміри, розташування та анімації для різних елементів, що забезпечує привабливість та зручність користувацького інтерфейсу [29]. У контексті Flask CSS

може бути інтегрований як у вигляді вбудованих стилів у HTML-шаблонах, так і через зовнішні файли стилів, які сервер надає клієнту.

Flask також підтримує інтеграцію з популярними CSS-фреймворками, такими як Bootstrap або Tailwind CSS, що дозволяє швидко створювати адаптивні та професійно оформлені вебзастосунки. Використання статичних файлів для CSS забезпечує чітке розділення логіки застосунку та його візуальної презентації. У поєднанні з HTML, CSS допомагає створювати інтуїтивно зрозумілі вебінтерфейси, що відповідають сучасним вимогам до дизайну та зручності користування.

Таким чином, HTML і CSS у додатках Flask виконують відповідно ролі базового каркасу сторінок та інструменту для їх стилізації, формуючи основу для створення естетично привабливих і функціональних вебінтерфейсів.

Для реалізації програмного коду було обрано середовище розробки PyCharm (рисунок 3.8), інтегроване середовище розробки для мови програмування Python, розроблене компанією JetBrains [30]. Середовище надає розширені інструменти для написання, налагодження та управління Python-кодом, що робить його одним із найпопулярніших середовищ розробки серед Python-програмістів.



Рисунок 3.8 – Середовище розробки PyCharm

PyCharm підтримує створення проектів різного масштабу, від простих скриптів до складних багатокомпонентних додатків. Він забезпечує інтелектуальне автодоповнення коду, яке базується на аналізі синтаксису та контексту, що значно прискорює розробку та зменшує кількість помилок. Крім того, вбудований аналізатор коду виявляє потенційні помилки, неефективні конструкції та порушення стилю, що сприяє покращенню якості коду.

PyCharm пропонує розширені можливості налагодження, включаючи точкові зупинки, перегляд змінних у реальному часі та трасування виконання програми.

Інтеграція з системами контролю версій, такими як Git [31], дозволяє розробникам легко працювати в команді, відслідковувати зміни та керувати репозиторіями безпосередньо в IDE.

Для роботи з вебзастосунками PyCharm надає інтеграцію з популярними фреймворками, такими як Django, Flask і FastAPI. Це включає автоматичну генерацію файлів конфігурації, зручний менеджмент шаблонів і підтримку інструментів для тестування API. Крім того, середовище підтримує роботу з базами даних, дозволяючи переглядати структури таблиць, виконувати SQL-запити та взаємодіяти з даними без необхідності використання сторонніх інструментів.

PyCharm також забезпечує зручності для роботи з віртуальними середовищами Python, такими як venv або Conda, спрощуючи встановлення та управління залежностями проекту. Вбудована підтримка Docker та інструментів для віддаленого виконання коду дозволяє розробляти, тестувати та розгортати додатки в хмарному середовищі або ізольованих контейнерах [32].

Універсальність PyCharm підсилюється можливістю встановлення плагінів, які розширюють його функціональність. Наприклад, можна додати підтримку інших мов програмування, нові інструменти для аналізу коду або інтеграцію з DevOps-платформами. PyCharm доступний у двох версіях: безкоштовній Community Edition, яка орієнтована на базові потреби, та платній Professional Edition, яка включає додаткові функції для розробки веб-додатків і роботи з базами даних.

Таким чином, PyCharm є потужним інструментом для Python-розробників, який поєднує у собі багатофункціональність, інтелектуальність і підтримку сучасних технологій розробки, забезпечуючи високу продуктивність і зручність роботи.

Отже, для створення програмного застосунку на базі методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP було обрано комплекс програмного забезпечення, що повною мірою забезпечує автоматизацію процесів аналізу текстових даних. До складу комплексу входить Python як основна мова програмування, Flask для побудови вебінтерфейсу, PyCharm як інтегроване середовище розробки, а також Google Colab для тренування нейронних мереж у хмарному середовищі.

3.4 Спеціалізовані програмні розширення для розробки інформаційної системи

Створення програмного застосунку на базі методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP передбачає використання спеціалізованих програмних розширень, таких як бібліотеки flask, torch, transformers, pandas та numPy.

Flask – це бібліотека для імпорту мікрофреймворку для розробки вебзастосунків на Python. Він надає мінімальний набір інструментів для створення вебсерверів, обробки HTTP-запитів, роботи з маршрутами, шаблонами та статичними файлами [33]. Flask спрощує створення RESTful API та веб-додатків, дозволяючи розробникам швидко зібрати необхідні компоненти для реалізації проєктів. Завдяки простоті та гнучкості, Flask широко використовується для малих і середніх застосунків, а також у прототипах та MVP.

Torch – це бібліотека для обчислень, що в першу чергу орієнтована на глибоке навчання. Вона є основою для таких фреймворків, як PyTorch. Torch забезпечує високопродуктивні операції з матрицями та тензорами, що є необхідними для побудови та тренування нейронних мереж [34]. PyTorch, розбудований на основі бібліотеки Torch, надає гнучкість і можливості для роботи з автоматичним диференціюванням, що дозволяє ефективно оптимізувати параметри моделей. Завдяки зручному інтерфейсу та активній спільноті, PyTorch (рисунок 3.9) є одним із найпопулярніших інструментів для створення та тренування моделей машинного навчання, зокрема нейронних мереж.



Рисунок 3.9 – Емблема PyTorch

transformers – це бібліотека, розроблена компанією Hugging Face для роботи з неймережевими трансформерами, які є одним із найпотужніших підходів у сфері природної мови. Бібліотека надає доступ до великої кількості попередньо натренованих моделей для задач, таких як класифікація тексту, переклад, генерація тексту, питання-відповіді та багато інших. Вона підтримує моделі на основі таких архітектур, як BERT, GPT, T5, BART, які домінують у сучасних дослідженнях і практиці в NLP [35]. Бібліотека забезпечує простий інтерфейс для завантаження моделей, токенизації текстів, а також для їх подальшого застосування в різних задачах.

BertTokenizer – це токенизатор для моделі BERT, що відповідає за перетворення вхідного тексту в формат, який може бути використаний моделлю BERT для подальшого оброблення [36]. Токенизація включає поділ тексту на окремі токени, а також перетворення цих токенів у числові представлення, що використовуються в обчисленнях. BERT використовує специфічну стратегію токенизації, відому як WordPiece, для поділу слів на підслова, що дозволяє ефективно обробляти нові слова або нечасто зустрічаються терміни.

BertModel – це основна неймережева модель, побудована на архітектурі BERT, яка була попередньо натренована на великому обсязі текстових даних. Вона використовується для отримання контекстуальних векторних представлень слів, що дозволяє ефективно виконувати багато завдань NLP, таких як класифікація, питання-відповіді, обробка значення слів у контексті [37]. Модель BERT особливо популярна через свою здатність обробляти текст з обох боків, враховуючи контекст як зліва, так і справа від кожного слова, що робить її надзвичайно ефективною для багатьох задач в області обробки природної мови.

GPT2Model – це модель, побудована на архітектурі GPT-2, яка є авто-регресивною трансформерною моделлю, здатною генерувати текст. GPT-2 отримала визнання завдяки своїй здатності генерувати зв'язний і природний текст [38]. Вона застосовується переважно для задач генерації тексту, таких як доповнення тексту, створення контенту, відповіді на питання, а також для синтезу описів та резюме. У

порівнянні з BERT, який є двонаправленим, GPT-2 працює за принципом генерації слів один за одним, використовуючи тільки лівий контекст.

NumPy – одна з найбільш використовуваних бібліотек Python для наукових обчислень. Вона забезпечує підтримку багатовимірних масивів і матриць, а також надає велику кількість математичних функцій для операцій над цими масивами [39]. Основною перевагою NumPy є оптимізація виконання числових операцій завдяки використанню низькорівневих бібліотек на C, що робить його значно швидшим, ніж звичайні списки Python. NumPy є основою для багатьох інших наукових бібліотек Python, таких як SciPy, Matplotlib і Pandas, і широко використовується в числових та статистичних обчисленнях, обробці даних, машинному навчанні та комп'ютерному зорові.

Pandas – це бібліотека Python, яка надає потужні, гнучкі інструменти для аналізу та обробки структурованих даних, таких як таблиці, бази даних або часові ряди [40]. Основною структурою даних у Pandas є DataFrame, який представляє собою двовимірну таблицю з мітками для рядків і стовпців. Це дозволяє зручно маніпулювати даними, виконувати агрегацію, фільтрацію, об'єднання, а також виконувати складні операції з даними, такі як злиття, з'єднання, групування та обчислення статистичних характеристик.

Обидві бібліотеки, NumPy і Pandas, є основними інструментами для обробки і аналізу даних у Python, при цьому Pandas більш орієнтована на роботу з табличними та структурованими даними, тоді як NumPy є універсальним інструментом для числових обчислень і роботи з масивами. Разом вони дозволяють зручно здійснювати передобробку даних, їх аналіз і візуалізацію.

Таким чином, ці бібліотеки та їх компоненти надають необхідний набір інструментів для розробки програмного застосунку на базі методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

Отже, для реалізації інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану було обрано до використання ряд бібліотек Python, кожна з яких має свої специфічні функції та застосування. Flask, як мікрофреймворк для веброзробки, забезпечує створення вебзастосунків, обробку HTTP-запитів та

реалізацію RESTful API, що дозволяє інтегрувати модулі аналізу тексту та управління базою даних у вебінтерфейс. Torch, основа PyTorch, надає високопродуктивні операції з тензорами, що необхідно для побудови та тренування нейронних мереж, тоді як бібліотека transformers від Hugging Face забезпечує доступ до попередньо натренованих моделей трансформерів, таких як BERT та GPT-2, які використовуються для обробки природної мови. NumPy забезпечує роботу з багатовимірними масивами та оптимізованими числовими операціями, тоді як Pandas надає зручні інструменти для маніпулювання та аналізу структурованих даних.

Висновки до розділу 3

Виконано проєктування інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, яка є прикладною програмною реалізацією розробленого методу, призначеного для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану.

Описані основні компоненти та їх призначення. Вказані та розподілені функції у рамках взаємодії підсистем: «Навчання нейромережі», «Автоматизованого виявлення депресивного стану», «Редактора бази даних» та бази даних інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану. Інформаційна система для автоматизованого виявлення депресивного стану включає взаємодію, що забезпечує комплексний підхід до аналізу текстів на предмет ознак депресії.

Обрано та описано комбінацію засобів розробки інформаційної системи виявлення депресивного стану, а також відповідні спеціалізовані програмні розширення, що сприяють спрощенню процесу написання програмної реалізації.

РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу виявлення депресивного стану

4.1 Програмна архітектура інформаційної системи для експериментального дослідження методу

Програмна архітектура інформаційної системи складається із вебсистеми для взаємодії з користувачами та ноутбуку для навчання нейромережових моделей. Схема маршрутів між сторінками вебсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану наведена на рисунку 4.1.



Рисунок 4.1 – Схема маршрутів між сторінками вебсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану

Головна сторінка – `index.html`. Вона є стартовою сторінкою вебсистеми, з якої можна вибрати модель для аналізу тексту, увести текст для аналізу на ознаки депресії або ж перейти до інших розділів. Для аналізу тексту з головної сторінки

відбувається перехід на сторінку `analyze.html`, яка за уведеним на головній сторінці текстом виконує аналіз та виводить його результат.

Сторінка редагування бази даних `database_editor.html` дозволяє адмініструвати тексти, що зберігаються у базі даних: додавати нові, редагувати існуючі або видаляти їх.

Сторінка інформації про нейронні мережі `neural_models.html` містить статичну інформацію про доступні моделі для аналізу, таку як дата створення, оцінку за метриками, назву.

Діаграма класів для підсистеми навчання нейромережових моделей наведена на рисунку 4.2.

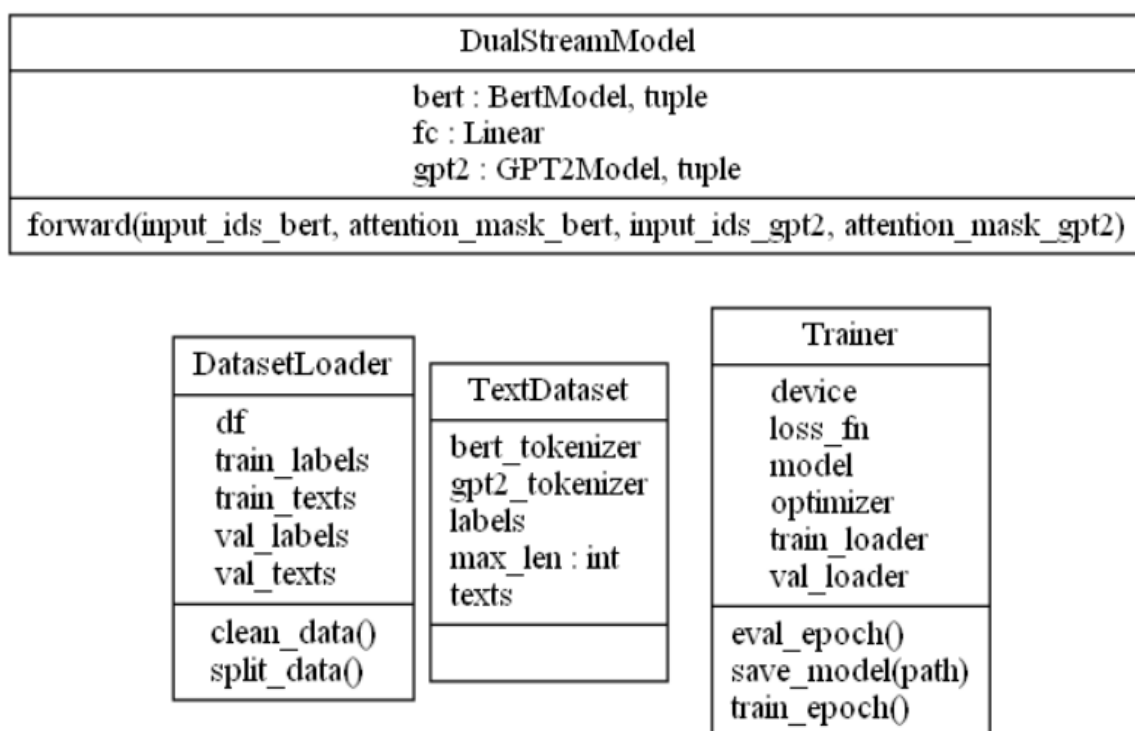


Рисунок 4.2 – Діаграма класів для підсистеми навчання нейромережових моделей

Клас `DatasetLoader` відповідає за завантаження та попередню обробку даних із датасету, видаляючи відсутні значення та розділяючи дані на навчальний і валідаційний набори.

Клас `TextDataset` створює кастомний датасет для роботи з текстами, токенизуючи їх за допомогою BERT та GPT-2 токенизаторів, а також забезпечує правильне форматування для подальшого використання в нейронній мережі.

Клас `DualStreamModel` є прямою реалізацією нейронної мережі, яка використовує два потоки: один для обробки текстів за допомогою моделі BERT, інший – за допомогою GPT-2. Результати з обох потоків об'єднуються і передаються через лінійний шар для передбачення результату.

Клас `Trainer` управляє процесом тренування та оцінки моделі, включаючи обчислення втрат, оновлення ваг оцінку продуктивності і збереження моделі.

Діаграма класів для вебсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану наведена на рисунку 4.3.

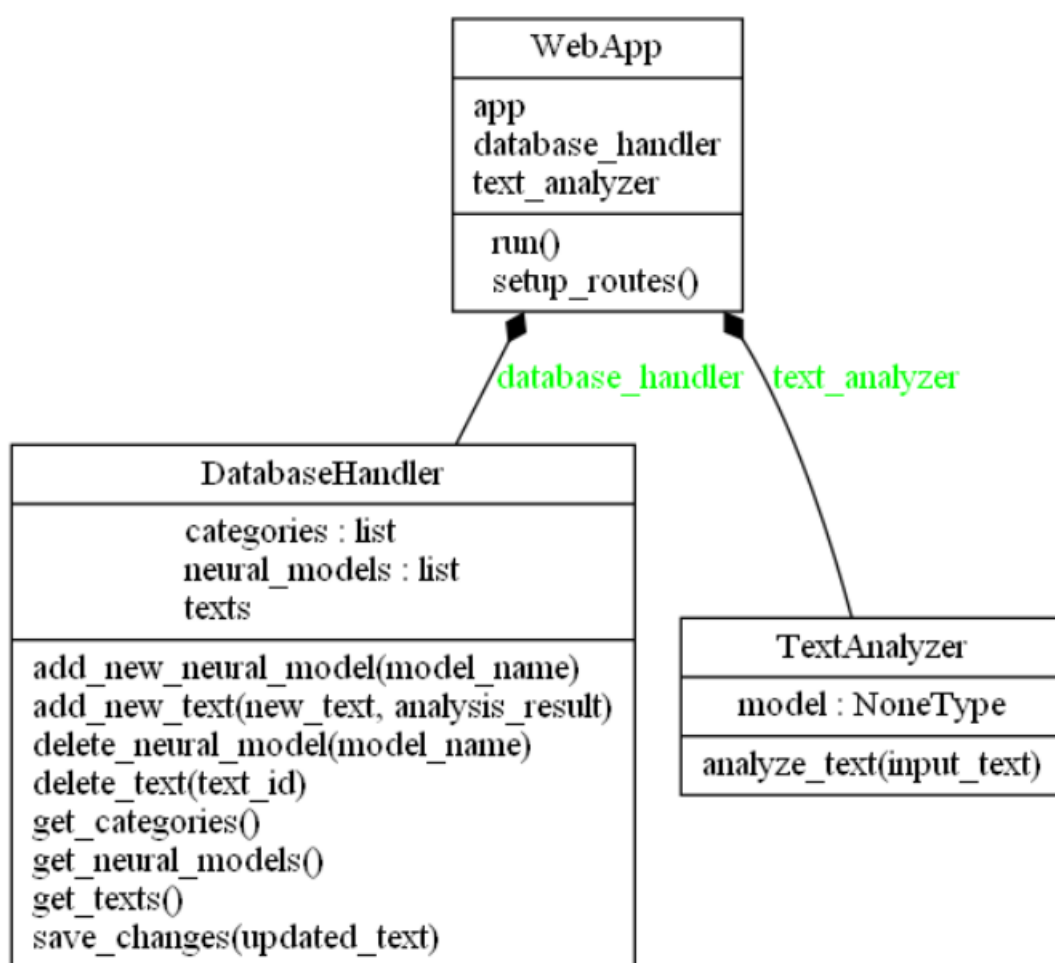


Рисунок 4.3 – Діаграма класів вебсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану

Клас `TextAnalyzer` призначений для аналізу текстів. Він приймає текст як вхід і проводить його аналіз, повертаючи оцінку депресії, категорію і рекомендації для користувача.

Клас `DatabaseHandler` призначений для керування базою даних текстів і нейромережових моделей. Він зберігає текстові записи, їх категорії та нейромережові моделі. Клас має методи для отримання текстів, додавання нових текстів і моделей, а також для збереження, редагування та видалення текстів. Також зберігаються результати аналізу текстів, що виконуються класом `TextAnalyzer`.

