

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА
Факультет інформаційних технологій
Кафедра інтелектуальних технологій

ВИПУСКНА КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
БАКАЛАВРА
НА ТЕМУ

Модуль розпізнавання фейкових новин

Галузь знань 12 «Інформаційні технології»

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

Освітня програма «Комп'ютерні науки»

Освітній рівень: бакалавр

Виконав: студент 4 курсу, групи КН- 41

_____ Валько К.В.
(прізвище та ініціали)



Керівник _____ Снитюк В.Є.
(прізвище та ініціали)

_____ доктор технічних наук, професор
(науковий ступінь, звання)



Випускна кваліфікаційна робота бакалавра допущена до захисту
рішенням кафедри *інтелектуальних технологій*
Протокол №_13_ від_05.06.2023 р.
зав. кафедри_____доц. Іларіонов О.Є.

Київ – 2023

КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА

Факультет інформаційних технологій

Кафедра інтелектуальних технологій

Спеціальність 122 «Комп'ютерні науки»

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри інтелектуальних технологій

доц. Іларіонов О.Є.

(звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

«__» _____ 20__ р.

ЗАВДАННЯ НА ВИПУСКНУ КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ СТУДЕНТЦІ

Валько Катерині Віталіївні

1. Тема роботи

«Програмний модуль розпізнавання фейкових новин»

—

затверджена наказом по університету від « 11 » листопада 2022 р. протокол №4

2. Термін здачі студентом закінченого роботи

07.05.2023

3. Вихідні дані до роботи

Devlin, J. (2018, October 11). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/1810.04805>

Géron, A. (2019). Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow, 2nd Edition. Retrieved from https://books.google.it/books?hl=uk&lr=&id=X5ySEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PT10&dq=python+pandas+keras+tensorflow&ots=yB5tqj56yP&sig=jOk3XvhvhtaJebm3I6tvTMjhIDg&redir_esc=y#v=onepage&q=python%20pandas%20keras%20tensorflow&f=false

Siddiqui T. & Tiwary U. S. (2008). Natural language processing and information retrieval. Oxford Univ Press.

4. Зміст пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

o Аналіз підходів до виявлення дезінформації.

o Дослідження існуючих програмних засобів, що призначені розв'язання для задачі розпізнавання фейкових новин.

o Формулювання вимог до розроблюваного застосунку.

- o Аналіз алгоритмів класифікації новин.
- o Створення модуля виявлення фейкових новин.
- o Розробка інструментальних засобів та здійснення їх верифікації.
- o Аналіз відповідності застосунку вимогам.

5. Перелік презентаційного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових презентацій)

Порівняльний аналіз існуючих програмних рішень для задачі класифікації фейкових новин

Схема основних процесів, контекстна діаграма та декомпозиція контекстної діаграми

Архітектура ІС

Структурна схема програмних модулів

Статистика найпоширеніших слів в новинах

Приклад даних датасету до та після первинної обробки

Результат запуску моделі, результат confusion matrix

Результат класифікації текстів (тестовий приклад)

6. Консультанти з випускної кваліфікаційної роботи із зазначенням її розділів, що їх стосуються

| Розділ | Консультант | Підпис, дата | |
|--------|-------------|----------------|------------------|
| | | Завдання видав | Завдання прийняв |
| | | | |
| | | | |
| | | | |

7. Дата видачі завдання

16 лютого 2023

Керівник _____ / Снитюк В.Є. / (підпис)

Завдання прийняв до виконання _____ / Валько К.В. /

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

| Пор. № | Назва етапів випускної кваліфікаційної роботи | Термін виконання етапів випускної кваліфікаційної роботи | Примітка |
|--------|---|--|---|
| 1 | I процентування | 16.02.2023 – 01.03.2023 | |
| 2 | II процентування | 01.04.2023 – 10.04.2023 | |
| 3 | III процентування | 01.05.2023 – 10.05.2023 | |
| 4 | Передзахист | 19.05.2023 – 28.05.2023 | |
| 5 | Перевірка готових дипломних робіт на плагіат. | 30.05.2023 – 06.06.2023 | Після перевірки на плагіат правки у роботу вносити не можна. |
| 6 | Здача готових дипломних робіт на кафедру. | 07.06.2023 – 11.06.2023 | <ul style="list-style-type: none"> • підписана керівником та студентом кваліфікаційна робота. • підписаний відгук керівника • підписана рецензія • архів з програмним продуктом • презентація доповіді |

Студент  /Валько К.В. / (підпис)

Керівник випускної кваліфікаційної роботи  /Снитюк В.Є. / (підпис)

Анотація

Валько Катерина Віталіївна виконала випускню кваліфікаційну роботу на тему «Модуль розпізнавання фейкових новин» за спеціальністю 122 – «Комп'ютерні науки».

У випускній кваліфікаційній роботі проведено аналіз методів виявлення неправдивих новин в інтернеті. Перший розділ розпочинається аналітичним оглядом літератури з даної теми дослідження. Далі проведено аналіз існуючих інструментальних засобів розпізнавання фейкових новин та основних процесів предметного середовища. Поставлено задачу розробки системи розпізнавання фейкових новин.

У другому розділі описано розробку архітектури системи виявлення правдивості новин. Проведено аналіз функцій системи та розглянуто інформаційне забезпечення системи.

Третій розділ присвячений програмному забезпеченню виявлення фейкових новин. Обґрунтовано вибір програмних засобів та описано структуру програмного забезпечення. Розглянуто модулі текстового аналізу даних, попередньої обробки даних, виявлення фейкових новин та серверу для демонстрації. Надано керівництво користувача та огляд процесу тестування. Розроблено програмне забезпечення, що виконує аналіз правдивості новин.

Ключові слова: фейкові новини, дезінформація, система, BERT.

Summary

The Bachelor's thesis: «Fake News Recognition Module» has completed by **Kateryna Valko** specialty 122 – «Computer Sciences».

The Bachelor's thesis, an analysis of methods for detecting fake news on the internet was conducted. The first chapter begins with an analytical review of the literature on the research topic. An analysis of existing instrumental tools for recognizing fake news and the main processes of the subject environment were further conducted. The task of developing a system for detecting fake news was set.

In the second chapter, the development of the architecture of the truth detection system is described. An analysis of the system's functions is conducted, and the information support for the system is discussed.

The third chapter is dedicated to the software implementation of fake news detection. The choice of software tools is justified, and the structure of the software is described. Modules for text data analysis, data preprocessing, fake news detection, and a server for demonstration purposes are discussed. User instructions and an overview of the testing process are provided. Software that performs the analysis of news authenticity has been developed.

Keywords: fake news, disinformation, system, BERT.

Умовні скорочення

BERT – Bidirectional Encoder Representations from Transformers

SVM – Support Vector Machine

NB – Naive Bayes

CNN – Convolutional Neural Network

NN – Neural Network

БД – база даних

ІС – інформаційна система

СШІ – система штучного інтелекту

DFD – data flow diagrams

ML – Machine Learning

Зміст

| | |
|---|----|
| ВСТУП | 9 |
| РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ НЕПРАВДИВИХ НОВИН В ІНТЕРНЕТІ | 11 |
| 1.1 Аналітичний огляд літератури за темою дослідження | 11 |
| 1.2 Аналіз існуючих інструментальних засобів розпізнавання фейкових новин | 16 |
| 1.3 Аналіз основних процесів предметного середовища | 19 |
| 1.4 Постановка задачі розробки системи розпізнавання фейкових новин | 22 |
| Висновки до першого розділу | 24 |
| РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ПРАВДИВОСТІ НОВИН | 25 |
| 2.1 Аналіз функцій системи | 25 |
| 2.2 Інформаційне забезпечення системи виявлення фейкових новин | 33 |
| Висновки до другого розділу | 36 |
| РОЗДІЛ 3 ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН | 37 |
| 3.1 Обґрунтування вибору програмних засобів для реалізації | 37 |
| 3.2 Структура програмного забезпечення | 39 |
| 3.2.1 Модуль текстового аналізу даних | 40 |
| 3.2.2 Модуль попередньої обробки даних | 43 |
| 3.2.3 Модуль виявлення фейкових новин | 46 |
| 3.2.4 Модуль серверу для демонстрації | 47 |
| 3.3 Керівництво користувача | 49 |
| 3.4 Огляд процесу тестування | 52 |
| Висновки до третього розділу | 58 |
| ВИСНОВКИ | 59 |
| СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ | 60 |
| ДОДАТКИ | 63 |

ВСТУП

У наш час інформаційний простір займає велику частку в житті, і з кожним днем стає все складніше оцінювати інформацію, яка надходить. У світі інтернет-медіа та соціальних мереж часто з'являються фейкові новини, які можуть завдати шкоди як окремим людям, так і суспільству в цілому.

Україна не є винятком, в умовах війни в країні багато закордонних медіа поширюють дезінформацію з метою залякування, деморалізації та власної вигоди висвітлення подій.

У цій роботі розглянуто методи та підходи до виявлення фейкових новин з метою запобігання їх поширенню та мінімізації їх впливу на суспільство. Медіа формують наші погляди на багато різних важливих тем, включаючи політику та поточні події у світі. Літні люди особливо сприйнятливі до неправдивих новин в Інтернеті, через те, що вони менш обізнані в цифровому просторі порівняно з молодшими людьми[1]. Існують способи для підвищення медіаграмотності такі як курси чи лекції, на які треба витратити час, щоб здобути знання. Штучний інтелект, що розпізнає достовірність новин, є універсальним способом для швидкого отримання результату.

Метою роботи є розробка програмного модуля, який призначений для надання допомоги людині в розпізнаванні правдивості новин.

Особливістю випускної кваліфікаційної роботи є аналіз правдивості новин саме про війну в Україні. Дані для обробки було сформовано власноруч із відкритих джерел.

Результатом роботи є повноцінний додаток з підтримкою української мови, де користувач може перевірити новину на достовірність.

Об'єктом дослідження є процеси розпізнавання істинності новин з використанням технологій обробки текстової інформації.

Предмет дослідження – інформаційна технологія розпізнавання істинності новин на основі новин про війну в Україні з використанням методики машинного навчання BERT.

У ході роботи були поставлені та вирішені наступні завдання:

- Проаналізувати методи виявлення фейкових новин.
- Дослідити наявні програмні продукти, що виконують поставлену задачу.
- Сформулювати вимоги до розроблюваного застосунку.
- Проаналізувати алгоритми класифікації новин.
- Створити модуль виявлення фейкових новин.
- Провести тестування модуля.
- Розробити інструментальні засоби для поставленої задачі.

Загальний обсяг роботи – 60 сторінок. Робота містить у собі аналітичну та практичну частину, що складає 13 параграфів.

У першому розділі роботи проведено аналіз проблеми та методів виявлення фейкових новин, сформульовано основну задачу, яка полягає у реалізації моделі, яка буде ідентифікувати правдивість новин, проаналізовано алгоритми та наявні проєктні рішення для розв’язання поставленої проблеми, сформовано вимоги до застосунку.

У другому розділі роботи проведено функціональний аналіз, визначена головна мета функціонування системи, розроблено архітектуру інформаційної системи, визначено дерево функцій та діаграми процесу виявлення фейкових новин в нотації IDEF0 та DFD.

У третьому розділі роботи аргументовано вибір інструментальних засобів для виконання поставленої задачі, описано побудову модулів, сформовано тести для перевірки їх роботи, показано приклади роботи програми та наведені результати на графіках і діаграмах.

РОЗДІЛ 1 АНАЛІЗ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ НЕПРАВДИВИХ НОВИН В ІНТЕРНЕТІ

1.1 Аналітичний огляд літератури за темою дослідження

У сучасному світі інформація на просторах інтернету легкодоступна та швидко поширюється, тому фейкові новини мають потенціал для стрімкого розповсюдження та широкого охоплення, завдаючи шкоди у великих масштабах, що може мати серйозні наслідки для окремих людей, громад і навіть цілих країн.

Виявлення фейкових новин має вирішальне значення для підтримки точності та цілісності інформації та запобігання поширенню неправдивих і потенційно шкідливих ідей.

За даними дослідження[1] (рис.1.1) 2021 року результати показали, що медіаграмотність 15% українців є низькою, у третини (33%) – нижчою за середню, 44% аудиторії притаманний вищий за середній рівень медіаграмотності, а 8% – високий. Цілком передбачуваним є високий рівень медіаграмотності у молоді 18–25 років (завдяки цифровій компетентності) й низький серед старшої вікової групи 56–65[1].



Рисунок 1.1 – Рівень медіаграмотності українців за 2021 рік[2]

Використання штучного інтелекту та машинного навчання може значно підвищити здатність виявляти фейкові новини та пом'якшити їх негативний вплив на суспільство.

З аналізу наявних досліджень [1-11] стосовно методів виявлення підроблених новин не можливо визначити, певний набір алгоритмів чи методів, який найкраще підходить для розв'язання розглянутої проблеми. Більшість робіт описують власні комбінації з уже відомих методів для вирішення задачі якомога достовірніше. Розглянемо їх детальніше.

У магістерській дисертації[3] Ошийко Я. була розглянута реалізація методів класифікації дезінформації україномовного тексту за сентиментом. У порівнянні брали участь такі алгоритми як логістична регресія, класифікація лінійних опорних векторів, градієнтне підсилювання, метод k-найближчих сусідів. Результати представлені на рис 1.2.