Головний клас `WebApp` обробляє запити від користувачів та забезпечує маршрути для взаємодії з іншими класами. Клас налаштовує маршрути для відображення вебсторінок, включаючи інтерфейс для аналізу текстів, редактора бази даних та управління нейромережовими моделями. Він інтегрує функціональність класів `TextAnalyzer` і `DatabaseHandler`, забезпечуючи доступ до їх методів через веб-інтерфейс.

Отже, описано програмну архітектуру інформаційної системи виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

4.2 Особливості розробки прикладних компонентів

Розробка прикладних програмних компонентів включає в себе програмну реалізацію підсистем. Підсистема навчання нейромережі має особливості реалізації, так як має дуальну архітектуру.

Реалізується процес навчання моделі глибокого навчання, яка комбінує можливості двох передових мовних моделей: BERT і GPT-2, для обробки текстових даних. На початку завантажується датасет з файлу Excel, і виконується попередня обробка даних, яка включає видалення рядків з відсутніми значеннями в текстових даних або мітках. Після цього здійснюється перевірка, щоб переконатися у відсутності NaN значень після обробки.

Далі дані розділяються на тренувальний та валідаційний набори у співвідношенні 80/20 з використанням функції `train_test_split` з бібліотеки `scikit-learn`. Після цього створюються токенизатори для моделей BERT та GPT-2. Важливим аспектом є те, що для GPT-2 токенизатору встановлюється `pad_token`, що відповідає кінцевому токenu (EOS token).

Основну частину роботи виконує клас `TextDataset`, який успадковує функціональність від класу `Dataset` з бібліотеки `PyTorch`. Цей клас відповідає за токенизацію текстів за допомогою обох токенизаторів та повернення токенизованих текстів і міток у форматі, придатному для подачі на вхід моделям `BERT` та `GPT-2`. Для кожного тексту здійснюється окрема токенизація для обох моделей, після чого обидва набори токенів повертаються разом з відповідною міткою.

Далі створюються об'єкти `DataLoader` для тренувального та валідаційного наборів даних. Це дозволяє ефективно обробляти дані під час навчання моделі. Основна модель `DualStreamModel` включає два підмодулі: `BERT` та `GPT-2`, завантажені з попередньо навченими вагами. Модель об'єднує вихідні вектори з обох підмодулів у повнозв'язному шарі, який видає фінальні логіти.

Процес навчання моделі реалізовано у функціях `train` та `eval`. Функція `train` здійснює форвардний та зворотний проходи, обчислює функцію втрат і оновлює ваги моделі, мінімізуючи функцію втрат. У свою чергу, функція `eval` оцінює модель на валідаційних даних без оновлення ваг. Після кожного епоху навчання виводяться значення втрат для тренувального та валідаційного наборів.

Таким чином, запропонована реалізація забезпечує повний цикл навчання моделі, що використовує потужність двох різних архітектур для покращення результатів при обробці текстових даних. Модель навчається адаптуватися до конкретного завдання шляхом комбінування синтаксичних та семантичних ознак, які витягуються з тексту за допомогою `BERT` та `GPT-2`. Зображення процесу навчання нейромережі наведено на рисунку 4.4.

Сам веб-додаток створюється за допомогою `Flask`, який надає інтерфейс для аналізу текстів на предмет ознак депресії, керування базою даних та відображення інформації про нейронні моделі. На початку визначається список моделей та текстів для демонстраційних цілей шляхом зчитування їх з БД. Список моделей включає наявні в БД моделі, а тексти представлені у вигляді списку словників, де кожен текст має унікальний ідентифікатор, зміст, автора, дату створення та оцінку депресії.

зміні коду. Цей вебзастосунок забезпечує базову функціональність для аналізу текстів за допомогою моделей глибокого навчання та управління текстовою базою даних через зручний веб-інтерфейс, наведений на рисунку 4.5.

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом Редактор бази даних Нейромережеві моделі

Виявлення депресивного стану за текстом

Вибрати навчену НМ модель:

Gpt_Bert4

Вибрати текст для аналізу з наявних:

{'id': 10, 'content': 'Text 10', 'author': 'Author 10', 'date': '2024-11-11', 'depression_score': 0}

Текст для аналізу:

I want a vaccine, but many are affected by eating like starving people. I'm on a diet :{

Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану

© 2024 Психологічний аналіз by Tumofiev

Рисунок 4.5 – Вигляд вебзастосунку для виявлення депресивного стану

Таким чином описано особливості розробки прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

4.3 Прикладне тестування інформаційної системи

Створену інформаційну систему є необхідність протестувати засобами тест-кейсів для систематичної перевірки функціональності програмного забезпечення. Тим самим забезпечуючи, що всі вимоги та специфікації виконані коректно. Це

також дозволить виявити можливі дефекти та недоліки на ранніх етапах розробки, що забезпечить високу якість кінцевого продукту.

Першим тестовим випадком є перевірка здатності нейромережі до коректної ідентифікації валідаційних даних. Даний тест-кейс розроблено для підсистеми навчання нейромережі. Кроки тест-кейса наведено у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс A001

Тест-кейс ID: A001	Пріоритет: 1	Створено: 10.11.2024, Тимофієв ІЛЛЯ
Назва: Перевірка спроможності нейромережі до коректної ідентифікації валідаційних даних		
Кроки		Очікуваний результат
1. Запустити блокнот в середовищі GoogleColab з кодом завантаження навченої нейромережі та процесом валідації на вибірці із понад 7000 розмічених записів;		Запущено процес валідації
2. Очікувати виведення метрик		Метрики виведено на екран
3. Порівняти отримані значення, чи кожна з метрик має результат понад 0.9		Всі метрики показують результат понад 0.9
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання тест-кейсу A001 наведено на рисунку 4.6. Як видно з рисунку 4.6, значення метрик переважають 0.97, що говорить про високу здатність навченої нейромережевої моделі для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

Наступним тестовим випадком буде перевірка можливості навчання та збереження нейромережевої моделі. Кроки тестового випадку наведені у таблиці 4.2.

```

model.load_state_dict(torch.load
Accuracy: 0.9939807383627608
Precision: 0.9843878389482333
Recall: 0.9787581699346405
Confusion Matrix:
[[6233  19]
 [  26 1198]]
F1 Score: 0.9815649324047522

```

Рисунок 4.6 – Виведення значень метрик для тестового випадку A001

Таблиця 4.2 – Тест-кейс A002

Тест-кейс ID: A002	Пріоритет: 1	Створено:21.09.2024, Тимофієв ІЛЛЯ
Назва: Перевірка збереження нейромережевої моделі		
Кроки		Очікуваний результат
1. Запустити блокнот в середовищі GoogleColab з кодом навчання нейромережі;		Запущено процес навчання
2. Очікувати завершення та виведення звіту навчання		
3. Збереження навченої нейромережевої моделі		
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання тесту на коректність збереження нейромережевої моделі у вигляді збереженої у файловій системі наведено на рисунку 4.7.

Наступним тестовим випадком буде перевірено можливість виявлення депресивного стану у текстовому контенті. Кроки та очікуваний результат наведені в таблиці 4.3.

venv	20.09.2024 18:50	Папка файлів	
classDiag	20.09.2024 0:40	Python File	7 КБ
classes_DepressionStudet	20.09.2024 0:40	Файл PNG	26 КБ
cleaned_dataset	20.09.2024 19:29	Лист Microsoft Ex...	435 КБ
D3	20.09.2024 22:07	JavaScript File	3 КБ
dual_stream_model	21.09.2024 17:16	Файл PTH	913 895 КБ
main	21.09.2024 19:39	Python File	4 КБ
main2	20.09.2024 19:29	Python File	5 КБ
mainSite	20.09.2024 16:19	Python File	3 КБ

Рисунок 4.7 – Збереження навченої нейромережевої моделі

Таблиця 4.3 – Тест-кейс A003

Тест-кейс ID: A003	Пріоритет: 1	Створено:22.11.2024, Тимофієв ІЛЛЯ
Назва: Перевірка коректного виявлення депресивного стану у текстовому контенті		
Кроки	Очікуваний результат	
<ol style="list-style-type: none"> Запустити вебзастосунок. Обрати навчену модель «Gpt_Bert1». Ввести у текстове поле текст з ознаками депресивного стану. Натиснути на кнопку «Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану» 	<p>Запущено вебзастосунок</p> <p>Перехід на сторінку аналізу. Прогнозований клас: «Текст містить депресивні прояви»</p>	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання тесту A003, що відповідає за коректне виявлення депресивного стану, наведено на рисунку 4.8. Даний тест-кейс тестує можливості підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану.

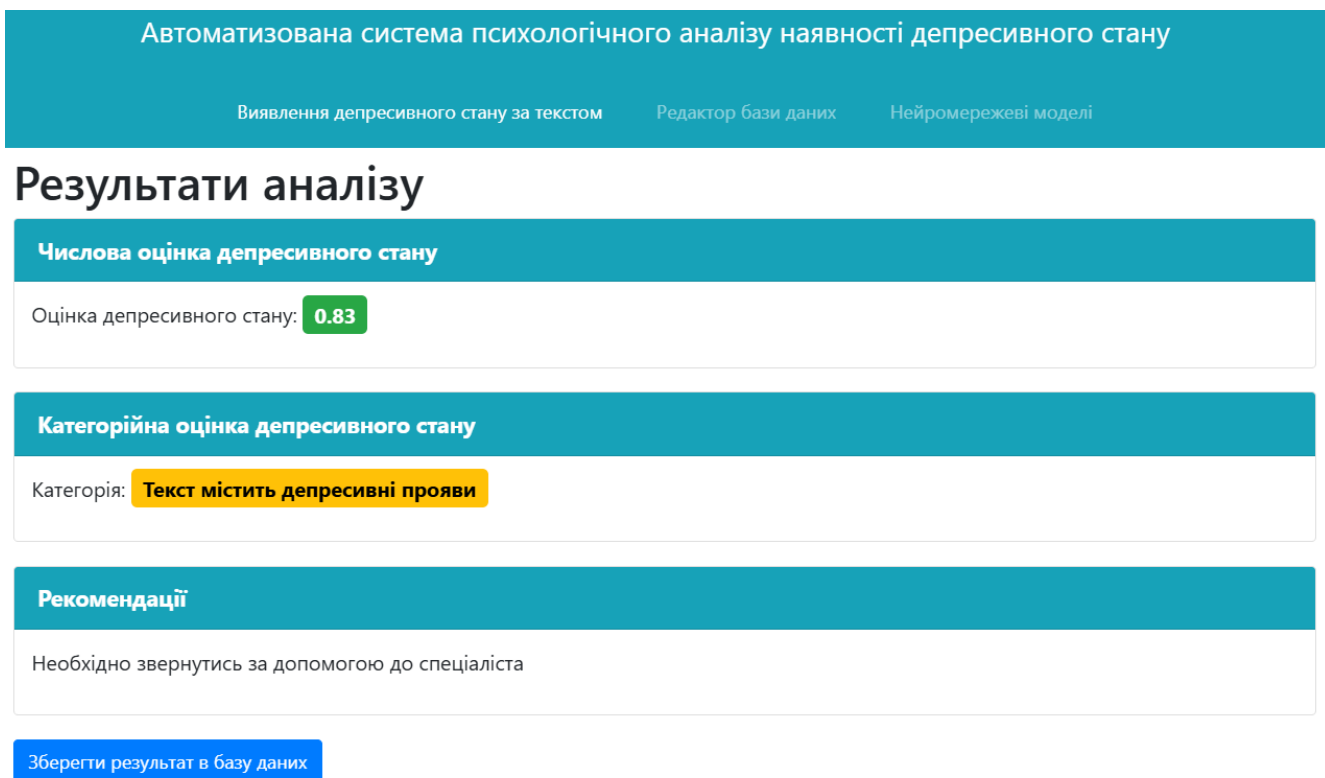


Рисунок 4.8 – Коректна ідентифікація депресивного стану

Як видно з рисунку 4.8, тестовий допис «*I hate feeling anxious all the time. It's like my brain won't stop racing. Does anyone else feel this way?*», що у перекладі означає «*Я ненавиджу весь час відчувати тривогу. Це так, ніби мій мозок не зупиняється. Хтось ще відчуває це?*» було ідентифіковано як такий, що містить депресивні прояви. Також системою виведено рекомендацію звернутись до фахівців, оскільки депресія може спричиняти багато негативних наслідків.

Наступним тестовим випадком буде класифікація текстового допису без ознак депресивних проявів. Кроки пропонованого тестового випадку наведені у таблиці 4.4.

Результат успішного виконання тесту A004, що відповідає за коректну ідентифікацію тексту без ознак депресивного стану, наведено на рисунку 4.9. Даний тест-кейс, як і попередній, також тестує можливості підсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс А004

Тест-кейс ID: A004	Пріоритет: 1	Створено: 22.11.2024, Тимофієв ІЛЛЯ
Назва: Перевірка коректної класифікації текстового контенту без ознак депресії		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> Запустити вебзастосунок. Обрати навчену модель «Gpt_Bert1». Ввести у текстове поле текст без ознак депресивного стану. Натиснути на кнопку «Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану» 		<p>Запущено вебзастосунок</p> <p>Перехід на сторінку аналізу. Прознозований клас: «Текст без депресивних проявів»</p>
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом Редактор бази даних Нейромережеві моделі

Результати аналізу

Числова оцінка депресивного стану

Оцінка депресивного стану: **0.05**

Категорійна оцінка депресивного стану

Категорія: **Текст без депресивних проявів**

Рекомендації

У Вас чудове ментальне здоров'я

[Зберегти результат в базу даних](#)

Рисунок 4.9 – Класифікація тексту без депресивних проявів

Як видно з рисунку 4.9, тестовий допис «*Selling admin panel tools to increase followers + retweets + favorite cheap only IDR 50,000 / month, can make limited stock sales, hurry :)*», що у перекладі означає «Продаж інструментів панелі адміністратора для збільшення підписників + ретвітів + улюблених дешево лише 50 000 IDR / місяць, можливий обмежений продаж, поспішайте :)» було ідентифіковано як такий, що не містить депресивних проявів.

Наступним тестовим випадком буде перевірка можливості деталізації оцінок за метриками наявних навчених нейромережових моделей. Кроки тестового випадку наведені у таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Тест-кейс A005

Тест-кейс ID: A005	Пріоритет: 1	Створено: 23.11.2024, Тимофієв ІЛЛЯ
Назва: Перевірка виведення оцінок за метриками обраної навченої нейромережової моделі		
Кроки		Очікуваний результат
1. Запустити вебзастосунок.		Запущено вебзастосунок
2. Перейти на вкладку «Нейромережові моделі»		Виконано перехід на сторінку «Нейромережові моделі»
3. Обрати навчену модель «Gpt_Bert2».		
4. Переглянути виведену інформацію у текстовому полі «Оцінки продуктивності»		Виведено інформацію з оцінками метрик
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання тестового випадку A005 наведено на рисунку 4.10.

Результати аналізу

Числова оцінка депресивного стану

Оцінка депресивного стану: **0.75**

Категорійна оцінка депресивного стану

Категорія: **Moderate Depression**

Рекомендації

Consult a mental health professional.

Зберегти результат в базу даних

Рисунок 4.10 – Успішне виконання тест-кейсу A005

Отже, було виконано тестування функцій інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти. Інформаційна система реалізована у вигляді прикладної програмної реалізації розробленого методу, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. При проведенному тестуванні непрацюючих функцій не виявлено, отже програмний продукт працює у заявленій функціональності.

4.4 Особливості використання інформаційної системи для автоматизованого виявлення депресивного стану

Інформаційна система складається із 3-х підсистем та бази даних. Одна з підсистем («Підсистема навчання нейромережі») графічного інтерфейсу користувача не має. Вся взаємодія з нею здійснюється виключно через програмний

код у середовищі GoogleColab. Задавання параметру навчання довжини максимальної вхідної послідовності відбувається через змінну «max_len» (рисунок 4.11).

```
class TextDataset(Dataset):
    def __init__(self, texts, labels, bert_tokenizer, gpt2_tokenizer, max_len=512):
        self.texts = texts
        self.labels = labels
        self.bert_tokenizer = bert_tokenizer
        self.gpt2_tokenizer = gpt2_tokenizer
        self.max_len = max_len
```

Рисунок 4.11 – Задавання параметру навчання довжини максимальної вхідної послідовності;

Задавання параметру навчання розміру батча та можливості застосування функції перемішування «shuffle» здійснюється на етапі формування датасетів (рисунок 4.12).

```
# Створення датасетів та завантажувачів даних
train_dataset = TextDataset(train_texts, train_labels, bert_tokenizer, gpt2_tokenizer)
val_dataset = TextDataset(val_texts, val_labels, bert_tokenizer, gpt2_tokenizer)

train_loader = DataLoader(train_dataset, batch_size=16, shuffle=True)
val_loader = DataLoader(val_dataset, batch_size=16, shuffle=False)
```

Рисунок 4.12 – Задавання параметрів розміру батча та можливості перемішування

Задавання параметру навчання кількості епох та швидкості навчання відбувається на етапі підготовки до навчання після побудови моделі (рисунок 4.13).

```
device = torch.device('cuda' if torch.cuda.is_available() else 'cpu')
model = DualStreamModel().to(device)
optimizer = torch.optim.Adam(model.parameters(), lr=2e-5)
loss_fn = nn.BCEWithLogitsLoss()

num_epochs = 2
def train(model, data_loader, loss_fn, optimizer, device):
```

Рисунок 4.13 – Задавання параметрів кількості епох та швидкості навчання

Інша частина інформаційної системи виявлення депресивного стану представлена розробленим вебсайтом з графічним інтерфейсом користувача. Після запуску користувач побачить головну сторінку (рисунок 4.14).

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом Редактор бази даних Нейромережеві моделі

Виявлення депресивного стану за текстом

Вибрати навчену НМ модель:

Gpt_Bert1

Вибрати текст для аналізу з наявних:

{'id': 10, 'content': 'Text 10', 'author': 'Author 10', 'date': '2024-11-11', 'depression_score': 0}

Текст для аналізу:

it's still early, there's a lot of effort, the preparations are fast, thanks for me

Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану

Рисунок 4.14 – Стартова сторінка вебзастосунку

На цій сторінці користувач може обрати нейромережеву модель для аналізу, яка буде здійснювати виявлення депресивного стану. Далі можна або обрати текст для аналізу з наявних (обирається випадковим чином 200 записів на кожне оновлення сторінки), або ж увести текст для аналізу вручну, вписавши текст який необхідно проаналізувати у поле «Текст для аналізу» (рисунок 4.15).

{'id': 11, 'content': 'Text 11', 'author': 'Author 11', 'date': '2024-11-12', 'depression_score': 1}

Текст для аналізу:

I'm not flaking, ignoring you or mad at you. I cannot get myself to be levelheaded or even just stop overthinking or worrying.

Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану

Рисунок 4.15 – Поле для уведення Тексту для аналізу

Для виконання аналізу необхідно натиснути кнопку «Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану». Відбудеться перехід на сторінку з виконаним аналізом (рисунок 4.16).

Результати аналізу

Числова оцінка депресивного стану

Оцінка депресивного стану: **0.79**

Категорійна оцінка депресивного стану

Категорія: **Текст містить депресивні прояви**

Рекомендації

Необхідно звернутись за допомогою до фахівця.

[Зберегти результат в базу даних](#)

© 2024 Психологічний аналіз by Tumofiev

Рисунок 4.16 – Виконаний аналіз на ознаки депресії у тексті

Для збереження результатів виявлення депресивного стану в базу даних необхідно натиснути на кнопку «Зберегти результат в базу даних».