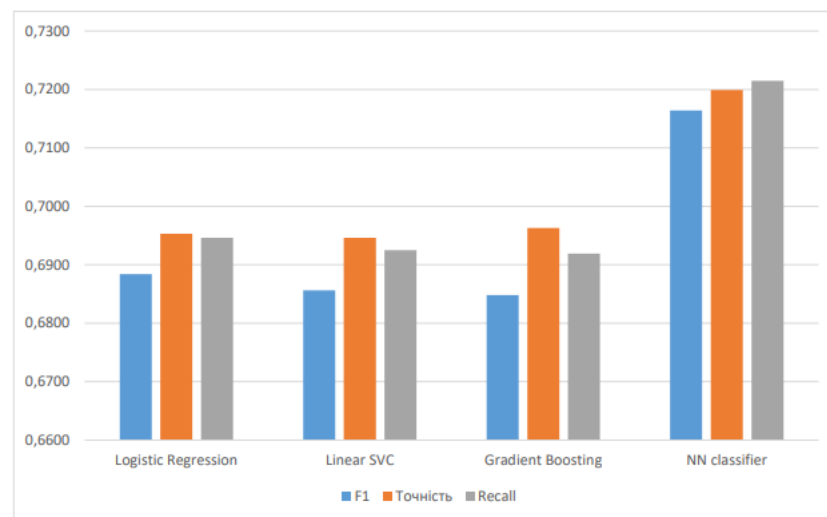


Рисунок 1.2 – Оцінка якості класифікатора за сентиментом[3]

У статті[4] Federico Monti, Fabrizio Frasca та інші, показують нову модель автоматичного виявлення фейкових новин, засновану на глибокому геометричному навчанні. Основні алгоритми ядра є узагальненням класичних CNN на графіки, що дозволяє об'єднувати різноманітні дані, такі як вміст, профіль користувача, соціальний графік і розповсюдження новин.

На відміну від складних методів, що поєднують у собі декілька підходів є базові алгоритми такі як SVM, NB, Logistic Regression, Random Forest, CNN, NN, K-Nearest Neighbor, Decision Tree.[5,6]

Так, у статті[5] була запропонована гібридна структура згорткових нейронних мереж CNN для інтеграції тексту та метаданих (рис.1.3), а результати

роботи включали оцінки набору даних для моделі лише з текстом, та гібридні моделі текст і метадані.

| Models | Valid. | Test |
|---------------------|--------------|--------------|
| Majority | 0.204 | 0.208 |
| SVMs | 0.258 | 0.255 |
| Logistic Regression | 0.257 | 0.247 |
| Bi-LSTMs | 0.223 | 0.233 |
| CNNs | 0.260 | 0.270 |
| Hybrid CNNs | | |
| Text + Subject | 0.263 | 0.235 |
| Text + Speaker | 0.277 | 0.248 |
| Text + Job | 0.270 | 0.258 |
| Text + State | 0.246 | 0.256 |
| Text + Party | 0.259 | 0.248 |
| Text + Context | 0.251 | 0.243 |
| Text + History | 0.246 | 0.241 |
| Text + All | 0.247 | 0.274 |

Рисунок 1.3 – Оцінки набору даних для моделей з текстом, та гібридні моделі

Робота [6] Базилевич В.М. та Прибисько М.Д. описує три методи класифікації це логістична регресія, дерево рішень та випадковий ліс, де в результаті роботи класифікатора дерева рішень було отримано найкращий результат.

Dharmaraj R. Patil у роботі [7] виконав дослідження, у якому порівняв ефективність роботи алгоритмів на одному наборі даних (рис. 1.4).

| Classifier | Accuracy, % | Precision, % | Recall, % | F1-score, % |
|---------------------|-------------|--------------|-----------|-------------|
| Logistic Regression | 94.89 | 95 | 95 | 95 |
| Random Forest | 91.60 | 92 | 92 | 92 |
| SVM | 96.49 | 97 | 96 | 96 |
| Naive Bayes | 84.62 | 88 | 85 | 84 |
| Decision Tree | 88.51 | 89 | 89 | 89 |

Рисунок 1.4 – Результати аналізу алгоритмів оцінка ефективності методів

З отриманих результатів можна зробити висновок, що найкращий результат виконання поставленої задачі дав SVM класифікатор. NB та Decision Tree алгоритми також дають можливість вирішувати класифікацію на заданому наборі даних, але їх точність менша за 90%, що означає необхідність налаштування.

Згідно з аналізом в статті[8] Ковбасюка О.М. та Грицюка Ю.І. було досліджено, що попри прийнятні результати роботи стандартних алгоритмів, Sudhakar Murugesan [9], Rohit Kumar Kaliyar [10], Nishant Rai[11] у своїх

дослідженнях довели, що одними з найкращих методів визначення фейкових новин є рішення, побудовані на BERT моделі для класифікації текстів.

BERT (англ. Bidirectional Encoder Representations from Transformers, двоспрямовані кодувальні подання з трансформерів) – методика машинного навчання, що ґрунтується на трансформері, призначена для попереднього тренування процедури оброблення природної мови, розроблена компанією Google. BERT було створено й опубліковано 2018 року Джейкобом Девлінім та його колегами з Google[8].

З аналізу джерел було встановлено, що тема розпізнавання фейкових новин в науковій літературі представлена, але потрібно відзначити, що особливістю таких представлень є базування на традиційних алгоритмах, таких як логістична регресія, SVM, NB, дерева рішень та випадковий ліс, тоді як мала частина використовує новіші методи глибокого навчання, зокрема згорткові нейронні мережі.

Перевагами логістичної регресії є простота та швидкість моделі для роботи з невеликими обсягами даних. Добре підходить для бінарної класифікації. Варто зазначити, що якщо дані складні та неоднорідні, то логістична регресія може дати погані результати.

Перевагами методу опорних векторів (SVM) є хороша точність класифікації, навіть при наявності шуму у вхідних даних, ефективність для великих обсягів даних. До недоліків можемо віднести потребу у великій кількості ресурсів для навчання та передбачення моделі.

Наївний Байєсівський класифікатор (NB) має наступні переваги: швидкий та ефективний для великих обсягів даних, добре підходить для багатокласової класифікації. Однак, погана точність, порівнюючи з іншими методами класифікації та низька ефективність для даних зі складною структурою.

Дерева рішень має наступні переваги: досить ефективні для класифікації та візуалізації даних, але не дуже стійкі до шуму в даних та легко перенавчаються на складних моделях.

В роботі буде застосовано відносно нову модель BERT, що є глибокою нейронною мережею, яка використовує трансформери для обробки природної мови. Ця модель відома своєю здатністю до ефективного розв'язання задач, пов'язаних з розумінням природної мови, включаючи класифікацію текстів. Особливою перевагою BERT є його здатність до розуміння контексту та врахування довготривалих залежностей між словами, що забезпечує високу точність класифікації.

Недоліки інших моделей, як SVM, NB, дерева рішень, випадковий ліс, згорткові нейронні мережі полягають у тому, що вони не здатні до повного розуміння контексту та залежностей між словами, що може призвести до низької точності розпізнавання фейкових новин. Такі моделі можуть використовувати обмежені функції для розв'язання задачі класифікації, що робить їх менш ефективними в порівнянні з BERT.

Отже, BERT модель підходить краще для розпізнавання фейкових новин, оскільки забезпечує високу точність, здатність до повного розуміння контексту та залежностей між словами. Вона може використовуватись як для класифікації текстів в загальному, так і для розпізнавання конкретних ознак фейкових новин.

1.2 Аналіз існуючих інструментальних засобів розпізнавання фейкових новин

Оскільки дана проблема є досить актуальною, існують застосунки, щоб допомогти її вирішити. Далі наведено список популярних ресурсів які виявляють новини які не є достовірними, або ненадійних користувачів.

Botometer[12] – сайт оцінює облікові записи за шкалою від одного до п'яти – один справжній, а п'ять — фейковий, на основі його історії, твітів і згадок.

FactCheck.org – вебсайт, де користувачі можуть ставити запитання щодо обґрунтованості політичних тверджень та інформації, команда, що стоїть за сайтом, проводить розслідування та дає висновок. Детальні пояснення включають інформацію про те, хто зробив заяву, коли вона була зроблена та як були перевірені факти.

Розробка Politifact[13] – лауреат Пулітцерівської премії, перевіряє факти заяв політиків і блогерів. Репортер досліджує та пише перевірку фактів, пропонує оцінку та передає звіт редакторам які роблять висновок. Сайт має базу новин які надсилають користувачі з оцінками за шкалою від «правда» до «горять штани».

Вебсайт Snopes[14] – З 1994 року Snopes оцінює заяви, статті, публікації в соціальних мережах, зображення та відео на предмет їх обґрунтованості. Замість загальних оцінок «правда чи хибність» Snopes використовує більш конкретні категорії, зокрема правда, хибність, суміш, переважно правда, переважно хибність, застаріле, неправильно присвоєне, неправильно вказано тощо. На сайті також розміщено список сайтів фейкових новин.

TrustServista[15] — це розширення для браузера та платформа на базі штучного інтелекту, призначена спеціально для учасників медіа, які перевіряють факти та творців контенту. Розширення аналізує будь-які цифрові новинні статті. TrustServista перевіряє стиль, фактичні посилання, контекст та інші відповідні аспекти письмової роботи. Він генерує загальну оцінку надійності для кожної новини.

Проаналізувавши застосунки виявлення фейкових новин, можемо виділити категорії для їх порівняння. Розглянемо таблицю 1.1 з чітким порівнянням за наступними критеріями:

- o простота використання
- o тип продукту
- o потреба авторизації
- o підтримка української мови
- o параметри задані користувачем
- o безплатне використання
- o автоматизована перевірка інформації

Таблиця 1.1 – Порівняльний аналіз існуючих рішень

| | Bo to me ter | Fa ctC hec k.o rg | Po liti fac t | Sn op es | TrustServis ta |
|---|-----------------------|-------------------------------|------------------------|----------------|----------------------|
| Простота використання | + | + | + | + | - |
| Тип продукту | сайт | сайт | сайт | сайт | Розширення Chrome |
| Без авторизації | - | + | + | + | - |
| Підтримка української мови | + | - | - | - | - |
| Параметри задані користувачем | - | - | + | + | - |
| Безплатне використання | + | - | - | + | + |
| Автоматизована перевірка інформації (СШ) | + | - | - | - | + |

Розглянувши ці найпоширеніші застосунки виявлення фейкових новин, можемо зробити висновок про те, що лише у невеликій кількості з них використовується штучний інтелект для виконання цієї задачі, більшість керується ручною перевіркою експертів. Це надійний, але тривалий процес з залученням людей високої кваліфікації. В порівнянні з цим методом використання штучного інтелекту має суттєві переваги, такі як швидкий, автоматизований процес перевірки та виконання роботи за велику кількість людей.

Також розглянуті вище застосунки допомагають з аналізом тексту на правдивість, але більшість з них пропонують вже визначені заздалегідь новини та власну новину не можна перевірити. Також вони не підтримують україномовний контент, щоб користуватись додатками необхідно перекласти тест новин на англійську мову.

Ми пропонуємо розробити додаток технологій штучного інтелекту з використанням технологій ШІ, в якому оброблюються новини для україномовної аудиторії з основним модулем перевірки новин заданих користувачем.

1.3 Аналіз основних процесів предметного середовища

Розробимо схему основних процесів узагальненої моделі розпізнавання фейкових новин (рис.1.5). Для аналізу системи розпізнавання фейкових новин використовуємо методології IDEF0 та DFD.



Рисунок 1.5 – Схема основних процесів

Схема основних процесів розпізнавання фейкових новин включає в себе такі етапи, як формування даних, обробка, створення та тренування моделі та перевірка результатів. Кожен з цих етапів може вимагати різних видів вхідних даних, наприклад текст новини, посилання на новину, додаткову інформацію про час публікації.

Схема основних процесів не надає повного уявлення про всі процеси, які необхідні для ефективного розпізнавання фейкових новин, тому було розроблено контекстну діаграму процесів, яка допомагає краще розуміти процес розпізнавання фейкових новин та виділяти його основні елементи (рис. 1.6.)

Таблиця 1.2 – Опис зв'язків контекстної діаграми

| Назва | Тип | Зовнішній об'єкт |
|--------------------|--------------------|------------------|
| Вхідний текст | Вхідна інформація | Відкриті джерела |
| Мітки | Вхідна інформація | Користувач |
| Класифіковані дані | Вихідна інформація | Розробник |

Контекстна діаграма дає змогу побачити, що розробник керуючись документами про обробку даних, та алгоритми класифікації, отримує статті з різних джерел, а потім виконує кілька етапів обробки, таких як збір даних, попередня обробка, класифікація після чого на виході буде отримано класифіковані дані.