Також у реалізованій інформаційній системі є редактор вмісту бази даних. Для того, щоб ним скористатись необхідно перейти на сторінку «Редактор бази даних», натиснувши необхідний пункт меню (рисунок 4.17).

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом **Редактор бази даних** Нейромережеві моделі

Рисунок 4.17 – Перехід на сторінку «Редактор бази даних»

Вигляд сторінки «Редактор бази даних» наведено на рисунку 4.18.

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом
Редактор бази даних
Нейромережеві моделі

Редактор бази даних

Вибір категорії тексту:

Без депресивних проявів

Тексти обраної категорії:

Text 1
 Text 2
 Text 3
 Text 4
 Text 5

Обраний текст:

It's the fear of losing that makes me jealous too much

Автор:

a2

Дата створення:

5.10.2024

Оцінка депресивності:

0

Додати Текст як новий
Зберегти зміни
Видалити текст

Рисунок 4.18 – Редактор бази даних

На цій сторінці можна як просто переглядати вміст БД, так і додавати нові дані та вносити корективи в існуючі. Також є можливість видалення обраних записів.

Для вибору категорії тексту необхідно з випадаючого списку обрати категорію, яка цікавить користувача (рисунок 4.19).

Вибір категорії тексту:

3 ознаками депресії

3 ознаками депресії

Без депресивних проявів

Рисунок 4.19 – Вибір категорії текстів

За обраною категорією нижче буде виведено перелік наявних текстів з БД (рисунок 4.20).

Вибір категорії тексту:

З ознаками депресії

Тексти обраної категорії:

- Text 26
- Text 27
- Text 28
- Text 29
- Text 30

Рисунок 4.20 – Тексти обраної категорії

По натисненні на текст з номером, текст буде відображено у текстовому полі «Обраний текст» (рисунок 4.21).

Text 30
Text 31

Обраний текст:

I love you, but it just takes too much energy to text, and I'm feeling so frail and so much like a disappointment that I could crumble at any second and don't want to burden you.

Автор:

auth4

Дата створення:

20.10.2024

Оцінка депресивності:

0.68

Рисунок 4.21 – Текст і його характеристики

Окрім самого тексту користувач також побачить його деталізацію, що включає в себе автора, дату створення та оцінку репресивності. Всі ці параметри можна змінювати, а для збереження змін натиснути кнопку «Зберегти зміни» (рисунок 4.22).

Оцінка депресивності:

0.68

Додати Текст як новий Зберегти зміни Видалити текст

Рисунок 4.22 – Кнопки для здійснення операцій з БД

Відповідно, якщо текст необхідно зберегти як новий, необхідно натиснути кнопку «Додати Текст як новий». Якщо ж обраний текст необхідно видалити – необхідно натиснути кнопку «Видалити текст». При натисненні кнопки «Зберегти зміни», запис буде редаговано.

Для перевірки наявних нейромережових моделей необхідно перейти на сторінку «Нейромережові моделі», натиснувши відповідний пункт меню (рисунок 4.23).

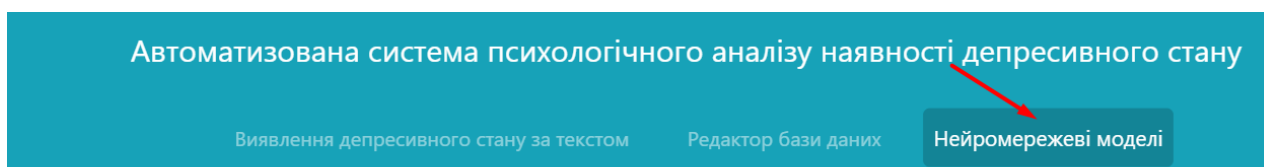


Рисунок 4.23 – Перехід на сторінку «Нейромережові моделі»

Сторінка для роботи з нейромережовими моделями наведена на рисунку 4.24.

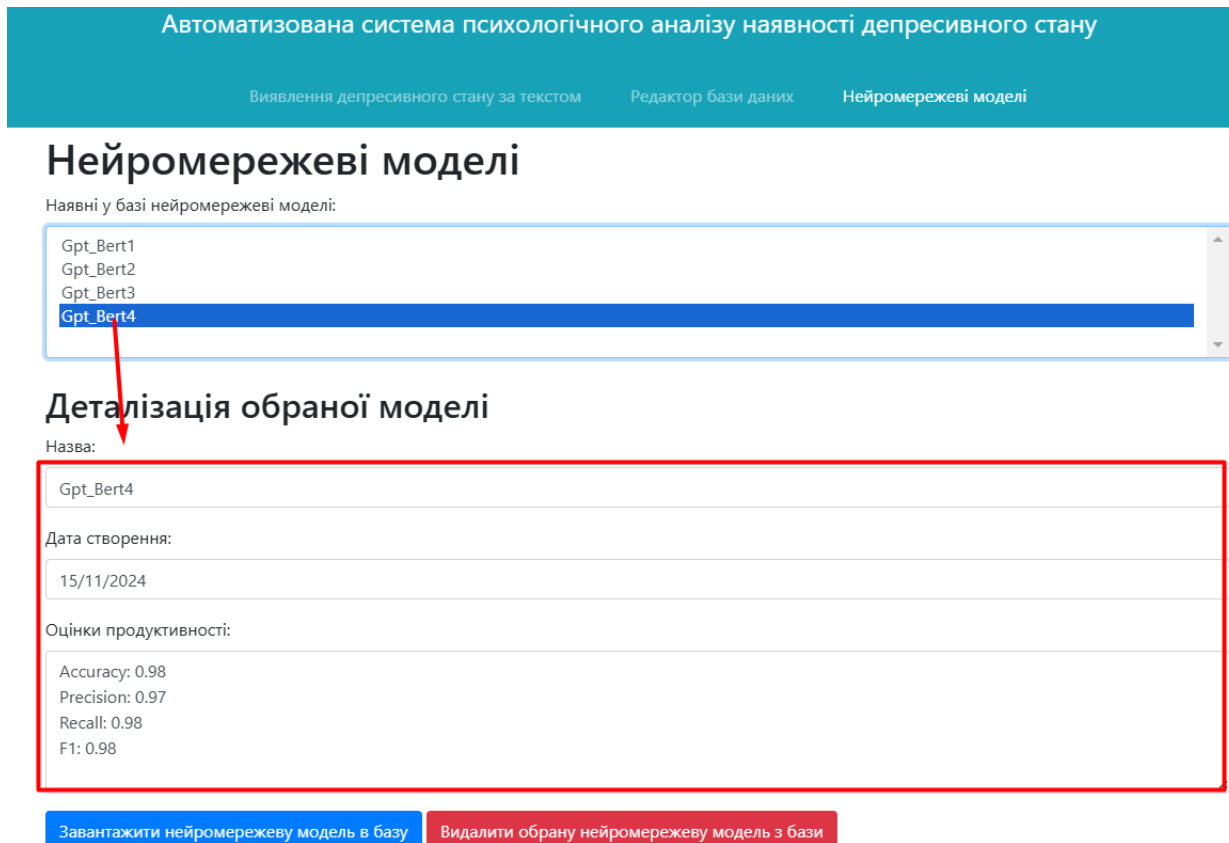


Рисунок 4.24 – Робота з нейромережовими моделями

На даній сторінці можна проглянути вже навчені нейромережеві моделі та їх оцінки продуктивності за метриками. Для завантаження нової навченої нейромережевої моделі в базу необхідно натиснути кнопку «Завантажити нейромережеву модель в базу». Відкриється файловий провідник, та в БД запишеться шлях до обраної НМ моделі.

Таким чином, наведено особливості використання інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, що дозволить користувачам більш ефективно її застосовувати.

4.5 Дослідження ефективності та інтерпретація отриманих результатів

Для дослідження ефективності методу виявлення депресивного стану засобами NLP було проведено експериментальне порівняння архітектур-трансформерів GPT-2, BERT та розробленої нейромережевої моделі дуальної архітектури. Експеримент було проведено на 20 текстах, сформованих з використанням мовної моделі GPT 3.5, де 10 текстів з проявами депресії та 10 без проявів депресії. Результат класифікації та оцінок прояву депресивного стану наведено в таблиці 4.6 та 4.7.

Таблиця 4.6 – Результат класифікації текстів з проявами депресії нейромережевими моделями GPT-2, BERT та розробленою дуальною архітектурою

	GPT-2	BERT	Дуальна архітектура
Текст 1	0.81	0.74	0.98
Текст 2	0.93	0.86	0.94
Текст 3	0.63	0.84	0.89
Текст 4	0.76	0.69	0.86
Текст 5	0.49	0.65	0.78
Текст 6	0.67	0.66	0.9
Текст 7	0.97	0.92	0.99
Текст 8	0.84	0.37	0.88
Текст 9	0.78	0.8	0.79
Текст 10	0.69	0.97	0.98

Таблиця 4.7 – Результат класифікації текстів без проявів депресії нейромережевими моделями GPT-2, BERT та розробленою дуальною архітектурою

	GPT-2	BERT	Дуальна архітектура
Текст 1	0.23	0.18	0.09
Текст 2	0.17	0.19	0.06
Текст 3	0.19	0.14	0.11
Текст 4	0.36	0.51	0.21
Текст 5	0.45	0.14	0.2
Текст 6	0.07	0.23	0.03
Текст 7	0.05	0.17	0.11
Текст 8	0.19	0.18	0.1
Текст 9	0.31	0.21	0.09
Текст 10	0.12	0.23	0.06

Як видно з таблиць 4.6 та 4.7, дуальна архітектура не допустила жодної помилки під час класифікації, а її результати за винятком 3-х текстів з 20 корелюють із моделями трансформерами GPT-2 та BERT. Це пов'язано з тим, що дані моделі самі по собі є потужними з малою похибкою, однак при підході з поєднанням, відбувається комбінація їх сильних сторін. BERT краще аналізує синтаксичні структури, тоді як GPT-2 забезпечує глибше розуміння контексту.

У таблиці 4.9 наведені параметри навчання, на яких були отримані значення з таблиці 4.8.

Таблиця 4.8 – Результат навчання нейромережових моделей за метриками

Метрики	Gpt_Bert1	Gpt_Bert2	Gpt_Bert3	Gpt_Bert4
Accuracy:	0.95	0.96	0.99	0.98
Precision:	0.94	0.95	0.98	0.97
Recall:	0.96	0.96	0.98	0.98
F1:	0.95	0.96	0.98	0.98

Також було досліджено вплив параметрів на здатність нейромережових моделей до навчання. Результати проведення дослідження для 4-х альтернативних моделей дуальної архітектури наведені у таблиці 4.8.

Таблиця 4.9 – Використані параметри навчання нейромережовий моделей дуальної архітектури

Параметри:	Gpt_Bert1	Gpt_Bert2	Gpt_Bert3	Gpt_Bert4
К-сть епох	1	3	2	2
Швидкість навчання	7e-5	3e-4	2e-5	1e-3
Розмір батча	4	8	16	32
Довжина вхідної послідовності	512	256	128	64

Результати таблиці 4.8 наведені на діаграмі 4.25.

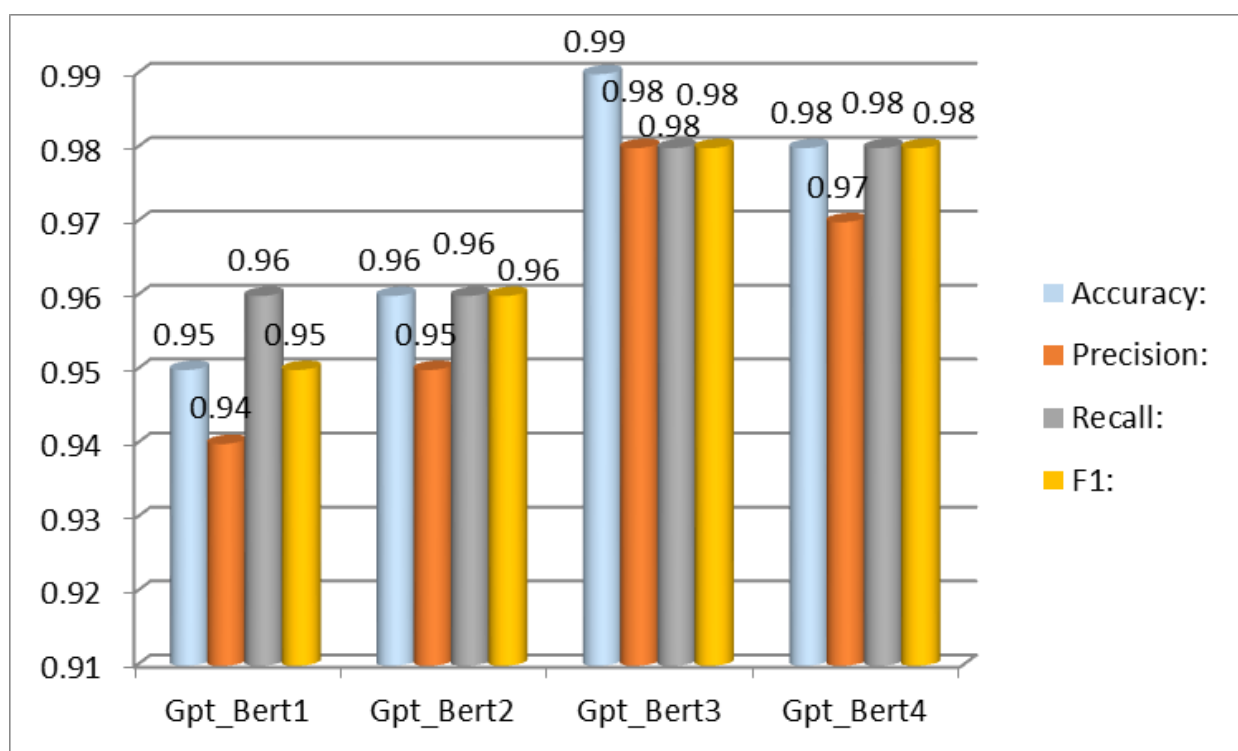


Рисунок 4.25 – Результати навчання НМ моделей за метриками

Як видно з таблиці 4.8 та рисунку 4.25, найкращі результати отримала модель Gpt_Bert3, яка навчалась з параметрами кількість епох 2, швидкість навчання $2e-5$, розмір батча 16 та довжиною вхідної послідовності 128.

Однак, решта результатів також є доволі високими, що говорить про можливість всіх навчених моделей до коректної ідентифікації депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти.

Для найкращої моделі також було проведено тестування на розміченій вибірці з понад 7000 текстових зразків, результат наведено на рисунку 4.26 у вигляді матриці сплутування.



Рисунок 4.26 – Матриця сплутувань моделі Gpt_Bert3

Як показує матриця сплутувань, неймережа дійсно має мінімальний показник хибних відповідей.

Також, виконуючи порівняння з відомими аналогами, у [16] було досягнуто значень 0.88 і 0.86 неймережами BERT та RedditBERT відповідно за метрикою площі ROC-кривої, у той же час запропонована архітектура цей показник має 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

Подальші дослідження будуть спрямовані на продовження навчання нейромережі дуальної архітектури з різними параметрами, такими як кількість епох, розмір батча, швидкість навчання з метою зменшення похибки. А також на роботу з іншими мовами, окрім англійської.

Висновки до розділу 4

Описано програмну архітектуру інформаційної системи виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP, яка складається із вебсистеми та застосунку для тренування нейромереж без графічного інтерфейсу користувача. Загалом, вебсистема складається з трьох основних класів: `TextAnalyzer`, який проводить аналіз текстів, `DatabaseHandler`, який керує текстовими записами і моделями в базі даних, та `WebApp`, який забезпечує взаємодію з користувачами через веб-інтерфейс, об'єднуючи функціональність двох попередніх класів. У той час, як допоміжна підсистема з навчання нейромереж складається з чотирьох ключових класів: `DatasetLoader` для завантаження і підготовки даних, `TextDataset` для створення текстових датасетів, `DualStreamModel` для побудови нейронної мережі з двома потоками на базі BERT і GPT-2, та `Trainer` для управління процесом тренування і оцінки моделі. Ці класи забезпечують комплексний підхід до обробки текстів та тренування нейронних мереж.

Описано основні особливості розробки прикладних компонентів інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану. Процес включає завантаження та попередню обробку датасету, токенизацію текстів, створення та навчання дуальної нейронної мережі. Веб-застосунок, побудований на Flask, забезпечує інтерфейс для аналізу текстів, керування базою даних і взаємодії з нейронними моделями, що дозволяє використовувати результати аналізу в практичних цілях.

Виконано тестування функцій інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти. При проведені

тестуванні непрацюючих функцій не виявлено, отже програмний продукт працює у заявленій функціональності.

Наведено особливості використання створеної інформаційної системи, що дозволяє автоматизовано виявляти депресивний стан, пов'язаний із навчанням у закладах освіти, що дозволить користувачам більш ефективно її застосовувати.

Було проведено експериментальне порівняння ефективності різних архітектур нейромережових моделей для виявлення депресивного стану за допомогою методів обробки природної мови. Було порівняно моделі GPT-2, BERT та розроблену дуальну архітектуру, яка поєднує сильні сторони обох моделей. Експеримент проводився на 20 текстах, створених за допомогою мовної моделі GPT-3.5, де половина текстів містила ознаки депресії, а інша половина – ні. Результати експерименту показали, що дуальна архітектура продемонструвала найкращу точність у класифікації текстів, значно перевершивши окремі моделі GPT-2 та BERT.

Подальші дослідження були спрямовані на вивчення впливу різних параметрів навчання на продуктивність моделей. Аналіз показав, що модель Gpt_Bert3 досягла найвищих результатів за метриками Accuracy, Precision, Recall та F1, що підтверджує ефективність комбінованого підходу. Результати тестування на великій розміченій вибірці підтвердили здатність цієї моделі до мінімізації хибних відповідей. Отримані результати демонструють значний потенціал дуальної архітектури для точного виявлення депресивного стану в текстах, що відкриває перспективи для подальшого вдосконалення та застосування цієї моделі в різних мовних контекстах.

Загальні висновки

Кваліфікаційна робота магістра присвячена створенню методу виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Результатом роботи є метод, що дозволяє автоматизовано виявляти депресивний стан у досліджуваному тексті. Використання методу забезпечує підвищення точності виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти.

В процесі досягнення мети були виконані поставлені задачі:

- досліджено сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконано огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконано аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремлено нерозв'язані задачі;
- розроблено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконано підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконано проектування БД;
- здійснено програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;
- проведено тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснено дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.

В результаті, було удосконалено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Удосконалений метод відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а

потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. У порівнянні з відомими аналогами, було досягнуто значення площі ROC-кривої 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

За темою кваліфікаційної роботи магістра автором виконано чотири наукові публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services» на XLVI Міжнародній науково-практичній конференції «Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities» (Barcelona, Spain) 6-8 листопада 2024 року, у доповіді «Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State» на VI Міжнародній науково-практичній конференції «Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche» (Bologna, Repubblica Italiana) 15 листопада 2024 року та у доповіді «Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури» на XVI Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024» (м. Хмельницький) 15-16 листопада 2024 року [41-43].