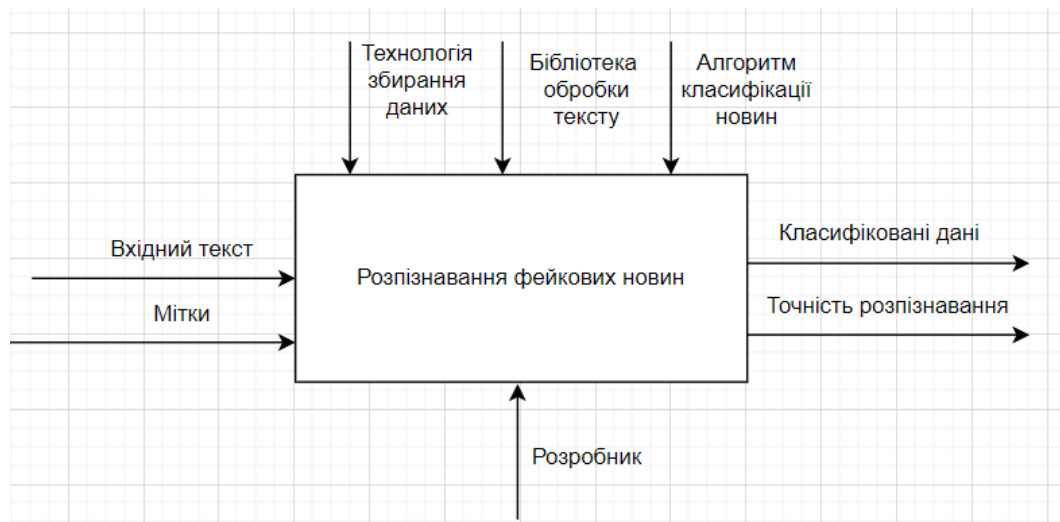


Рисунок 1.6 – Контекстна діаграма

Декомпозиція контекстної діаграми процесів розпізнавання фейкових новин є дуже важливим етапом при розробці такої системи. Вона дозволяє детальніше розглянути кожен процес та визначити потреби в ресурсах для кожного з модулів. Це забезпечує ефективність та точність роботи системи, а також зменшення часу виконання проєкту.

Декомпозиція контекстної діаграми (рис. 1.7) складається з таких процесів:

- Модуль формування датасету, який отримує на вхід дані для аналізу та мітки, і на виході створює структуровані дані, необхідні для подальшого аналізу.
- Модуль попередньої обробки, який отримує на вхід структуровані дані та виконує їх фільтрацію та видалення дублікатів, щоб на виході ми отримали чисті дані, які можна використовувати для тренування моделі.
- Модуль тренування моделі, який отримує на вхід чисті дані і навчає модель розпізнавання. На виході отримуємо точність розпізнавання, що буде використовуватися для подальшого вдосконалення моделі.

- Модуль отримання результатів, який отримує на вхід натреновану модель розпізнавання. На виході отримуємо точність розпізнавання та класифіковані дані. Ці дані можна використовувати для подальшого аналізу та покращення системи розпізнавання.

Декомпозиція контекстної діаграми містить в собі такі елементи, як формування датасету, попередню обробку, тренування моделі та отримання результатів. Кожен з цих елементів має свої вхідні дані та вихідну інформацію, наприклад, формування датасету має вхідну інформацію від даних для аналізу та міток, а вихідна інформація – структуровані дані.

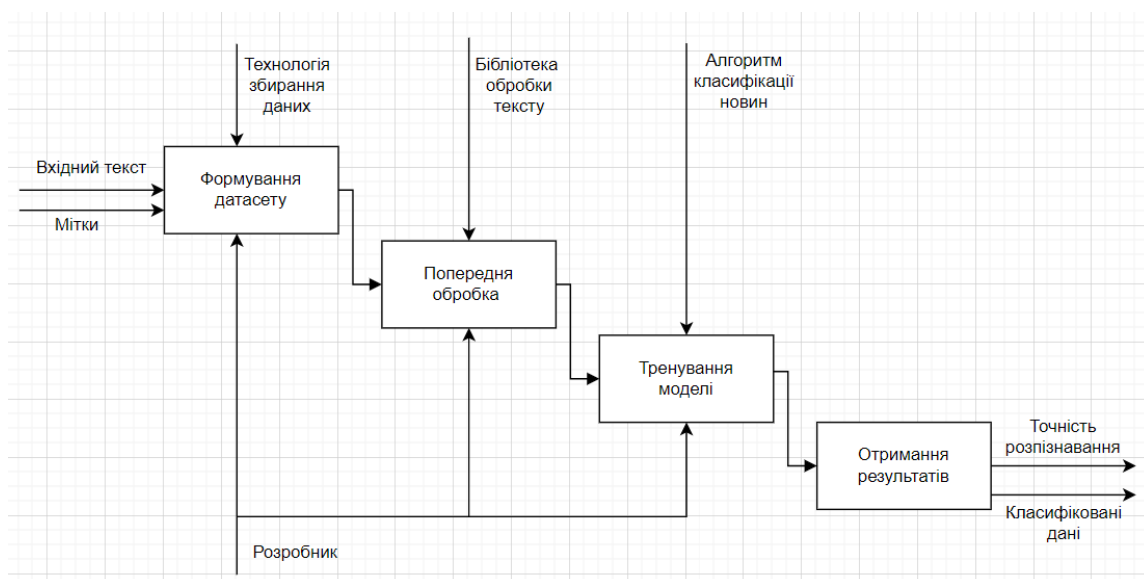


Рисунок 1.7 – Декомпозиція контекстної діаграми процесу

Завдяки контекстній діаграмі процесів та її декомпозиції, ми отримали більш чітке уявлення про процес розпізнавання фейкових новин. Було розглянуто чотири модулі, для кожного з них було визначено вхідну та вихідну інформацію. Також було визначено, що основною вимогою до програми є точність розпізнавання фейкових новин, а також швидкість роботи.

Таким чином, декомпозиція процесу розпізнавання фейкових новин дозволяє нам зосередитися на кожному з модулів та покращувати їх роботу, що в свою чергу позитивно позначиться на результаті роботи всієї системи. Результатом розробки повинна бути програма, що забезпечує високу точність розпізнавання фейкових новин та оптимальну швидкість роботи.

1.4 Постановка задачі розробки системи розпізнавання фейкових новин

У зв'язку зі значним поширенням фейкових новин в соціальних мережах та інтернет-виданнях, виникає необхідність розробки програмного забезпечення, яке забезпечує автоматичне визначення та класифікацію новин на основі їх достовірності. Метою даної роботи є розробка програми для розпізнавання фейкових новин на основі аналізу текстової інформації.

У цьому параграфі описано перелік функціональних та нефункціональних вимог до модуля розпізнавання фейкових новин. Функціональні вимоги визначають основні функції які повинен виконувати модуль, тоді як нефункціональні вимоги встановлюють якість та характеристики, що повинні бути присутніми у модулі.

Функціональні вимоги системи для взаємодії з користувачем наступні:

Користувач повинен мати можливість перевірити новину на достовірність.

Точність – система дає відповідь на конкретний запит користувача.

Користувач повинен мати можливість ввести запит різними мовами. У застосунку підтримується введення українською або англійською мовою.

Визначимо функціональні вимоги для вхідних даних застосунку:

Типовість даних – правильне формування вибірки, яка за принциповими для дослідження параметрами має відтворювати загальний об'єкт дослідження.

Коректність – представлені дані мають відобразитись коректно для кращого навчання мережі.

Баланс даних – необхідний набір даних, що має в собі приблизно рівну кількість елементів з категорій на які мережа класифікує дані.

Кількість – число даних у вибірці повинне бути більше за кількість зав'язків між нейронами в мережі. Для розв'язання задачі визначення правдивості тексту було обрано вибірку з 1200 новин.