Перелік посилань

1. Жити та навчатись з депресією. URL: <https://www.dw.com/uk/як-це-жити-та-навчатись-з-депресією/a-50137399>
2. Що таке депресія, та як з нею впоратись. URL: <https://howareu.com/materials/ne-prosto-pohanyi-den>
3. Види депресії: чим відрізняються та як з ними боротися. URL: <https://apteka.net.ua/articles/vydy-depresiyi-chym-vidriznyayutsya-ta-yak-z-nymu-borotysya>
4. Надмірний екранний час впливає на появу психічних захворювань у підлітків. URL: <https://bukvy.org/nadmirnyj-ekrannyj-chas-vplyvaye-na-poyavu-psyhichnyh-zahvoryuvan-yak-ubezpechyty-sebe-i-ditej/>
5. Депресія. URL: <https://moz.gov.ua/uk/depresija-serjoznishe-nizh-mi-zviklidumati>
6. Що таке NLP. URL: <https://www.unite.ai/uk/what-is-natural-language-processing/>
7. Огляд методів семантичної класифікації тексту. URL: <https://journals.nmetau.edu.ua/index.php/st/article/view/1875/1155>
8. Logistic Regression. URL: <https://talimi.se/ml/logistic-regression/>
9. Mathematic behind Naive Bayes algorithm and its application. URL: <https://ranasinghiitkgp.medium.com/mathematic-behind-naive-bayes-and-its-application-9ec8cc4f0a91>
10. What is a Support Vector Machine. URL: <https://datatron.com/what-is-a-support-vector-machine/>
11. Understanding Recurrent Neural Networks (RNN) – NLP. URL: <https://medium.com/@praveenraj.gowd/understanding-recurrent-neural-networks-rnn-nlp-e2f4cae03a4f>
12. A Comprehensive Overview of Transformer-Based Models: Encoders, Decoders, and More. URL: <https://medium.com/@minh.hoque/a-comprehensive-overview-of-transformer-based-models-encoders-decoders-and-more-e9bc0644a4e5>

13. Jain P., Ram Srinivas K., Vichare A. Depression and Suicide Analysis Using Machine Learning and NLP. *Journal of Physics: Conference Series*. 2022. Vol. 2161, no. 1. P. 012034. URL: <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2161/1/012034> (date of access: 16.12.2024).

14. Mali A., Sedamkar R. R. Prediction of Depression Using Machine Learning and NLP Approach. *Intelligent Computing and Networking*. Singapore, 2022. P. 172–181. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-16-4863-2_15 (date of access: 16.12.2024).

15. Lorenzoni G., Tavares C., Nascimento N., Alencar P., Cowan D. Assessing ML Classification Algorithms and NLP Techniques for Depression Detection: An Experimental Case Study. URL: <https://arxiv.org/abs/2404.04284>

16. Applying natural language processing to patient messages to identify depression concerns in cancer patients / M. M. van Buchem et al. *Journal of the American Medical Informatics Association*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocae188> (date of access: 16.12.2024).

17. MH4U URL: <https://www.mh4u.in.ua/test/yak-vashe-psyhichne-zdorovya/>

18. LIWC-22. URL: <https://www.liwc.app/>

19. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nidhiy07/student-depression-text>

20. Матриця невідповідностей і метрики. URL: <https://dumnyj.eu/blog/matrytsia-nevidpovidnostej-i-metryky/>

21. How to interpret a confusion matrix for a machine learning model. URL: <https://www.evidentlyai.com/classification-metrics/confusion-matrix>

22. Understanding the F1 Score. URL: <https://ellielfrank.medium.com/understanding-the-f1-score-55371416f1be1>

23. Google Colab. Welcome page. URL: <https://colab.research.google.com/#>

24. Flask. Documentation. URL: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/>

25. Geeksforgeeks. Flask tutorial. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/flask-tutorial/>

26. Python. Welcome to Python. URL: <https://www.python.org/>

27. Apriorit. Third-Party Integrations with Python: Capabilities and Tools. URL: <https://www.apriorit.com/dev-blog/773-web-python-integration-capabilities>
28. w3schools. HTML tutorial. URL: <https://www.w3schools.com/html/>
29. developer.mozilla.org . CSS first steps. URL: https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Learn/CSS/First_steps
30. JetBrains. Get PyCharm. URL: <https://www.jetbrains.com/pycharm/>
31. JetBrains. Git integration. URL: <https://www.jetbrains.com/help/pycharm/using-git-integration.html>
32. docs.anaconda.com . Anaconda PyCharm documentation. URL: <https://docs.anaconda.com/working-with-conda/ide-tutorials/pycharm/>
33. Flask Documentation. Debugging. URL: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/debugging/>
34. PyTorch. Documentation. URL: <https://pytorch.org/docs/stable/>
35. Huggingface. Documentation. URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/>
36. Huggingface. Tokenizer. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/main_classes/tokenizer
37. TechTarget. BERT language model. URL: <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/BERT-language-model>
38. GPT-2. Model page on Hugging Face. URL: <https://huggingface.co/gpt2>
39. NumPy. Documentation. URL: <https://numpy.org/doc/stable/>
40. Pandas. Documentation. URL: <https://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/>
41. Tymofiiiev I., Mazurets O., Hardysh D., Molchanova M. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services. Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities. Proceedings of the XLVI International scientific and practical conference. November 6-8, 2024. Barcelona, Spain. 2024. Pp. 84-88.
42. 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

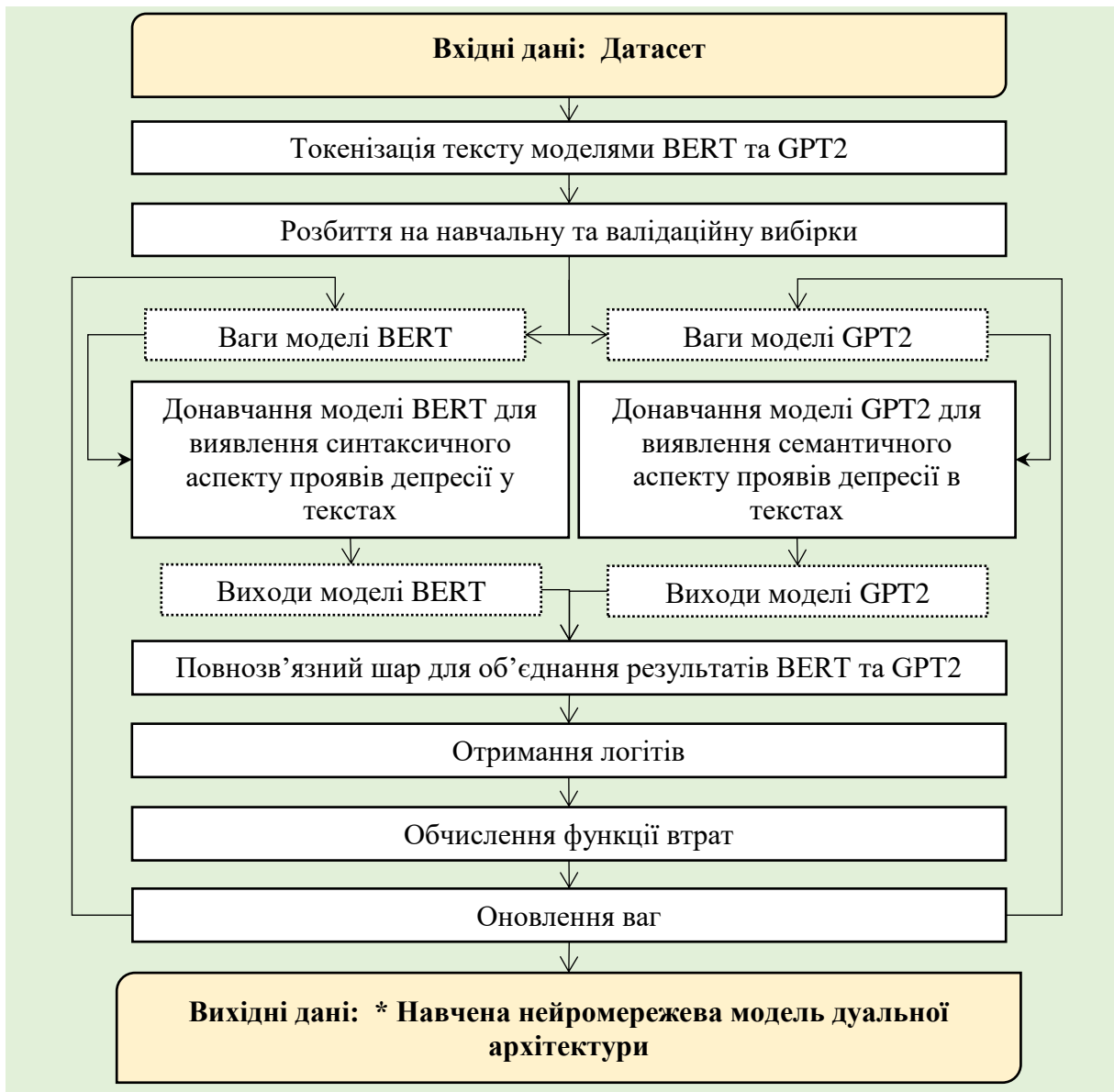
domestiche. Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Conferenza scientifica e pratica internazionale. 15 novembre, 2024. Bologna, Repubblica Italiana. 2024. Pp. 147-151.

43. Тимофієв І.А., Масловська В.В., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 494-498.

ДОДАТКИ

Додаток А

Схема формування та навчання нейромережі дуальної архітектури



Додаток Б

Даталогічна модель бази даних



Додаток В

Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану



Додаток Г
Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі
над кваліфікаційною роботою магістра

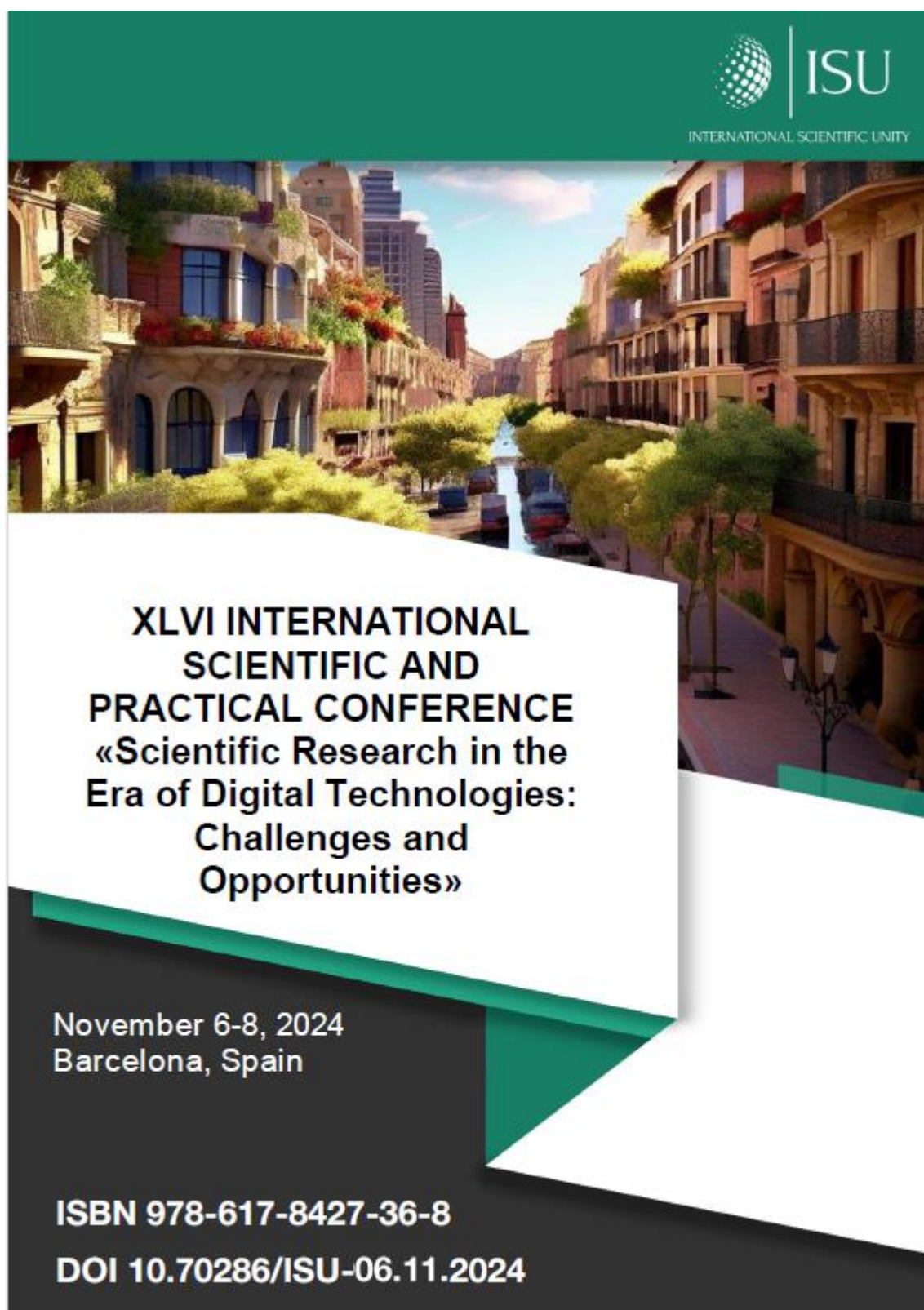
Наукові публікації:

1. Tymofiiiev I., Mazurets O., Hardysh D., Molchanova M. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services. Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities. Proceedings of the XLVI International scientific and practical conference. November 6-8, 2024. Barcelona, Spain. 2024. Pp. 84-88.

2. 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.

3. Тимофієв І.А., Масловська В.В., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 494-498.

4. Тимофієв І.А., Мазурець О.В., Собко О.В., Дідур В.О. Даталогічна модель бази даних для нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №2. (Довідка з редакції).



Ахновський Д.В., Ахновська І.О., Болгов В.Є. УКРАЇНСЬКА СТАРТАП-ЕКОСИСТЕМА: ДОСЯГНЕННЯ І ВИКЛИКИ.....	74
Пакін Р.М., Меркулова Т.В. ВПЛИВ ВІЙСЬКОВИХ КОНФЛІКТІВ НА БАНКІВСЬКУ СИСТЕМУ УКРАЇНИ: РЕГУЛЮЮЧІ ЗАХОДИ ТА АДАПТАЦІЙНІ МЕХАНІЗМИ НБУ.....	76
SECTION: FINANCE AND BANKING	
Moskalenko V., Bohatyrova K. ORGANIZATION OF CONTROLLING DURING REHABILITATION PROCEDURES IN ENTERPRISES.....	79
Kozarezenko L., Horbach D. THE MECHANISM OF SOCIAL PARTNERSHIP WITHIN THE STATE SOCIAL INSURANCE SYSTEM.....	81
SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY & CYBERSECURITY	
Тумофіїв І., Mazurets O., Hardysh D., Molchanova M. NEURAL NETWORK DUAL ARCHITECTURE FOR DEPRESSION DETECTION USING CLOUD SERVICES.....	84
Кривенко О.В., Мальцева О.В. ПРОЦЕСНИЙ ПІДХІД ДО УПРАВЛІННЯ ВСТУПНОЮ КАМПАНІЄЮ У ЗАКЛАДАХ ВИЩОЇ ОСВІТИ.....	89
Shadrina V., Zvarych I. INFORMATION TECHNOLOGIES IN BUSINESS.....	95
Smoliar R. PROSPECTS FOR CENTRALIZED HEATING IN UKRAINE.....	99
Полотай О., Водоніс Я., Овчиннікова К. МІТИГАЦІЯ РИЗИКІВ ЯК СПОСІБ УПРАВЛІННЯ РИЗИКОВАМИ СИТУАЦІЯМИ.....	100
Малькова І.А., Комаров І.Р. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ РОЗРОБКИ САЙТУ ТОВАРИСТВА З РЕАЛІЗАЦІЇ НАФТОПРОДУКТІВ.....	103

**SECTION: INFORMATION TECHNOLOGY AND
CYBERSECURITY**

**NEURAL NETWORK DUAL ARCHITECTURE FOR
DEPRESSION DETECTION USING CLOUD SERVICES**

Tymofiiiev Illia

Postgraduate student

Mazurets Oleksandr

Ph.D in Engineering Science, Associate Professor

Hardysh Daryna

Bachelor student

Molchanova Maryna

Teacher

Computer Science Department

Khmelnitskyi National University, Ukraine

In the conditions of the modern social and academic environment, pressure, stress and anxiety have become common phenomena that can lead to the development of depression. This is especially relevant in conditions of an intensive educational process, high demands and limited time for rest and self-regulation. Detecting depressive conditions in the early stages can significantly affect timely support and prevention of more serious mental disorders. With digitalization and widespread use of communication platforms, NLP becomes a powerful tool for monitoring the psychological state of students during the educational process. The development and implementation of modern methods for automated detection of depressive symptoms will help to timely identify people who need help and provide them with the necessary support to improve their mental health [1].

The task of diagnosing depression is a complex process and may differ from case to case. Depression has manifestations that are often expressed in writing. Taking into account the increase in the duration of online communication, the intelligent detection of a depressive state in text data is an actual direction of IT, and the early diagnosis and treatment of depression contribute to the improvement of the quality of life and prevent further complications.

Today, there are various methods of artificial intelligence that can be used to detect a depressive state in textual data [2]. The task of detecting a depressive state belongs to the tasks of classification [3, 4].

Among the NLP tools for the task of detecting a depressive state in textual data, there are two main approaches - an approach based on machine learning models and an approach using neural networks [5]. As for the approach based on machine learning models, this includes logistic regression, SVM, Naive Bayes, etc. [6, 7, 8].

For processing textual data, recurrent neural networks are most widely used, and a more modern approach is based on transformer models [9, 10]. This makes it

possible to better find hidden contextual dependencies, which is important for the task of detecting a depressive state [11].

The purpose of the work is the development of neural network dual architecture for depression detection using cloud services. Neural network dual architecture is based on the use of two parallel neural networks, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text: syntactic and semantic.

The method of detecting a depressive state by means of NLP is designed to transform input data in the form of text and a trained neural network model into output data in the form of a numerical assessment of the presence of a depressive state.

The input data is a neural network model of a dual transformer architecture, consisting of a combination of BERT and GPT2 models, which are designed to analyze the syntactic and semantic context of user text [12]. The BERT model is used as a model for syntactic analysis of user text, and GPT2 is used for semantic analysis.

The first step is to tokenize the user text with the appropriate tokenizers of the BERT and GPT2 models.

The next step is the analysis of the tokenized text by neural networks BERT and GPT2, which takes place in parallel. The BERT model analyzes the text from the point of view of syntactic dependencies, and GPT2 - semantic ones.

The third step is to combine the results of both streams using a specialized fusion layer. As a result, a numerical assessment of the manifestation of a depressive state will be obtained.

The output data is a numerical assessment of the manifestation of a depressive state in the user text.

To identify the depressive state associated with learning in educational institutions, it was proposed to use a neural network of dual architecture, which combines the simultaneous possibility of syntactic and semantic content.

The input data is a dataset containing 2 classes - texts containing manifestations of depression associated with studying in educational institutions, and texts without manifestations of depression.

First, all the texts of the dataset are tokenized. Tokenization is done by BERT and GPT2 models. Further, the tokenized texts are transformed into a training sample, divided into 10% validation data and 90% training data.

Tokenized texts are submitted to the input of previously trained BERT and GPT2 models for the purpose of their retraining [13, 14]. These models work in parallel, and after receiving outputs in the form of vectors, they are combined in a fully connected layer [15]. This layer processes the concatenated vector, producing a final vector of logits, which is then used to calculate the loss function and predict the results.

According to the results of the loss function, the weights of the neural networks are updated by performing a reverse pass in the direction of reducing the error [16].

To investigate the effectiveness of the proposed method, a software complex was developed, consisting of a laptop implemented in the cloud environment "Google Colab" [17] for learning a neural network and a web interface that uses a trained neural network model of dual architecture [18, 19]. The web interface is implemented using the "PyCharm" programming environment and the use of the "Flask" microframework [20].

Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities

The neural network was trained for 2 epochs due to the lack of computing power (more than 40 GB of RAM is required). However, the results of the study indicate the sufficiency of the epochs spent. The result of the value of the loss function by epoch is shown in Figure 1.

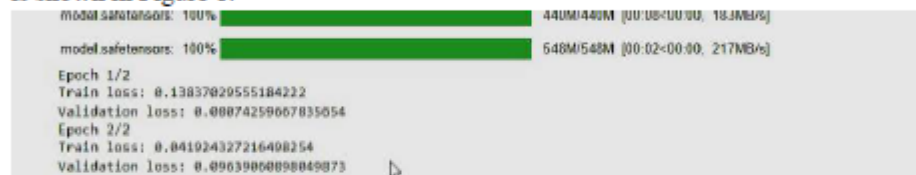


Figure 1. Dual architecture neural network learning metrics.

To conduct experiments with the trained model, a web interface was created, an example of its use is shown in Figure 2.

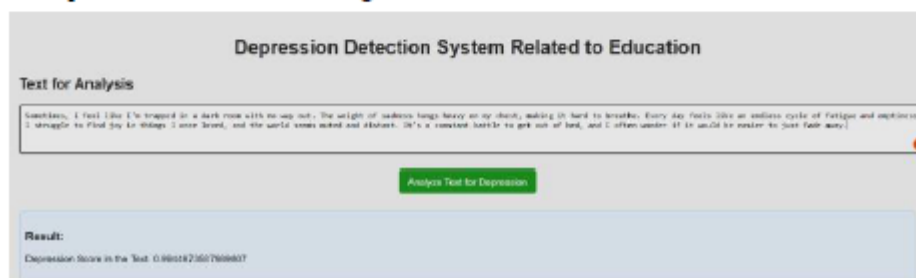


Figure 2. A web interface for detecting a depressive state.

Therefore, a neural network dual architecture was designed to detect a depressive state. Neural network dual architecture is based on the use of two parallel neural networks, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text: syntactic and semantic.

The scheme of formation and training of a neural network model of dual architecture, which combines the simultaneous possibility of syntactic and semantic content, is presented. A method of detecting a depressive state by means of NLP was developed, which is designed to transform input data in the form of text and a trained neural network model of dual architecture into output data in the form of a numerical assessment of the presence of a depressive state. The proposed method differs from analogues in that it combines a two-stream architecture, which is based on the use of two parallel neural networks, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text - syntactic and semantic. The stream of syntactic analysis is aimed at identifying the syntactic structure of the text, and the stream of semantic analysis is aimed at understanding the content and context of the text. After processing the text by each stream, the results are combined at the level of a higher layer, which allows taking into account both the details of the language structure and the general content of the text for a more accurate definition of the depressive state.

Experiments were conducted using the developed software, which testify to the correctness of the proposed approach.

References

1. Prediction of Depression Using Machine Learning and NLP Approach. URL: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-16-4863-2_15.
2. Depression and Suicide Analysis Using Machine Learning and NLP. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1742-6596/2161/1/012034/meta>.
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. O. Barmak, I. Krak, O. Mazurets, S. Pavlov, A. Smolarz, W. Wojcik, Research of efficiency of information technology for creation of semantic structure of educational materials. *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 2020, vol. 1020, pp. 554–569.
10. 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.
11. Slobodzian V., Kovalchuk O., Molchanova M., Sobko O., Mazurets O., Barmak O., Krak I. Text Data Vectorization Model of Ukrainian-Language Internet Communication Content. CEUR Workshop Proceedings, 2022, vol. 3171, pp. 561–571.

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. Zhamovskiy 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. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiy 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.
19. 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.
20. 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.

Λ'ΟΓΟΣ  Σ

www.logos-science.com

RACCOLTA DI ARTICOLI SCIENTIFICI CON GLI ATTI DELLA

VI CONFERENZA SCIENTIFICA E PRATICA INTERNAZIONALE

**«Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione:
esperienza mondiale e realtà domestiche»**



Bologna
Repubblica Italiana



15 novembre
2024



**In Viaggio Con il Levi: Scienza,
Tecnologia e Impresa &
ONG «Piattaforma scientifica europea»**



ISBN (online) 978-88-31277-23-5
ISBN (stampa) 978-617-8312-10-7

95

DOI 10.36074/logos-15.11.2024

ЗАСОБИ ГЕНЕРАЦІЇ ПРОГРАМНОГО КОДУ ДЛЯ РОБОТИ З БАЗАМИ ДАНИХ У МОБІЛЬНИХ АНДРОЇД-ЗАСТОСУНКАХ Бармутов Р.М.	139
ПРИСКОРЕННЯ МНОЖЕННЯ МАТРИЦЬ ЗА ДОПОМОГОЮ ПАРАЛЕЛЬНИХ ОБЧИСЛЕНЬ Горішня К.О., Кравець Н.С.	142
ПРОГНОЗНЕ МОДЕЛЮВАННЯ ЗАТРИМОК ДОСТАВКИ В МІСТАХ У РОЗШИРЮВАНИХ ТРАНСПОРТНИХ МЕРЕЖАХ Ямковой М.В.	145

SEZIONE XVII. TECNOLOGIE E SISTEMI DELL'INFORMAZIONE

ARTICLES

APPROACH FOR USING NEURAL NETWORK BERT-GPT2 DUAL TRANSFORMER ARCHITECTURE FOR DETECTING PERSONS DEPRESSIVE STATE Mazurets O., Tymofiiiev I., Dydo R.	147
DEVELOPMENT OF RECOMMENDATION FUNCTIONS FOR FOOD SUPERMARKET E-COMMERCE SYSTEMS Seleznova M.D., Kovalenko A.I.	152
ОЦІНЮВАННЯ РЕЛЕВАНТНОСТІ МЕТОДУ МУРАШИННИХ КОЛОНІЙ (АСО) ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ВИКОРИСТАННЯ В СИСТЕМАХ ВІЯВЛЕННЯ ВТОРГНЕННЯ Іщенко А.А., Гальчинський Л.Ю.	160
ПРОГРАМНА ДИВЕРСНІСТЬ ЯК ІНСТРУМЕНТ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ БЕЗПЕКИ СУЧАСНИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ Бойко К.В., Гальцева І.М., Малахов С.В.	170

ABSTRACTS

FEATURES OF CREATING NEWS IN THE CAMPUS INFORMATION SYSTEM Ternovyy I.	179
METHODS OF COLLECTING DATA ON TECHNICAL PRODUCT MALFUNCTIONS IN DISTRIBUTED SERVICE CENTERS: ESTABLISHING A UNIFIED DATABASE Mashchenko A.R.	182
КЛАСИФІКАЦІЯ ТА ПРІОРИТИЗАЦІЯ ВРАЗЛИВОСТЕЙ: ПІДХОДИ ДЛЯ КОРПОРАТИВНИХ СИСТЕМ Пелюх В.І.	185



15 novembre, 2024;
Bologna, Repubblica Italiana



SEZIONE 17.
TECNOLOGIE E SISTEMI DELL'INFORMAZIONE

DOI 10.36074/logos-15.11.2024.036

APPROACH FOR USING NEURAL NETWORK BERT-GPT2 DUAL TRANSFORMER ARCHITECTURE FOR DETECTING PERSONS DEPRESSIVE STATE

Oleksandr Mazurets¹, Illia Tymofiiiev², Rostyslav Dydo³

1. Ph.D in Engineering Science, Associate Professor,
Associate Professor of Computer Sciences Department
ORCID ID: 0000-0002-8900-0650

2. Master student
Khmelnitskyi National University, UKRAINE

3. Bachelor student
Khmelnitskyi National University, UKRAINE

Abstract. *The paper proposed the method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state designed to transform input data in the form of text and trained neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture model into output data in the form of the numerical assessment of the presence of persons depressive state. Experiments were conducted with the use of the given developed software complex for detecting persons depressive state, which testify to the correctness of the proposed approach. From the performed performance study, the dual architecture did not make a single error during classification.*

Introduction and problem statement. The problem of intelligent detection of depressive state in text data is directly related to the ability of modern natural language processing systems to recognize subtle emotional and mental states in texts, and therefore is extremely important from point of view of information technology [1, 2]. The conditions of today's digital environment, where huge amounts of data are generated daily through social networks, forums and platforms, require effective tools to analyze and identify potential mental disorders such as depression [3].

Taking into account the increase in the duration of online communication, the intelligent detection of a depressive state in text data is an actual direction of IT [4],



147

www.logos-science.com

All rights reserved | CC BY-SA 4.0

and the early diagnosis and treatment of depression contribute to the improvement of the quality of life and prevent further complications [5]. Today, depression is a well-known problem that has attracted the attention of scientists because it can reduce productivity and lead to suicidal thoughts. Recently, scientists have been using machine learning and NLP to predict signs of depression, showing high accuracy.

The paper aim is to create the method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state, which differs from analogues in that it combines a two-stream architecture, which is based on the use of two parallel BERT and GPT2 neural networks, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text: syntactic and semantic.

Approach. Method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state is intended to automate the process of identifying a depressive state based on the texts of participants in the educational process. The proposed method of creating a two-stream structure is based on the use of two parallel neural networks, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text – syntactic and semantic. The stream of syntactic analysis is aimed at identifying the syntactic structure of the text, and the stream of semantic analysis is aimed at understanding the content and context of the text [6]. After processing the text by each stream, the results are combined at the level of a higher layer, which allows taking into account both the details of the language structure and the general content of the text for a more accurate definition of a depressive state.

The input data is a neural network model of dual transformer architecture, consisting of a combination of BERT and GPT2 models, which are designed to analyze the syntactic and semantic context of the text being used. The BERT model is used as a model for the syntactic analysis of the used text, and the GPT2 model is used for the semantic analysis.

The first step of method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state is to tokenize the used text with the appropriate tokenizers of the BERT and GPT2 models. The next step is the analysis of the tokenized text by BERT and GPT2 neural networks, which takes place in parallel. The BERT model analyzes the text from the point of view of syntactic dependencies, and GPT2 - semantic ones. The third step is to combine the results of both streams using a specialized fusion layer. As a result, a numerical assessment of the manifestation of a depressive state will be obtained. The initial data step of method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture is a numerical assessment of the manifestation of a depressive state in the used text.

Scheme of formation and training of neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture is shown in Fig. 1.



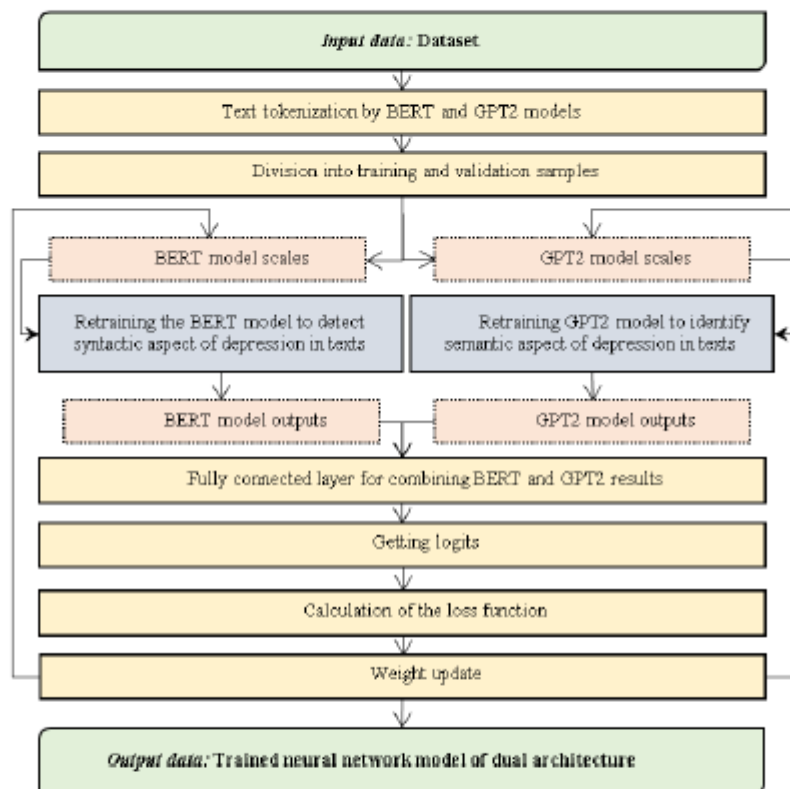


Fig. 1. Scheme of formation and training of neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture

The input data is a dataset containing 2 classes – texts containing manifestations of depression associated with studying in educational institutions, and texts without manifestations of depression. The set "Student-Depression-Text" will be used, containing information in "Excel" format, which includes about 7489 data from social networks, "Facebook" comments, etc. The dataset is an annotated English-language dataset collected from people who speak very good English and are students, age range 15 to 17 [7]. The dataset contains text, label, age, age category and gender. The text columns contain the text "Normal" and "depression",

and the label column indicates whether the corresponding text represents anxiety or depression.

First, all the texts of the dataset are tokenized. Tokenization is done by BERT and GPT2 models. Further, the tokenized texts are transformed into a training sample, divided into 10% validation data and 90% training data.

Tokenized texts are fed to the input of pre-trained BERT and GPT2 models for their retraining. These models work in parallel, and after receiving outputs in the form of vectors, they are combined in a fully connected layer. This layer processes the concatenated vector, producing a final vector of logits, which is then used to calculate the loss function and predict the results.

According to the results of the loss function, the weights of the neural networks are updated by performing a reverse pass in the direction of reducing the error.

Practical implementation and results. To investigate the effectiveness of the proposed method, a software complex was developed, consisting of a laptop implemented in the cloud environment "Google Colab" for training a neural network and a web interface that uses a trained neural network model of dual architecture. The web interface is implemented using the "PyCharm" programming environment and using the "Flask" microframework.

The neural network was trained for 2 epochs due to the lack of computing power (more than 40 GB of RAM is required). However, the results of the study indicate the sufficiency of the epochs spent. To conduct experiments with the trained model, a web interface was created, an example of its use is shown in Fig. 2.

Depression Detection System Related to Education

Text for Analysis

sometimes, I feel like I'm trapped in a dark room with no way out. The weight of sadness hangs heavy on my chest, making it hard to breathe, every day feels like an endless cycle of fatigue and emptiness. I struggle to find joy in things I once loved, and the world seems muted and distant. It's a constant battle to get out of bed, and I often wonder if it would be easier to just fade away.

Analyze Text for Depression

Result:
Depression Score in the Text: 0.894487358798807

Fig. 2. Software web interface for detecting persons depressive state

As experiment, comparison of transformer architectures GPT-2, BERT and the developed neural network model of dual architecture will be performed. The experiment was conducted on 20 texts formed using the language model GPT 3.5, where 10 texts have manifestations of depression and 10 without manifestations of

depression. The result of the classification and evaluations of the manifestation of the depressive state shows that the dual architecture did not make any mistakes during the classification, and its results, except for 3 texts out of 20, correlate with the GPT-2 and BERT transformer models. This is due to the fact that these models are powerful by themselves with a small margin of error, but when combined, their strengths are combined. BERT is better at parsing syntactic structures, while GPT-2 provides a deeper understanding of context.

Conclusions. The paper proposed the method of using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state designed to transform input data in the form of text and trained neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture model into output data in the form of the numerical assessment of the presence of persons depressive state. The proposed method differs from analogues in that it combines a two-stream architecture, each of which specializes in the analysis of different aspects of the text, semantic and syntactic. Experiments were conducted with the use of the given developed software complex for detecting persons depressive state, which testify to the correctness of the proposed approach. From the performed performance study, the dual architecture did not make a single error during classification.

REFERENCES:

- [1] Jain, P., Srinivas, K. R., & Vichare, A. (2022). Depression and suicide analysis using machine learning and NLP. *Journal of Physics: Conference Series*, (2161).
- [2] Mali, A., & Sedamkar, R. R. (2022). Prediction of depression using machine learning and NLP approach. *Intelligent Computing and Networking: Proceedings of IC-ICN 2021*, pp. 172-181.
- [3] Zalutska, O., Molchanova, M., Sobko, O., Mazurets, O., Pasichnyk, O., Barmak, O., & Krak, I. (2023). Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network. *COLINS*, (1), pp. 344-356.
- [4] Mazurets, O., Molchanova, M., Klimentko, V., & Prosvitliuk, M. (2024) 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*, pp. 97-102.
- [5] Sobko, O., Mazurets, O., Didur, V., & Chervonchuk, I. (2024) 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*, pp. 113-117.
- [6] Krak, I., Zalutska, O., Molchanova, M., Mazurets, O., Bahrii, R., Sobko, O., & Barmak, O. (2024). Abusive Speech Detection Method for Ukrainian Language Used Recurrent Neural Network. *COLINS* (3), pp. 16-28.
- [7] Student-Depression-Text. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nidhiy07/student-depression-text> (date of access: 11.11.2024).

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

Савич Н.В., Стецюк М.В., Мусіюк А.В. Огляд технологій безпеки для інтернету речей та потенційні рішення.....	450
Самойлюк М.І., Лисенко С.М. Система забезпечення енергоефективності кіберфізичних систем на основі марківського обчислювача процесу	455
Скрипнюк О.Ю., Манзюк Е.А., Скрипник Т.К., Пасічник О.А. Метод автоматичного створення бази даних водіїв та номерів автомобілів за зображеннями.....	458
Слободян Д.А., Радюк П.М., Цивадиць П.О. Метод виявлення аномалій в Active Directory для захисту серверів та баз даних засобами машинного навчання.....	463
Собко О.В. Інтерпретація результатів виявлення кіберзалякувань у текстах з використанням нейронних мереж	467
Сороколін В.О. Аналіз процесу автоматичного тестування	474
Старушок В.С., Лутюк Л.І., Клейн О.М. Метод координації точок доступу в мережах Wi-Fi.....	477
Стецюк Ю.В. Модель централізованої системи безпеки ОС для інформаційної технології побудови систем з підвищеною стійкістю до витоку конфіденційної інформації..	482
Столярчук Є.І., Праворська Н.І. Вебсайт для ведення історії подорожей.....	486
Тимофієв А.А., Лисий А.М., Дрозд А.І. Кіберфізична система на основі децентралізованого прийняття рішень	490
Тимофієв І.А., Масловська В.В., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури	494
Ткаченко В.В., Антипенко В.П. Алгоритм забезпечення взаємосумісності API, мікросервісів та контейнерів для належної інтеграції та організації спілкування у хмарних середовищах	499
Ткачук В.А., Ковальчук В.К., Лигун О.О. Метод оптимізації продуктивності систем інтелектуальних мереж	502

УДК 004.8

Тимофієв І.А., Масловська В.В., Молчанова М.О., Мазурець О.В.

*Хмельницький національний університет***ВИЯВЛЕННЯ ПОВ'ЯЗАНОГО ІЗ НАВЧАННЯМ У ЗАКЛАДАХ ОСВІТИ
ДЕПРЕСИВНОГО СТАНУ ЗА ДОПИСАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ
НЕЙРОМЕРЕЖЕВОЇ МОДЕЛІ ДУАЛЬНОЇ АРХІТЕКТУРИ**

Розроблено метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережової моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Запропонований метод поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту, синтаксичного й семантичного. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану.