До нефункціональних вимог можемо віднести:

Відгук – система видає результат менш ніж за 1 хвилину.

Вартість – система має надавати інформацію безплатно.

Доступність, що передбачає змогу відкрити застосунок на різних операційних системах та пристроях.

Простий інтерфейс та пояснення щодо складних елементів програми.

Відновлюваність та безпека – в разі зміни програми, вона має змогу повернутись до початого стану.

Збереження даних – програма має зберігати дані та проміжні результати роботи.

Для створення дизайну застосунку потрібно використовувати HTML та CSS вихідний код має розроблятися відповідно до стандартів.

Для створення моделі потрібно використовувати системи штучного інтелекту.

Передбачається підтримка та оновлення системи протягом року.

Процес функціонування системи полягає в отриманні на вході розміченого набору даних з правдивими та хибними новинами і після роботи програми результатом функціонування буде натренована модель, яку використовує користувач для визначення достовірності інформації.

Ці вимоги враховують потреби користувачів, вимоги до надійності, продуктивності, безпеки та зручності використання модуля розпізнавання фейкових новин. Досягнення цих вимог є критично важливим для створення ефективного модуля, який буде задовольняти потреби своїх користувачів та допомагати в боротьбі з поширенням фейкових новин.

Висновки до першого розділу

В розділі, що був присвячений аналізу методів і систем для виявлення фейкових новин, описано масштабність поширення фейкових новин у сучасному світі. Також виявлено проблему негативного впливу неправдивої інформації на людей. Результати показали, що медіаграмотність 48% українців є низькою та нижче середнього, що порівняно мало у сучасному світі.

Щоб зменшити негативний вплив, було запропоновано розробити модуль, для автоматичного розпізнавання новин. Після опрацювання матеріалів за заданою тематикою було описано наявні методи розв'язання класифікації новин та виявлено недостачу інформації щодо обраної моделі.

Недоліки інших моделей, полягають у тому, що вони не здатні до повного розуміння контексту та залежностей між словами, що може призвести до низької точності розпізнавання фейкових новин. Такі моделі можуть використовувати обмежені функції для розв'язання задачі класифікації, що робить їх менш ефективними в порівнянні з BERT.

Пояснене застосування та доцільність використання моделі BERT для класифікації новин. Також було описано функціональні та нефункціональні вимоги до програмного продукту для реалізації в практичній частині роботи. Це типовість, коректність, баланс та кількість даних, завдяки чому збільшується точність результатів класифікації.

РОЗДІЛ 2. РОЗРОБКА АРХІТЕКТУРИ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ ПРАВДИВОСТІ НОВИН

2.1 Аналіз функцій системи

Функціональний аналіз – це процес визначення функцій, які повинен виконувати система для того, щоб задовольнити вимоги користувачів та вирішити поставлену задачу.

Користь системи для суспільства: користувач буде знати, яка інформація йому надається, допомога в фільтрації правди та неправди.

Для задачі функціональний аналіз включає наступні етапи:

1. Визначення основної функції системи – виявлення фейкових новин.
2. Визначення потреб користувачів в системі – можливість перевірки новин на сайті на наявність фейкової інформації.
3. Розбиття основної функції на окремі функціональні елементи, які повинні бути реалізовані для виконання основної функції.
4. Опис функціональних елементів, які складають систему:
 - Підготовка даних: збір та підготовка даних для подальшої обробки.
 - Побудова моделі BERT: розробка та навчання моделі машинного навчання BERT для виявлення фейкових новин.
 - Використання моделі BERT: застосування розробленої моделі BERT для аналізу новин на сайті та виявлення фейкової інформації.
 - Аналіз результатів: аналіз результатів виявлення фейкових новин, можливість відображення результатів на сайті.
5. Визначення залежностей між функціональними елементами.
6. Визначення вимог до функціональних елементів:
 - Підготовка даних: збір новин з сайту та підготовка їх для подальшого використання моделлю BERT.
 - Побудова моделі BERT: розробка та навчання моделі BERT для виявлення фейкових новин, що буде здатна працювати з великою кількістю даних та відповідати за поставлені задачі.

7. Визначення додаткових вимог до системи, які можуть включати:

- Інтерфейс користувача: розробка інтуїтивно зрозумілого та простого інтерфейсу, щоб користувачі могли легко та швидко використовувати систему.
- Масштабованість: можливість розширення системи та роботи з великою кількістю даних.

Було розроблено карту процесів для системи, щоб забезпечити ефективний та структурований підхід до проєкту та керувати процесом розробки.

Проведення функціонального аналізу означає, що потрібно врахувати всі сформовані вимоги до системи (описані в розділі 1.4). На основі цього можна визначити, які функції повинна забезпечувати система та які задачі вона повинна виконувати. Результатом функціонального аналізу є функціональна модель системи (рисунок 2.1).



Рисунок 2.1 – Функції системи

Модель з рисунку 2.1 є основою для подальшого проектування, розробки та тестування інформаційної системи, оскільки дозволяє зрозуміти, як система повинна працювати.

На основі функціонального аналізу можна скласти схему процесів (рис.2.2) та карти процесів, щоб краще зрозуміти, як буде працювати програма з виявлення фейкових новин за допомогою BERT моделі.