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

Умови сучасного цифрового середовища, де величезні обсяги даних генеруються щодня через соціальні мережі, форуми та інші онлайн-платформи, потребують ефективних інструментів для аналізу та виявлення потенційних психічних розладів, таких як депресія.

Учасники навчального процесу також не є винятком. Згідно з даними німецької страхової компанії DAK, депресія є основною причиною пропусків семінарів і лекцій серед студентів. Товариство допомоги студентам підрахувало, що станом на 2022-2023 роки щонайменше 4,5 відсотка студентів у німецьких університетах страждали від депресії.

Хворі на депресію часто відчувають брак сил та сум, що може нагадувати пригнічення чи поганий настрій. Проте ці стани мають суттєві відмінності в рівні впливу на людину. Депресія є розладом, що впливає на почуття, думки та поведінку, викликаючи стійкий смуток, втрату інтересів, зміни апетиту та сну, втому, почуття безнадії, труднощі з концентрацією та, у важких випадках, думки про самогубство. Цей стан вимагає професійного лікування, оскільки його симптоми тривають понад два тижні та не зникають самостійно.

Виснаження, навпаки, характеризується втратою інтересу до життя та байдужістю, що відрізняє його від депресії. Поганий настрій є тимчасовим станом, який може бути викликаний різними факторами, такими як стрес, втома або розчарування, і зазвичай проходить самостійно, не впливаючи на здатність людини функціонувати.

Депресія поділяється на два основних типи: ендогенну та екзогенну. Ендогенна депресія виникає незалежно від зовнішніх факторів і має генетичні передумови [1]. Екзогенна депресія пов'язана із зовнішніми стресовими чинниками.

Науковці поки не мають єдиної думки щодо причин виникнення депресії, однак відомо, що її перебіг асоціюється зі змінами в хімічному балансі мозку, зокрема з рівнями нейротрансмітерів, таких як серотонін, норепінефрин і дофамін. Ці речовини відіграють важливу роль у регуляції настрою та емоцій.

Депресивні стани можуть виникати у будь-якому віці, і їхній розвиток часто ускладнюється через життєві негаразди, такі як стрес на роботі, травматичні події, різкі негативні зміни або втрата близької людини.

На сьогоднішній день існують різні методи штучного інтелекту, які можна використати для виявлення депресивного стану у текстових даних. Задача виявлення депресивного стану належить до задач класифікації [2, 3]. Серед засобів NLP для задачі виявлення депресивного стану у текстових даних є два основні підходи – підхід на основі моделей машинного навчання та підхід з використанням нейронних мереж [4].

Моделі на основі трансформерів, такі як BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) або GPT (Generative Pre-trained Transformer), досягли значних успіхів у задачах обробки природної мови [5, 6]. Вони можуть виявляти депресивний стан за допомогою глибокого контекстного аналізу тексту [7]. Архітектура трансформера була революційною в тому, що вона дозволяла набагато швидше проводити навчання та краще розпаралелювати на графічних процесорах, оскільки механізм самоконтролю міг обчислюватися паралельно для всіх слів у послідовності [8, 9]. Це дозволило навчити набагато більші моделі на набагато більших наборах даних, що призвело до значного покращення продуктивності NLP [10].

Метою роботи є розробка методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP, а також відповідної програмної реалізації, що буде використовувати створений метод.

Метод виявлення депресивного стану засобами NLP призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану.

Схема та кроки методу виявлення депресивного стану засобами NLP наведені на рисунку 1.

Вхідними даними є нейромережева модель дуальної архітектури трансформер, що складається із поєднання моделей BERT та GPT2, які призначені для аналізу синтаксичного та семантичного контексту користувацького тексту. У

якості моделі для синтаксичного аналізу користувацького тексту використовується модель BERT, а для семантичного – GPT2.

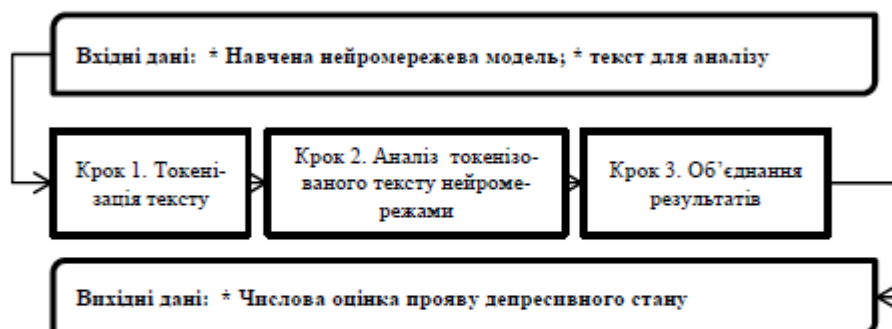


Рисунок 1 – Схема та кроки методу пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану

Першим кроком є токенизація користувацького тексту відповідними токенизаторами моделей BERT та GPT2.

Наступним кроком є аналіз токенизованого тексту неймережами BERT та GPT2, який відбувається паралельно. Модель BERT аналізує текст з точки зору синтаксичних залежностей, а GPT2 – семантичних.

Третім кроком є об'єднання результатів обох потоків за допомогою спеціалізованого злитого шару [11]. В результаті буде отримано числову оцінку прояву депресивного стану.

Вихідними даними є числова оцінка прояву депресивного стану у користувацькому тексті.

Для дослідження ефективності запропонованого методу пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням неймережевої моделі дуальної архітектури було розроблено програмний комплекс, що складається із ноутбука реалізованого у хмарному середовищі «Google Colab» для навчання неймережі. Неймережа навчалась протягом 2-х епох за браком обчислюваних потужностей (необхідно понад 40 ГБ оперативної пам'яті). Однак, результати навчання свідчать про достатність проведених епох. Результат значення функції втрат по епохам наведено на рисунку 2.

```

model.trainers: 100% ██████████ 440M/440M [00:08<00:00, 183MB/s]
model.safetensors: 100% ██████████ 548M/548M [00:02<00:00, 217MB/s]
Epoch 1/2
Train loss: 0.13837029555184221
Validation loss: 0.08074250667835654
Epoch 2/2
Train loss: 0.041924327216498254
Validation loss: 0.09639060898049873
  
```

Рисунок 2 – Метрики навчання неймережі дуальної архітектури

Для проведення експериментів із навченою моделлю було створено програмне забезпечення, приклад використання якого наведено на рисунку 3.



Рисунок 3 – Програмне забезпечення для виявлення депресивного стану пов'язаного із навчанням у закладах освіти

Отже, було розроблено метод пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Запропонований метод відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану.

Перелік посилань

1. Види депресії: чим відрізняються та як з ними боротися. URL: <https://apteka.net.ua/articles/vydy-depresiyi-chym-vidriznyayutsya-ta-yak-z-nymy-borotysya>
2. 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.
3. 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.

4. 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.
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. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.
6. 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.
7. 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.
8. 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.
9. 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.
10. 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.
11. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Віт Р.В., Мазурець О.В. Конфігурування нейронної мережі для класифікації емоційної тональності текстової інформації за показниками семантичної зв'язності. Збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023». Хмельницький, 2023. с. 102-107.

Довідка: ВХНУ ТН 12-12/2024

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: ДАТАЛОГІЧНА МОДЕЛЬ БАЗИ ДАНИХ ДЛЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЯВЛЕННЯ ДЕПРЕСИВНОГО СТАНУ ЗА ТЕКСТОВИМИ ПОВІДОМЛЕННЯМИ

Автори: Тимофієв І.А., Мазурець О.В., Собко О.В., Дідур В.О.
Хмельницький національний університет

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

12.12.2024

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



Handwritten signature of O.V. Kravchik
Handwritten signature of I.S. Martynov

УДК 004.8

ТНМОФІСВ ІЛЛЯ

Хмельницький національний університет

ORCID ID: 0009-0006-4610-5889

e-mail: ilia.tumofiev@gmail.com

МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

ORCID ID: 0000-0002-8900-0650

e-mail: eve.chong@gmail.com

СОБКО ОЛЕНА

Хмельницький національний університет

ORCID ID: 0000-0001-5371-5788

e-mail: olena.sobko.ua@gmail.com

ДІДУР ВОЛОДИМИР

Хмельницький національний університет

ORCID ID: 0009-0008-2279-1487

e-mail: pravetz@ukr.net

ДАТАЛОГІЧНА МОДЕЛЬ БАЗИ ДАНИХ ДЛЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЯВЛЕННЯ ДЕПРЕСИВНОГО СТАНУ ЗА ТЕКСТОВИМИ ПОВІДОМЛЕННЯМИ

У статті розглянуто сучасний стан наукового напрямку автоматизованого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями. На основі аналізу існуючих методів і підходів було запропоновано створення нового методу нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями. Запропонований метод вирізняється своєю двопоточною архітектурою, яка використовує дві паралельні нейронні мережі, спеціалізовані на різних аспектах аналізу тексту – синтаксичному та семантичному. Потік синтаксичного аналізу зосереджений на виявленні синтаксичної структури тексту, що дозволяє визначати граматичні зв'язки між словами. Водночас потік семантичного аналізу спрямований на розуміння змісту та контексту тексту, що допомагає ідентифікувати приховані смисли та настрої. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану.

На основі запропонованого методу виконано проектування та розробку відповідного програмного забезпечення, що включає аспекти даталогічного моделювання. Зокрема, розроблено структуру бази даних для зберігання навчальних даних, результатів класифікації та метаданих. Проведено дослідження ефективності методу за допомогою створеної програмної реалізації, яка продемонструвала спроможність нейромережевої класифікації повідомлень щодо наявності депресивного стану.

Результати показали високу ефективність запропонованого методу у порівнянні з аналогами. Зокрема, модель BERT досягла значення 0.88 за метрикою площі під ROC-кривою, а модель RedditBERT – 0.86. У той же час запропонована архітектура показала значення 0.98, що є на 0.1 вище від BERT у чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

Таким чином, запропонований метод демонструє значну перевагу над існуючими рішеннями та може бути використаний для більш точного виявлення депресивних станів за текстовими повідомленнями. Подальші дослідження будуть спрямовані на підвищення точності методу та на адаптацію його для роботи з текстами іншими мовами, окрім англійської. Це дозволить розширити сферу застосування методу та забезпечити його ефективність у різних культурних та мовних контекстах.

Ключові слова: нейромережеве виявлення депресивного стану, даталогічна модель, нейромережа

ILIIA TYMOFIEV, MAZURETS OLEKSANDR, SOBKO OLENA, VOLODYMYR DIDUR
Khmelnitskyi National University

Datalogical Database Model for Neural Network Detection of Depressive State From Text Messages

The article reviews the current state of the scientific direction of automated detection of depressive states from text messages. Based on the analysis of existing methods and approaches, it was proposed to create a new method for neural network detection of depressive states from text messages. The proposed method is distinguished by its two-stream architecture, which uses two parallel neural networks specialized in different aspects of text analysis - syntactic and semantic. The syntactic analysis stream focuses on detecting the syntactic structure of the text, which allows determining grammatical connections between words. At the same time, the semantic analysis stream is aimed at understanding the content and context of the text, which helps to identify hidden meanings and moods. After processing the text by each stream, the results are combined at the level of a higher layer, which allows taking into account both the details of the linguistic structure and the general content of the text for a more accurate determination of the depressive state.

Based on the proposed method, the design and development of appropriate software was performed, which includes aspects of datalogical modeling. In particular, a database structure was developed for storing training data, classification results, and metadata. A study of the effectiveness of the method was conducted using the created software implementation, which demonstrated the ability of neural network classification of messages for the presence of a depressive state.

The results showed high effectiveness of the proposed method compared to analogues. In particular, the BERT model reached a value of 0.88 in terms of the area under the ROC curve metric, and the RedditBERT model - 0.86. At the same time, the proposed architecture showed a value of 0.98, which is 0.1 higher than BERT in its pure form and 0.12 higher than RedditBERT.

Thus, the proposed method demonstrates a significant advantage over existing solutions and can be used for more accurate detection of depressive states from text messages. Further research will be aimed at increasing the accuracy of the method and adapting it to work with texts in languages other than English. This will allow expanding the scope of application of the method and ensuring its effectiveness in various cultural and linguistic contexts.

Keywords: neural network detection of depressive state, datalogical model, neural network

Аналіз предметної області

В умовах сучасного соціального та професійного середовища тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, які можуть сприяти розвитку депресії. Виявлення депресивних станів на ранніх етапах є важливим для своєчасного втручання та профілактики більш серйозних психічних розладів [1].

У контексті цифровізації та широкого використання комунікаційних платформ, технології обробки природної мови стають потужним інструментом для моніторингу психологічного стану населення. Зокрема, нейромережеві методи дозволяють автоматизовано аналізувати текстові повідомлення для виявлення депресивних ознак.

Розробка та впровадження таких методів допомагає вчасно ідентифікувати осіб, які потребують психологічної підтримки, та забезпечити їм необхідну допомогу для покращення їхнього психічного здоров'я [2]. Сучасні нейромережеві підходи, завдяки своїй здатності аналізувати великі обсяги текстових даних, можуть значно підвищити ефективність і точність виявлення депресивних станів, що є актуальним завданням для дослідників і практиків у сфері психічного здоров'я [3].

Детальна логічна модель бази даних, розроблена для нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями, забезпечить структурування та ефективну обробку даних, необхідних для цього процесу, а автоматизація виявлення депресивного стану у текстових повідомленнях сприятиме значному покращенню якості надання психологічної допомоги та своєчасності втручання.

Сучасний стан досліджень

На сьогодні депресія є широко визнаною проблемою, що привертає увагу науковців через свій негативний вплив на продуктивність і можливість призводити до суїцидальних думок або дій. Останнім часом машинне навчання та обробка природної мови (NLP) демонструють високу точність у прогнозуванні ознак депресії. Так, у [4] використовувався набір даних із Reddit. Ця платформа виявилася корисною як додаток до традиційних систем охорони здоров'я завдяки своїй оперативності в обміні ідеями, універсальності вираження емоцій та використанню медичних термінів. Було проведено аналіз коментарів і постів із суїцидальними намірами за допомогою NLP для кращого розуміння міждисциплінарних аспектів, пов'язаних із самогубством. Результати показали, що субредити є надійними онлайн-ресурсами для отримання допомоги та надання достовірних даних про психічний стан людей. Для вирішення дослідницької проблеми використовувалися такі алгоритми машинного навчання, як Naive Bayes, SVM, логістична регресія та випадковий ліс. Логістична регресія показала точність 77,29% і f1-оцінку 0,77, що свідчить про ефективність використання цих методів для виявлення людей у групі ризику.

Інше дослідження [5] присвячене аналізу настроїв на основі даних з мікроблогів, зокрема з Twitter. Дослідники збирали дані в режимі реального часу та використовували алгоритми TF-IDF, «Сумка слів» (BOW) і мультиноміальний наївний Байєс (MNB) для оцінки позитивних і негативних почуттів у твітах. Результати дослідження демонструють, що ці методи є точними і можуть використовуватися як додатковий інструмент для діагностики депресії. Хоча дослідження проводилося англійською мовою, його методи можна застосувати й до інших мов.

В дослідженні [6] розглядається можливість покращення діагностики депресії за допомогою інструментів і методів машинного навчання та обробки природної мови. Автори досліджують виклики, пов'язані з виявленням депресії, особливо коли присутні інші стани, такі як посттравматичний стресовий розлад. Використовувалися методи очищення та попередньої обробки даних, вибору функцій та алгоритмів класифікації машинного навчання. Тематичне дослідження порівнює різні класифікатори машинного навчання з точки зору очищення даних, попередньої обробки, вибору функцій, налаштування параметрів і вибору моделі. Дослідження базується на наборі даних Distress Analysis Interview Corpus – Wizard-of-Oz (DAIC-WOZ), створеному для підтримки діагностики психічних розладів, таких як депресія, тривога та ПТСР. Результати показали, що моделі Random Forest і XGBoost досягають точності близько 84%, що значно вище порівняно з моделями SVM, які показали 72% точності. Ці результати свідчать про ефективність запропонованих підходів у покращенні діагностики психічних розладів.

Мета дослідження полягає в проектуванні та розробці інформаційної системи для нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями, що включає аспекти даталогічного моделювання.

Основна частина

Метод нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями полягає в перетворенні вхідних текстових даних за допомогою навченої нейромережевої моделі у числову оцінку, що відображає ймовірність наявності депресивних проявів [7]. Схема та кроки методу нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями наведені на рис. 1.

Вхідними даними є нейромережева модель з дуальною архітектурою на основі трансформерів, яка поєднує моделі BERT та GPT-2, що відповідають за аналіз синтаксичного та семантичного контексту тексту користувача. Модель BERT використовується для синтаксичного аналізу, тоді як GPT-2 відповідає за семантичний аналіз.

Першим кроком є токенизація тексту користувача з використанням токенизаторів моделей BERT та GPT-2, які були використані для навчання нейромережі. На наступному кроці відбувається паралельний аналіз токенизованого тексту обома нейромережами: BERT обробляє текст з точки зору синтаксичних залежностей, а

GPT-2 – з семантичної точки зору.

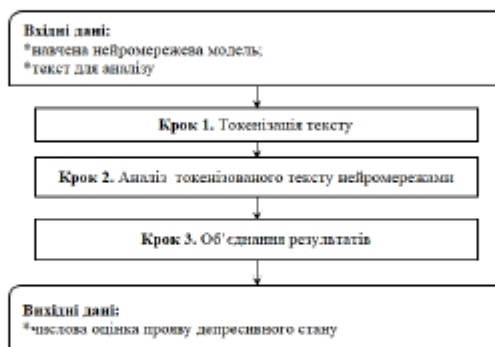


Рис. 1. Схеми та кроки методу нейромережевого виявлення депресивного стану

Третій крок передбачає об'єднання результатів обробки за допомогою спеціального злитого шару, що дозволяє отримати числову оцінку рівня депресивних проявів у тексті користувача. Вихідними даними є числова оцінка наявності депресивного стану в аналізованому тексті, що відображає рівень депресивних проявів.

Інформаційна система для виявлення депресивного стану є прикладною програмною реалізацією методу нейромережевого виявлення депресивного стану, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану [8]. Схеми інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану наведена на рис. 2.



Рис. 2. Схеми інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану

Інформаційна система складається з трьох підсистем та бази даних. «Підсистема редактора бази даних»

забезпечує взаємодію з базою даних, надаючи можливість переглядати, видаляти, додавати нові дані або змінювати існуючі. Компоненти інформаційної системи наведені на рис.3.



Рис. 3. Функційні компоненти інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану

«Підсистема автоматизованого виявлення депресивного стану» є основною складовою системи, яка використовує результати роботи «Підсистеми навчання нейромережі». Ця підсистема дозволяє оцінювати наявність депресивного стану за текстовими описами, що стосуються навчання у закладах освіти, використовуючи нейромережеву модель.

«Підсистема навчання нейромережі» виконує допоміжну функцію, дозволяючи навчати нейромережі та оцінювати їх за такими метриками, як точність, влучність, повнота, F1-міра та матриця невідповідностей. Ця підсистема не має графічного інтерфейсу для користувачів.