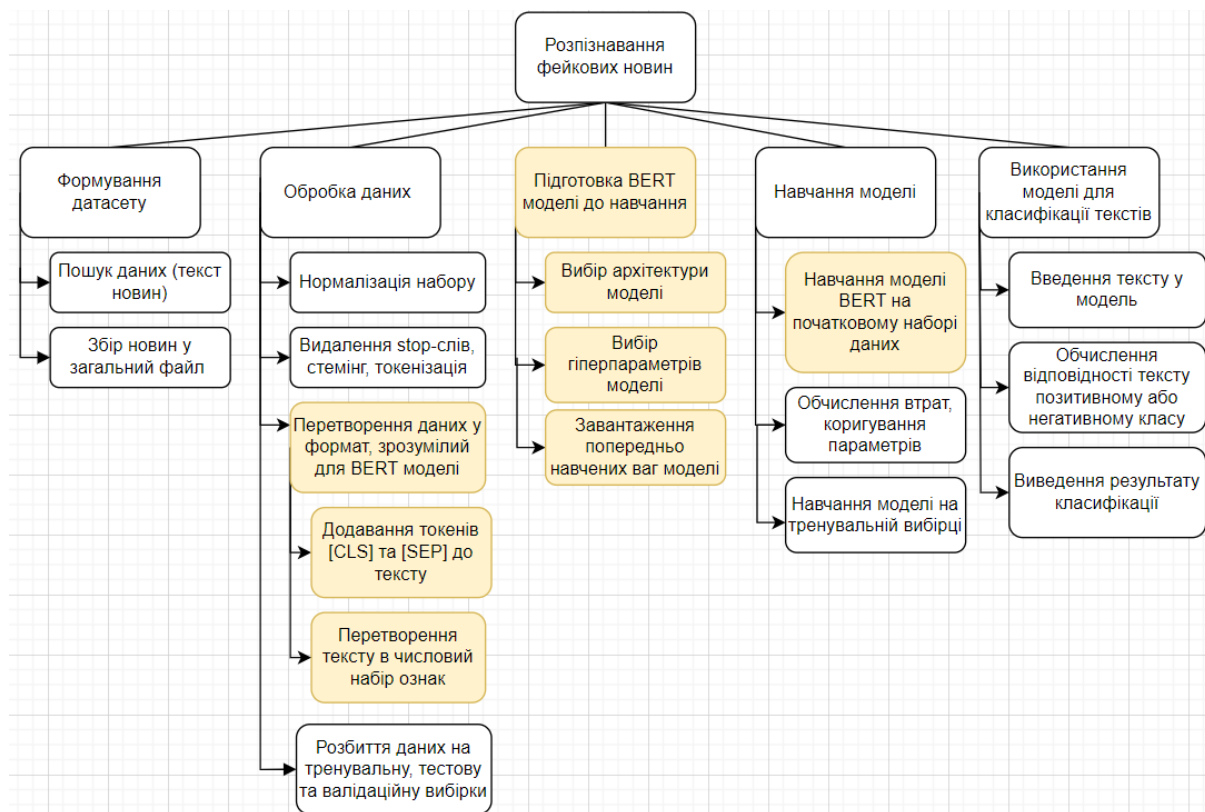


Рисунок 2.2 – Схема процесів

Карта процесів для системи виявлення фейкових новин за допомогою моделі BERT:

- Отримання новин:

Визначення джерел новин, які необхідно перевірити на достовірність.

Збір новин з визначених джерел.

Обробка та підготовка новин до подальшого аналізу.

- Перевірка новин на достовірність:

Використання моделі BERT для аналізу тексту новин та визначення його достовірності.

Ідентифікація фейкових новин на основі результатів аналізу тексту.

- Показ користувачам:

Відображення результатів перевірки новин користувачам.

Інформування користувачів про те, які новини виявлено як фейкові.

- Підтримка системи:

Підтримка системи та вирішення проблем, які можуть виникати.

Оновлення моделі BERT та інших складових системи.

- Аналіз даних та вдосконалення системи:

Аналіз результатів роботи системи та її ефективності.

Вдосконалення системи на основі результатів аналізу та збільшення її ефективності.

2.2 Архітектура системи у вигляді IDEF0

Розглянемо контекстну діаграму рис.2.3 процесу виявлення фейкових новин ЯК-БУДЕ.

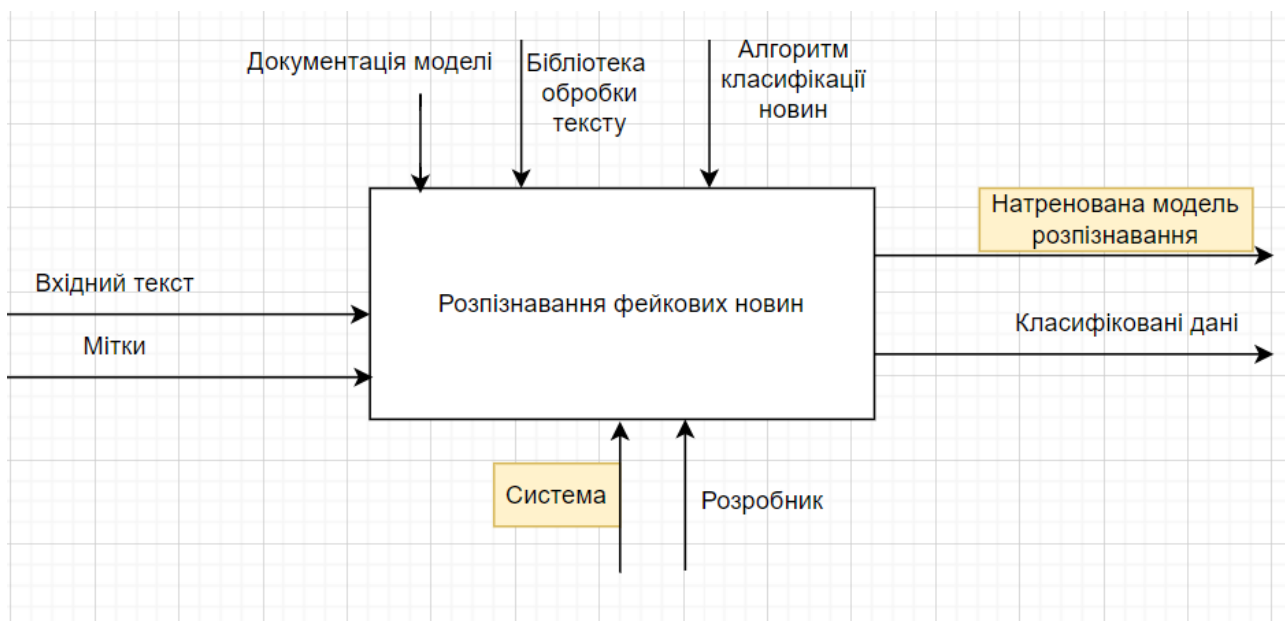


Рисунок 2.3 – Контекстна діаграма

У декомпозиції контекстної діаграми процесу розпізнавання фейкових новин рис.2.3 було виділено чотири основних процеси. Перший процес – формування датасету, включає в себе вхідну інформацію, таку як дані для аналізу та мітки, і має на виході структуровані дані. Другий процес – попередня обробка, включає в себе структуровані дані на вході та чисті дані на виході. Третій процес – тренування моделі, має на вході чисті дані та на виході точність розпізнавання. І останній процес – отримання результатів, має на вході натреновану модель розпізнавання та на виході класифіковані дані.

Кожен з цих процесів відповідає за певну функціональну складову модулю та може бути вдосконалений для поліпшення результатів системи.