База даних зберігає навчені нейромережеві моделі, їх оцінки за метриками, текстові дані для навчання нейромереж, відповідні мітки та оцінки наявності депресивного стану, а також інформацію про власників записів [9, 10]. Вона взаємодіє з усіма підсистемами інформаційної системи [11, 12]. Інфологічна модель бази даних наведена на рис. 4.

Створена база даних містить наступні таблиці: EventsRecommendation, OverallEvaluation, StudyStages, AutomatedDepressionDetection, DepressionDetectionByExperts, ResultEvaluation, StudentGroups, SamplesForIdentification, SubjectStudents, Experts, Institution, Faculty, Departments, Streets, SamplesOrigin, Cities, Sexes, Nationalities, SampleTypes, Courses, RecommendationDirection.

Таблиця «EventsRecommendation» створена для збереження інформації про рекомендації заходів після проведення аналізу дописів. В таблиці містяться поля для збереження дати й часу проведення аналізу, напрямку рекомендації, посилання на відповідний запис про експерта та автора допису, опис дослідження. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), дата й час створення запису «dateTimeOfCreation» (DATETIME), запис щодо автоматизованого визначення результатів «FK_AutomatedResults» (INT), запис таблиці «FK_direction» для співставлення із відповідним записом напрямків рекомендацій (INT), автор текстового допису «FK_expert» (INT), опис запису таблиці «description» (TEXT).



Рис. 4. Даталогічна модель бази даних

Таблиця «OverallEvaluation» слугує для зберігання загальних результатів та оцінок допису. Вона включає такі поля: дата й час початку та завершення аналізу, посилання на відповідні записи про автора та експерта, мінімальну, максимальну та середню оцінки, а також загальний висновок щодо аналізу допису. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), дата й час створення запису «dateTimeOfEvaluationStart» (DATETIME), Дата й час закінчення створення запису «dateTimeOfEvaluationEnd» (DATETIME), відповідальний експерт «FK_expert» (INT), автор допису «FK_author» (INT), результат середнього значення «FK_valueAVG» (INT), максимальне значення «FK_valueMAX» (INT), висновок «conclusion» (TEXT).

У таблиці «StudyStages» передбачені поля для збереження інформації про етапи дослідження, зокрема: мінімальні, максимальні та середні значення, а також детальний опис усіх кроків дослідження. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), дата й час створення запису «dateTimeOfEvaluationStart» (DATETIME), Дата й час закінчення створення запису «dateTimeOfEvaluationEnd» (DATETIME), відповідальний експерт «FK_expert» (INT), автор допису «FK_author» (INT), результат середнього значення «FK_valueAVG» (INT), максимальне значення «FK_valueMAX» (INT), висновок «conclusion» (TEXT).

Таблиця «AutomatedDepressionDetection» призначена для зберігання даних про автоматизоване виявлення текстів з ознаками депресії. Вона включає поля для посилань на відповідні записи про етап дослідження, зразок тексту, автора тексту та оцінки отриманих результатів. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), дата й час створення запису «dateTimeOfEvaluationStart» (DATETIME), етап дослідження «FK_stage» (INT), запис для аналізу «FK_sample» (INT), автор допису «FK_author» (INT), запис про результати «FK_resultRates» (INT), отримані значення результатів «resultValue» (INT).

Таблиця «DepressionDetectionByExperts» призначена для зберігання даних про виявлення депресивних настроїв у дописах на основі експертного аналізу. Вона містить такі поля: дата й час проведення аналізу, посилання на відповідні записи про етап дослідження, інформація про автора та експерта, а також результати аналізу. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), дата й час створення запису «dateTimeOfEvaluationStart» (DATETIME), етап дослідження «FK_stage» (INT), запис для аналізу «FK_sample» (INT), автор допису «FK_author» (INT), запис про результати «FK_resultRates» (INT), отримані значення результатів «resultValue» (INT).

Таблиця «ResultEvaluation» зберігає результати оцінювання зразків. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), максимальне значення «maxValue» (DOUBLE), мінімальне значення «minValue» (DOUBLE).

Таблиця «StudentGroups» призначена для зберігання повної інформації про студентські групи, серед яких здійснюватиметься дослідження текстових дописів. Вона містить такі поля: назва групи, шифр, кількість студентів, посилання на відповідального студента-експерта, а також назви факультету, кафедри та закладу вищої освіти (ЗВО). Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва групи «Name» (TEXT), шифр групи «Code» (TEXT), кількість студентів в групі «studentsNumber» (INT), відповідальний експерт «FK_responsibleExpert» (INT), коментар «Comment» (TEXT), запис про кафедру «FK_department» (INT), запис про спеціальність «FK_course» (INT).

Таблиця «SamplesForIdentification» призначена для зберігання текстових дописів, що підлягають аналізу з метою ідентифікації. Вона містить такі поля: заголовок і зміст допису, посилання на категорію зразка, дані про його автора та експерта, який здійснює дослідження. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва допису «Title» (TEXT), зміст «Text» (TEXT), опис та додаткові відомості про допис «Description» (TEXT), дата й час створення зразка «creationDate» (DATETIME), дата й час додавання зразка «additionDate» (DATETIME), актуальність «Actuality» (TEXT), тип зразка «FK_sampleType» (INT), автор тексту «FK_sampleAuthor» (INT), відповідальний експерт «FK_expert» (INT), походження зразка «FK_origin» (INT).

Таблиця «SubjectStudents» призначена для зберігання даних про студентів досліджуваних груп. Вона включає такі поля: ПІБ, фото, дату народження, відомості про місце навчання та інші контактні дані. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), прізвище студента «FirstName» (TEXT), ім'я студента «LastName» (TEXT), по батькові студента «Patronym» (TEXT), шлях до фото студента «pathToPhoto» (TEXT), стать «FK_sex» (INT), національність «FK_nationality» (INT), група, в якій навчається студент «FK_group» (INT), дата народження студента «BDay» (DATE), вулиця проживання студента «FK_street» (INT), будинок, номер «House» (TEXT), квартира, номер «Apartment» (TEXT), адреса електронної пошти «Email» (TEXT), номер мобільного телефону «Phone» (TEXT), дата початку навчання «eduStartDate» (DATE), дата завершення навчання «eduEndDate» (DATE).

Таблиця «Experts» призначена для зберігання даних про експертів, які здійснюють аналіз текстів. Вона містить такі поля: логін і пароль користувача, ПІБ та інші контактні відомості. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), прізвище «FirstName» (TEXT), ім'я «LastName» (TEXT), по батькові «Patronym» (TEXT), шлях до фото «pathToPhoto» (TEXT), стать «FK_sex» (INT), дата народження «BDay» (DATE), адреса електронної пошти «Email» (TEXT), номер мобільного телефону «Phone» (TEXT), дата активації особистого кабінету «activationStartDate» (DATE), дата деактивації «activationEndDate» (DATE).

Таблиця «Institution» призначена для зберігання даних про заклади вищої освіти, інформація про які включена до бази даних. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва закладу вищої освіти «name» (TEXT).

Таблиця «Faculty» зберігає інформацію щодо факультетів відповідних ЗВО. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва факультету «name» (TEXT), запис про ЗВО «FK_institution» (INT).

Таблиця «Departments» створена для збереження інформації про кафедри закладів вищої освіти. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва кафедри «name» (TEXT), запис про відповідний факультет «FK_faculty» (INT).

Таблиця «Streets» зберігає назви вулиць міст. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва вулиці «name» (TEXT).

Таблиця «SamplesOrigin» створена для збереження даних походжень зразків текстових дописів для подальшого аналізу. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва походження зразка «name» (TEXT), посилання на джерело «link» (TEXT).

Таблиця «Cities» зберігає назви міст. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT),

назва міста «name» (TEXT).

Таблиця «Sexes» зберігає назви статей. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва статі «name» (TEXT).

Таблиця «Nationalities» зберігає назви національностей. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва національності «name» (TEXT).

Таблиця «SampleTypes» зберігає назви типів текстових зразків. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва типу зразка «name» (TEXT).

Таблиця «Courses» зберігає назви навчальних спеціальностей. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва навчальної спеціальності «name» (TEXT).

Таблиця «RecommendationDirection» зберігає назви напрямків рекомендацій. Атрибути таблиці: унікальний ідентифікатор суб'єкта «id» (INT), назва напрямку рекомендації «name» (TEXT).

Для експериментального дослідження ефективності практичного застосування методу було створене програмне забезпечення у вигляді веб-сайту. Результат аналізу тестового повідомлення наведено на рис. 5.

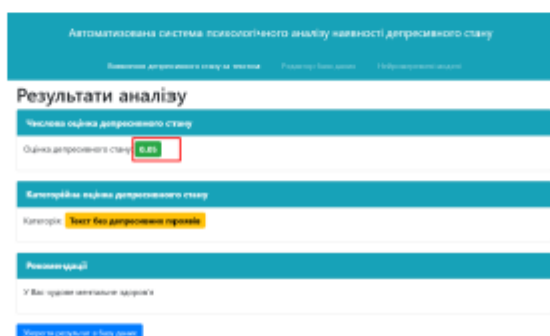


Рис. 5. Приклад обробки текстового повідомлення

Розроблене програмне забезпечення використовує вже навчену нейромережеву модель дуальної архітектури. Було досліджено вплив параметрів на здатність нейромережевих моделей до навчання. Результати проведення дослідження для 4-х альтернативних моделей дуальної архітектури наведені у таблиці 1. У таблиці 2 наведені параметри навчання, на яких були отримані значення з таблиці 1.

Таблиця 1

Результат навчання нейромережевих моделей за метриками

Метрики	Gpt Bert1	Gpt Bert2	Gpt Bert3	Gpt Bert4
Accuracy:	0.95	0.96	0.99	0.98
Precision:	0.94	0.95	0.98	0.97
Recall:	0.96	0.96	0.98	0.98
F1:	0.95	0.96	0.98	0.98

Таблиця 2

Використані параметри навчання нейромережевих моделей дуальної архітектури

Параметри:	Gpt Bert1	Gpt Bert2	Gpt Bert3	Gpt Bert4
К-сть епох	1	3	2	2
Швидкість навчання	7e-5	3e-4	2e-5	1e-3
Розмір батча	4	8	16	32
Довжина змінної послідовності	512	256	128	64

Значення, отримані у результаті дослідження наведені на рис. 6.

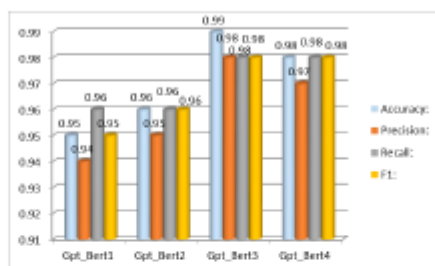


Рис. 6. Результати навчання НМ моделей за метриками

Найкращі результати були досягнуті моделлю Gpt_Bert3, яка навчалася з такими параметрами: кількість епох – 2, швидкість навчання – $2e-5$, розмір батча – 16 та довжина взірної послідовності – 128.

Проте, інші моделі також показали доволі високі результати, що свідчить про здатність всіх навчених моделей коректно ідентифікувати депресивний стан.

Також, виконуючи порівняння з відомими аналогами, у [13] було досягнуто значень 0.88 і 0.86 нейромережами BERT та RedditBERT відповідно за метрикою площі ROC-кривої, у той же час запропонована архітектура цей показник має 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.

Висновки

Розглянуто поточний стан наукового напрямку автоматизованого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями, де на основі опрацьованого матеріалу запропоновано створення методу нейромережевого виявлення депресивного стану за текстовими повідомленнями.

Запропонований метод вирізняється від аналогів своєю двопоточною архітектурою, яка використовує дві паралельні нейронні мережі, що спеціалізуються на різних аспектах аналізу тексту – синтаксичному та семантичному. Потік синтаксичного аналізу зосереджений на виявленні синтаксичної структури тексту, тоді як потік семантичного аналізу спрямований на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту, для більш точного визначення депресивного стану.

Також на основі запропонованого методу було виконано проектування та розробку відповідного програмного забезпечення, що включає аспекти даталогічного моделювання. Проведено дослідження ефективності методу за допомогою створеної програмної реалізації, яка показала спроможність нейромережевої класифікації повідомлень на предмет наявності депресивного стану.

Створений метод показав високу ефективність у порівнянні з аналогами, у яких було досягнуто значень 0.88 і 0.86 нейромережами BERT та RedditBERT відповідно за метрикою площі ROC-кривої, у той же час як запропонована архітектура цей показник має 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT. Подальші дослідження будуть спрямовані на підвищення точності та на роботу з іншими мовами, окрім англійської.

Література

1. Молчанова М.О. Алгоритм виявлення аб'юзивного змісту в україномовному аудіоконтенті для імплементації в об'єктно-орієнтовану інформаційну систему / М.О. Молчанова, О.В. Мазурець, О.В. Собко, Р.В. Віт, В.В. Назаров // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 1 (331). – С. 101–106.
2. Молчанова М.О. Метод нейромережевого виявлення кібербулінгу з використанням хмарних сервісів та об'єктно-орієнтованої моделі / М.О. Молчанова, О.В. Мазурець, О.В. Собко, В.І. Кліменко, В.І.

Андрощук // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – 2024. – № 2 (333). – С. 200–206.

3. Tymofiev I. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services / I. Tymofiev, 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.

4. Jain P. Depression and suicide analysis using machine learning and NLP / P. Jain, K.R. Srinivas, A. Vichare // *Journal of Physics: Conference Series*. – 2022. – Vol. 2161, № 1. – P. 012034.

5. Mali A. Prediction of depression using machine learning and NLP approach / A. Mali, R.R. Sedamkar // *Intelligent Computing and Networking* / V.E. Balas, V.B. Semwal, A. Khandare. – Singapore: Springer, 2022. – Vol. 301.

6. Lorenzoni G. Assessing ML classification algorithms and NLP techniques for depression detection: an experimental case study / G. Lorenzoni, C. Tavares, N. Nascimento, P. Alencar, D. Cowan // *arXiv preprint*. – 2024. – arXiv:2404.04284.

7. Mazurets O. Approach for using neural network BERT-GPT2 dual transformer architecture for detecting persons depressive state / O. Mazurets, I. Tymofiev, R. Dydo // *Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche: raccolta. Збірник наукових статей з матеріалами VI міжнародної науково-практичної конференції*. – Bologna, Repubblica Italiana, 15 листопада 2024. – 2024. – С. 147–151.

8. Тимофіїв І.А. Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейронмережевої моделі дуальної архітектури / І.А. Тимофіїв, В.В. Масловська, М.О. Молчанова, О.В. Мазурець // *Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024: збірник наукових праць XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції*. – Хмельницький, 15–16 листопада 2024. – 2024. – С. 494–498.

9. Mazurets O.V. Datalogic projecting for applied adaptive semantic testing / O.V. Mazurets // *Heritage of European Science: international collective monograph*. – Karlsruhe, Germany: Monographic series «European Science». – 2024. – Book 27. Part 3. Chapter 8. – P. 147–156.

10. Mazurets O. Relation datalogic model for determining the diagnosis based on intellectual NLP-analysis of symptom description / O. Mazurets, O. Sobko, V. Klimenko, Y. Kozenko // *Innovative Development: Synthesis of Scientific Approaches in Various Fields of Research: proceedings of XV International Scientific and Practical Conference*. – Tallinn, Estonia, 20–22 березня 2024. – 2024. – P. 61–66.

11. Мазурець О.В. Даталогічна модель бази даних для виявлення гендерної приналежності за SVM-аналізом дописів інтернет-мереж з використанням об'єктно-орієнтованого проєктування / О.В. Мазурець, М.О. Молчанова, В.І. Клименко, О.В. Собко, П.К. Супрун // *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*. – 2024. – №3, Т.2 (337). – С. 197–204.

12. Mazurets O. Datalogic model for image recognition by convolutional neural network using cloud services / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, D. Klopotivskyi // *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects: proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference*. – Oslo, Norway, 8–10 травня 2024. – 2024. – Pp. 64–68.

13. van Buchem M.M. Applying natural language processing to patient messages to identify depression concerns in cancer patients / M.M. van Buchem, A.A. de Hond, C. Fanconi // *Journal of the American Medical Informatics Association*. – 2024. – Vol. 31, №10. – Pp. 2255–2262.

References

1. Molchanova M.O. Alhorytm vyvaylennia abiuzyvnoho vmistu v ukrainomovnomu audiokontenti dlia implementatsii v obiektno-orientovanu informatsiynu systemu / M.O. Molchanova, O.V. Mazurets, O.V. Sobko, R.V. Vit, V.V. Nazarov // *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Serii: Tekhnichni nauky*. – 2024. – № 1 (331). – S. 101–106.

2. Molchanova M.O. Metod neiromerezhevoho vyavlenia kiberbulihu z vykorystanniam khmarnykh servisiv ta obiektno-orientovanoi modeli / M.O. Molchanova, O.V. Mazurets, O.V. Sobko, V.I. Klimenko, V.I. Androshchuk // *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Seria: Tekhnichni nauky.* – 2024. – № 2 (333). – S. 200–206.
3. 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.
4. Jain P. Depression and suicide analysis using machine learning and NLP / P. Jain, K.R. Srinivas, A. Vichare // *Journal of Physics: Conference Series.* – 2022. – Vol. 2161, № 1. – P. 012034.
5. Mali A. Prediction of depression using machine learning and NLP approach / A. Mali, R.R. Sedamkar // *Intelligent Computing and Networking* / V.E. Balas, V.B. Semwal, A. Khandare. – Singapore: Springer, 2022. – Vol. 301.
6. Lorenzoni G. Assessing ML classification algorithms and NLP techniques for depression detection: an experimental case study / G. Lorenzoni, C. Tavares, N. Nascimento, P. Alencar, D. Cowan // *arXiv preprint.* – 2024. – arXiv:2404.04284.
7. 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 naukovykh statei z materialamy VI mizhnarodnoi naukovopraktychnoi konferentsii.* – Bologna, Repubblica Italiana, 15 lystopada 2024. – 2024. – S. 147–151.
8. Tymofiiiev I.A. Vyavlenia poviazanoho iz navchanniam u zakladakh osvity depresyvnoho stanu za dopysamy z vykorystanniam neiromerezhevoi modeli dualnoi arkhitektury / I.A. Tymofiiiev, V.V. Maslovska, M.O. Molchanova, O.V. Mazurets // *Aktualni problemy kompiuternykh nauk APKN-2024: zbirnyk naukovykh prats XVI Vseukrainskoi naukovopraktychnoi konferentsii.* – Khmelnytskyi, 15–16 lystopada 2024. – 2024. – S. 494–498.
9. Mazurets O.V. Datalogic projecting for applied adaptive semantic testing / O.V. Mazurets // *Heritage of European Science: international collective monograph.* – Karlsruhe, Germany: Monographic series «European Science». – 2024. – Book 27, Part 3, Chapter 8. – P. 147–156.
10. Mazurets O. Relation datalogic model for determining the diagnosis based on intellectual NLP-analysis of symptom description / O. Mazurets, O. Sobko, V. Klimenko, Y. Kozenko // *Innovative Development: Synthesis of Scientific Approaches in Various Fields of Research: proceedings of XV International Scientific and Practical Conference.* – Tallinn, Estonia, 20–22 bereznia 2024. – 2024. – P. 61–66.
11. Mazurets O.V. Datalogichna model bazy danykh dla vyavlenia hendernoii prynalezhnosti za SVM-analizom dopysiv internet-merezh z vykorystanniam obiektno-orientovanoho proiektuvannia / O.V. Mazurets, M.O. Molchanova, V.I. Klimenko, O.V. Sobko, P.K. Suprun // *Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Seria: Tekhnichni nauky.* – 2024. – №3, T.2 (337). – S. 197–204.
12. Mazurets O. Datalogic model for image recognition by convolutional neural network using cloud services / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, D. Klopotivskiy // *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects: proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference.* – Oslo, Norway, 8–10 travnia 2024. – 2024. – Pp. 64–68.
13. van Buchem M.M. Applying natural language processing to patient messages to identify depression concerns in cancer patients / M.M. van Buchem, A.A. de Hond, C. Fanconi // *Journal of the American Medical Informatics Association.* – 2024. – Vol. 31, №10. – Pp. 2255–2262.

Додаток Д

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ДЕПРЕСИВНОГО СТАНУ, ПОВ'ЯЗАНОГО ІЗ НАВЧАННЯМ У ЗАКЛАДАХ ОСВІТИ, ЗАСОБАМИ NLP



Виконав:
Ілля ТИМОФІЄВ

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



Актуальність

В умовах сучасного соціального і академічного середовища тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, що можуть призвести до розвитку депресії. Особливо це актуально в умовах інтенсивного навчального процесу, високих вимог та обмеженого часу для відпочинку і саморегуляції. Виявлення депресивних станів на ранніх етапах може суттєво вплинути на своєчасну підтримку та профілактику серйозніших психічних розладів.

В умовах цифровізації та широкого використання комунікаційних платформ, NLP стає потужним інструментом для моніторингу психологічного стану студентів під час навчального процесу. Розробка і впровадження сучасних методів для автоматизованого виявлення депресивних ознак допоможе вчасно ідентифікувати осіб, які потребують допомоги, і забезпечити їм необхідну підтримку для покращення їхнього психічного здоров'я.

Мета і задачі роботи

Метою кваліфікаційної роботи магістра є розробка методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

У рамках досягнення мети необхідно виконати наступні **задачі**:

- дослідити сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконати аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремити нерозв'язані задачі;
- розробити метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконати підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконати проєктування БД;
- здійснити програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;
- провести тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснити дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.



Об'єкт, предмет, наукова новизна

Об'єкт дослідження. Процес виявлення депресивного стану в контексті навчання в закладах освіти, засобами NLP.

Предмет дослідження. Моделі, методи та засоби обробки природної мови для виявлення депресивного стану у текстах.

Наукова новизна одержаних результатів. Удосконалено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. Удосконалений метод **відрізняється від аналогів** тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. У порівнянні з відомими аналогами, було досягнуто значення площі ROC-кривої 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.



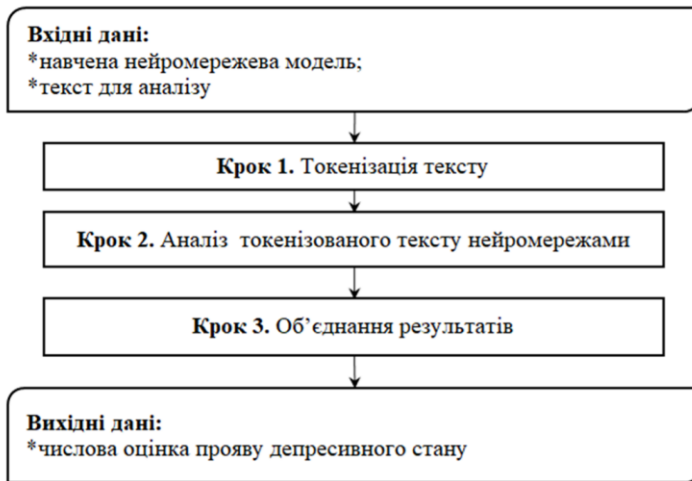


Схема та кроки методу ідентифікації депресивного стану засобами NLP

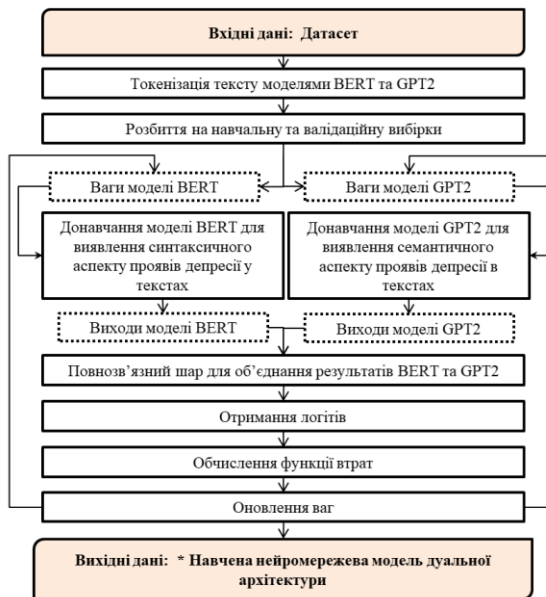
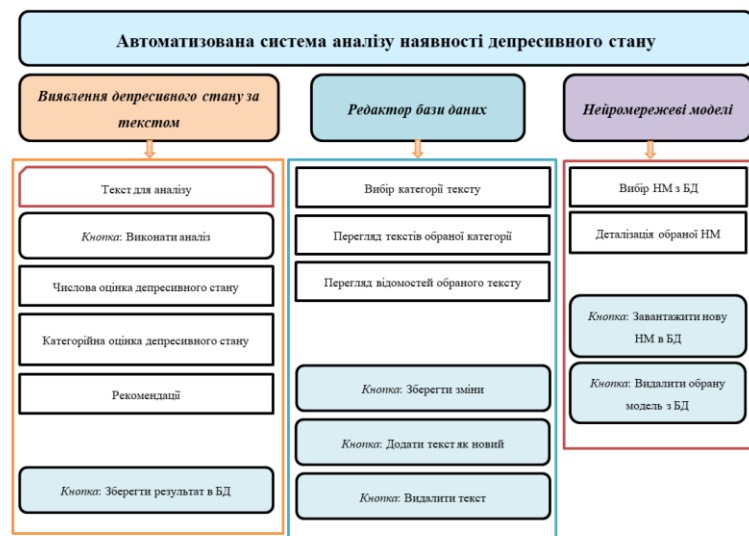


Схема формування та навчання моделі нейронної мережі дуальної архітектури





Схема інформаційної системи автоматизованого виявлення депресивного стану



Компоненти інформаційної системи



Схема маршрутів між сторінками вебсистеми автоматизованого виявлення депресивного стану

Програмна реалізація методу автоматизованого виявлення депресивного стану

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом | Редактор бази даних | Нейронмережові моделі

Виявлення депресивного стану за текстом

Вибрати навчену НМ модель:
Gpt_Bert4

Вибрати текст для аналізу з навігас:
[id: 10, content: 'Text 10', author: 'Author 10', date: '2024-11-11', depression_score: 0]

Текст для аналізу:
I want a vaccine, but many are affected by eating like starving people. I'm on a diet

Виконати аналіз тексту на ознаки депресивного стану

Результати аналізу

Числова оцінка депресивного стану
Оцінка депресивного стану: 0.83

Категорійна оцінка депресивного стану
Категорія: Текст містить депресивні прояви

Рекомендації
Необхідно звернутись за допомогою до спеціаліста

Зберегти результати в базу даних

Підсистеми виявлення депресивного стану

© 2024 Психологічний аналіз by Tumofiev

Програмна реалізація методу автоматизованого виявлення депресивного стану

Редактор бази даних

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом Редактор бази даних Нейромережеві моделі

Редактор бази даних

Вибір категорії тексту:

Без депресивних проявів

Тексти обраної категорії:

Text 1
Text 2
Text 3
Text 4
Text 5

Обраний текст:

It's the fear of losing that makes me jealous too much

Автор:

a2

Дата створення:

5.10.2024

Оцінка депресивності:

0

Додати Текст як новий Зберегти зміни Видалити текст



Програмна реалізація методу автоматизованого виявлення депресивного стану

Робота з нейромережевими моделями

Автоматизована система психологічного аналізу наявності депресивного стану

Виявлення депресивного стану за текстом Редактор бази даних Нейромережеві моделі

Нейромережеві моделі

Навані у базі нейромережеві моделі:

Gpt_Bert1
Gpt_Bert2
Gpt_Bert3
Gpt_Bert4

Деталізація обраної моделі

Назва:

Gpt_Bert4

Дата створення:

15/11/2024

Оцінки продуктивності:

Accuracy: 0.98
Precision: 0.97
Recall: 0.98
F1: 0.98

Завантажити нейромережеву модель в базу Видалити обрану нейромережеву модель з бази



Дослідження ефективності

Результат класифікації текстів з проявами депресії нейромережевими моделями GPT-2, BERT та розробленою дуальною архітектурою

	GPT-2	BERT	Дуальна архітектура
Текст 1	0.81	0.74	0.98
Текст 2	0.93	0.86	0.94
Текст 3	0.63	0.84	0.89
Текст 4	0.76	0.69	0.86
Текст 5	0.49	0.65	0.78
Текст 6	0.67	0.66	0.9
Текст 7	0.97	0.92	0.99
Текст 8	0.84	0.37	0.88
Текст 9	0.78	0.8	0.79
Текст 10	0.69	0.97	0.98



Дослідження ефективності

Результат класифікації текстів без проявів депресії нейромережевими моделями GPT-2, BERT та розробленою дуальною архітектурою

	GPT-2	BERT	Дуальна архітектура
Текст 1	0.23	0.18	0.09
Текст 2	0.17	0.19	0.06
Текст 3	0.19	0.14	0.11
Текст 4	0.36	0.51	0.21
Текст 5	0.45	0.14	0.2
Текст 6	0.07	0.23	0.03
Текст 7	0.05	0.17	0.11
Текст 8	0.19	0.18	0.1
Текст 9	0.31	0.21	0.09
Текст 10	0.12	0.23	0.06



Дослідження ефективності

Результат навчання нейромережових моделей за метриками

Метрики	Gpt_Bert1	Gpt_Bert2	Gpt_Bert3	Gpt_Bert4
Accuracy:	0.95	0.96	0.99	0.98
Precision:	0.94	0.95	0.98	0.97
Recall:	0.96	0.96	0.98	0.98
F1:	0.95	0.96	0.98	0.98

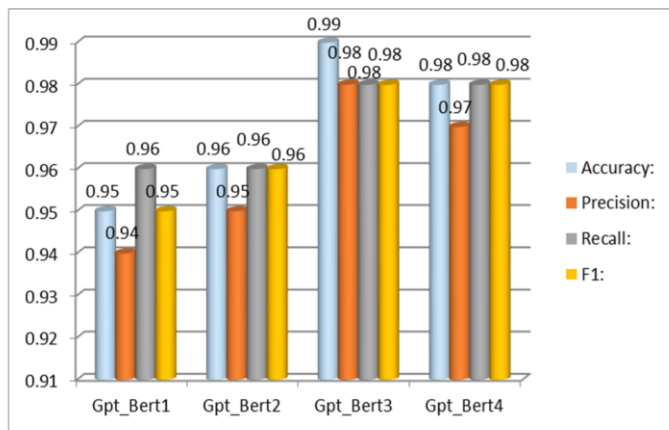
Використані параметри навчання нейромережовий моделей дуальної архітектури

Параметри:	Gpt_Bert1	Gpt_Bert2	Gpt_Bert3	Gpt_Bert4
К-сть епох	1	3	2	2
Швидкість навчання	7e-5	3e-4	2e-5	1e-3
Розмір батча	4	8	16	32
Довжина вхідної послідовності	512	256	128	64

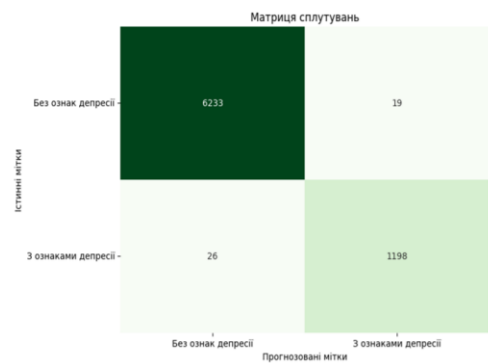


Дослідження ефективності

Результати навчання НМ моделей за метриками



Матриця сплутувань моделі Gpt_Bert3



Висновки

Метою кваліфікаційної роботи магістра було розробити метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами обробки природної мови.

В процесі досягнення мети були виконані поставлені задачі:

- досліджено сучасний стан інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконано огляд теоретичних підходів щодо інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних;
- виконано аналіз наукових публікацій за темою досліджень, виокремлено нерозв'язані задачі;
- розроблено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP;
- виконано підготовку датасету для тренування моделі машинного навчання для виявлення депресивного стану;
- виконано проектування БД;
- здійснено програмну реалізацію методу для автоматизованого виявлення депресивного стану;
- проведено тестування розробленого програмного забезпечення;
- здійснено дослідження ефективності розробленого методу виявлення депресивного стану з використанням розробленої програмної реалізації.



Висновки

В результаті, **було удосконалено метод виявлення депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти, засобами NLP**. Удосконалений метод **відрізняється від аналогів** тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану. У порівнянні з відомими аналогами, було досягнуто значення площі ROC-кривої 0.98, що є на 0.1 вище від BERT в чистому вигляді та на 0.12 вище від RedditBERT.



Anti-Plagiarism v-15.257

Максимальне співпадіння з одним документом 1.0%

Словники перевірки: en_US, ru_RU, ua_UA. Помилки в документах: 11%

ID: 160897 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА на тему Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP Додано в БД: 2024-12-18 Автора: Ілля ТИМОФІЄВ Керівники: Олександр МАЗУРЕЦЬ Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	94004	1315	3217 (3%)	48 (4%)

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: Ілля ТИМОФІЄВ

Співавтор:

Назва: Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

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

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 16.2%

Коефіцієнт подібності 2: 3.6%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 3

Інтервали: 0

Білі знаки: 1

Дата створення звіту: 2024-12-18 08:35:13.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

Дата

18.12.2024

експерт

Петровський Р.О.

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 виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

Автор: Ілля ТИМОФІЄВ

Спеціальність: 122 – Комп'ютерні науки

Освітня програма: освітньо-професійна

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

Після аналізу звіту подібності зроблено такий висновок:

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

Підтвердження:

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

- 1) за програмою Anti-Plagiarism виявлені 1%.
- 2) за програмою StrikePlagiarism КПІ 16,2%, КЦ 3,6%,

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 Іллі ТИМОФІЄВА за темою: Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

1. Актуальність обраної теми

У сучасному соціальному та академічному середовищі тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, часто провокуючи депресію, особливо через інтенсивний навчальний процес і обмежений час для відпочинку. Раннє виявлення депресивних станів критично важливе для своєчасної профілактики серйозних психічних розладів. У цифрову епоху технології NLP стають ефективним інструментом для моніторингу психологічного стану студентів. Впровадження автоматизованих методів виявлення ознак депресії дозволить швидко ідентифікувати тих, хто потребує допомоги, та забезпечити їм необхідну підтримку для зміцнення психічного здоров'я.

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

Кваліфікаційна робота магістра Іллі Тимофієва на тему «Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного з навчанням у закладах освіти, засобами NLP» повністю відповідає предметній сфері спеціальності 122 «Комп'ютерні науки» та встановленим вимогам до кваліфікаційних робіт.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Під час роботи над магістерською кваліфікаційною роботою Ілля Тимофієв проявив себе як відповідальний, наполегливий і ініціативний дослідник. Його робота вирізнялася системним підходом, глибоким аналізом поставлених завдань і прагненням досягти високої якості результатів. Ілля ефективно планував етапи виконання проєкту, демонструючи вміння працювати в умовах обмежених термінів та дотримуватися встановлених вимог. Особливу увагу він приділяв деталям, що забезпечило високу наукову та практичну цінність його роботи.

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 ідентифікації згенерованих штучним інтелектом зображень людей засобами машинного навчання.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Результати магістерської кваліфікаційної роботи містять елементи інноваційності та наукової новизни. У роботі було вдосконалено метод виявлення депресивних станів, пов'язаних із навчанням у закладах освіти, із застосуванням NLP. Запропонований метод вирізняється серед аналогів використанням двопотокової архітектури, що поєднує дві паралельні нейронні мережі. Кожна з мереж спеціалізується на аналізі окремих аспектів тексту – синтаксичного та семантичного.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрант виявив високий ступінь оволодіння необхідними методами дослідження.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема роботи в повній мірі обґрунтована й розкрита, проведено аналіз актуальності та відомих досліджень в межах обраної теми, поставлені завдання у роботі виконані, а також проведено аналіз результатів прикладного застосування запропонованих засобів методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP.

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

Результати кваліфікаційної роботи мають значний потенціал для практичного застосування в різних сферах. Удосконалений метод виявлення депресивних станів, заснований на технологіях NLP, може бути використаний для моніторингу психологічного стану студентів у навчальних закладах, а також в інших сферах, де важливо вчасно виявляти депресивні ознаки. Наприклад, метод може бути впроваджений у платформи для онлайн-навчання, психотерапевтичні сервіси, соціальні мережі або системи підтримки психічного здоров'я.

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 Іллі ТИМОФІЄВА за темою: Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP

1. Актуальність обраної теми

Проблема виявлення депресивного стану в текстових даних є надзвичайно важливою з точки зору інформаційних технологій. Це пов'язано зі здатністю сучасних систем обробки природної мови розпізнавати тонкі емоційні та психічні стани в текстах. У сучасному цифровому середовищі, де щодня генеруються величезні обсяги даних через соціальні мережі, форуми та інші онлайн-платформи, існує потреба в ефективних інструментах для аналізу та виявлення потенційних психічних розладів, одним з яких є депресія. Раннє виявлення депресивних симптомів є важливим для своєчасної профілактики серйозних психічних розладів. Депресія має прояви, які часто виражаються на письмі. З урахуванням збільшення тривалості спілкування онлайн, інтелектуальне виявлення депресивного стану у текстових даних є актуальним, а рання діагностика та лікування депресії сприяють покращенню якості життя та запобігають подальшим ускладненням.

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

Тема магістерської роботи «Метод виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP», 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

У роботі автор повністю розкриває мету дослідження та ефективно вирішує поставлені завдання, чітко визначені в межах теми.

4. Наявність наукової новизни

Результати магістерської роботи мають інноваційний характер і вносять наукову новизну. У дослідженні було удосконалено метод виявлення депресивних станів, пов'язаних з навчанням, за допомогою NLP. Запропонований підхід відрізняється від існуючих аналогів завдяки двопоточній архітектурі, що інтегрує дві паралельні нейронні мережі, кожна з яких фокусується на окремих аспектах тексту – синтаксисі та семантиці.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота містить чотири розділи: у першому розділі виконано дослідження предметної області інтелектуального виявлення депресивного стану у текстових даних. Другий розділ присвячено розробці методу виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти, засобами NLP. У третьому розділі виконано проектування інформаційної системи для виявлення депресивного стану, пов'язаного із навчанням у закладах освіти. У четвертому розділі виконано експериментальне дослідження ефективності практичного застосування методу виявлення депресивного стану.

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 перелік посилань скороченнями, що зустрічаються безпосередньо в тексті записки. Є незначні похибки в оформленні переліку посилань.


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 Степанович, д.т.н. проф. каф. ЖІТС

«18» грудня 2024 р



підпис