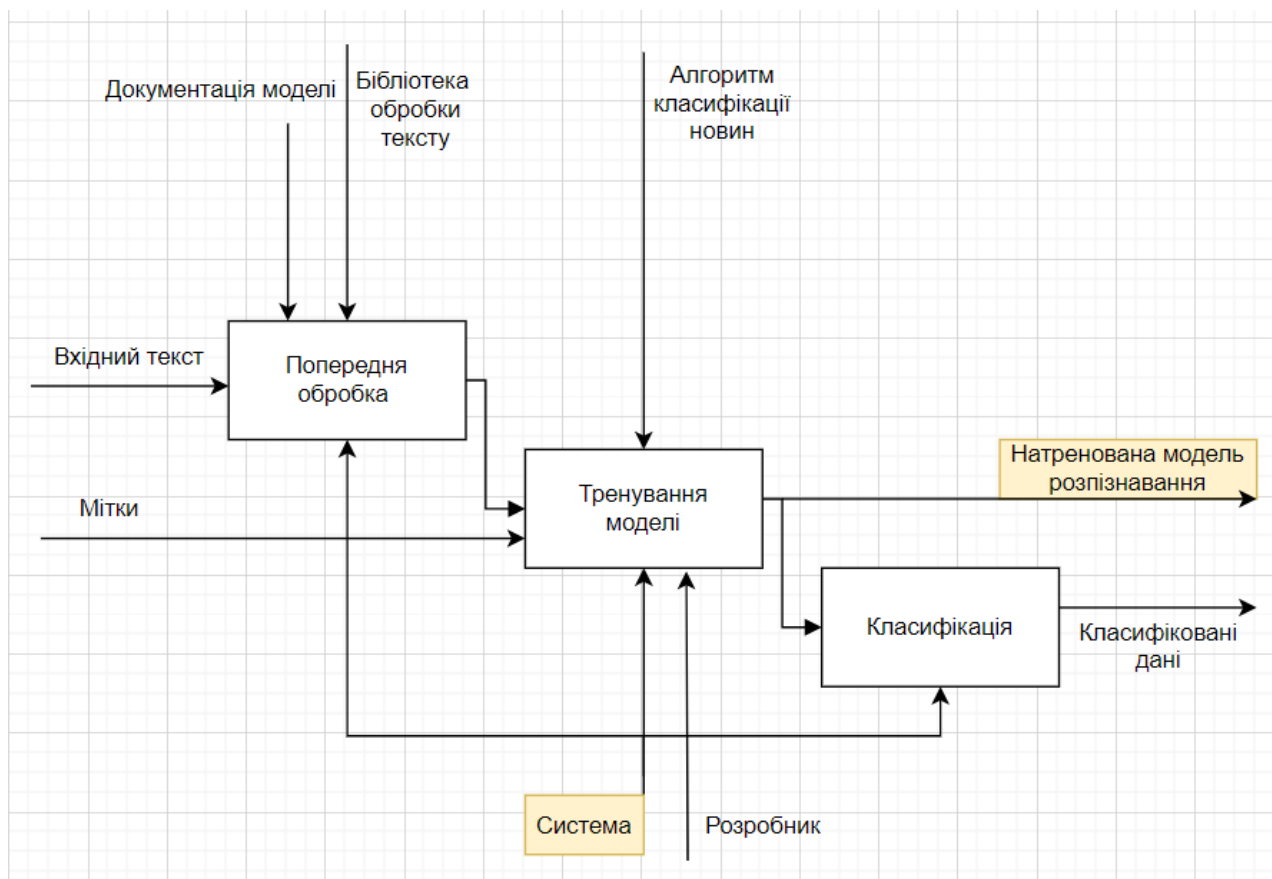


Рисунок 2.4 – Декомпозиція контекстної діаграми

Розглянемо кожен процес у вигляді DFD діаграм (рис.2.4-2.7). Процес обробки датасету здійснюється в такий спосіб: спочатку система отримує дані у звичайному текстовому вигляді. Далі їх чистить та перетворює у вигляд зрозумілий моделі навчання. Дані необхідно скоротити (прибрати stop слова, провести процес скорочення слів). Скорочені дані треба структурувати та передати для подальшої роботи.

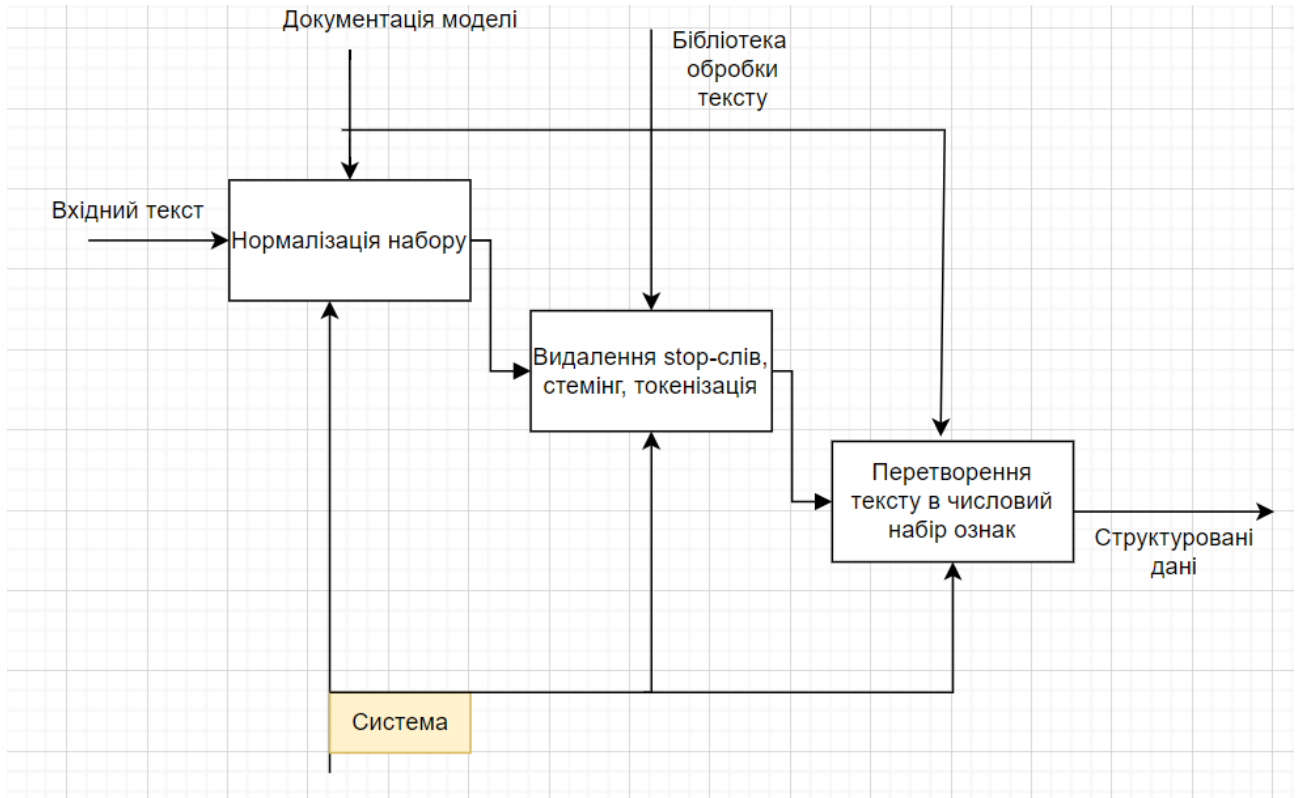


Рисунок 2.5 – Декомпозиція процесу "Попередня обробка"

Процес тренування моделі також необхідно розділити на декілька етапів: навчання на початковому наборі даних, коригування параметрів відповідно до результату та навчання на тренувальній вибірці.

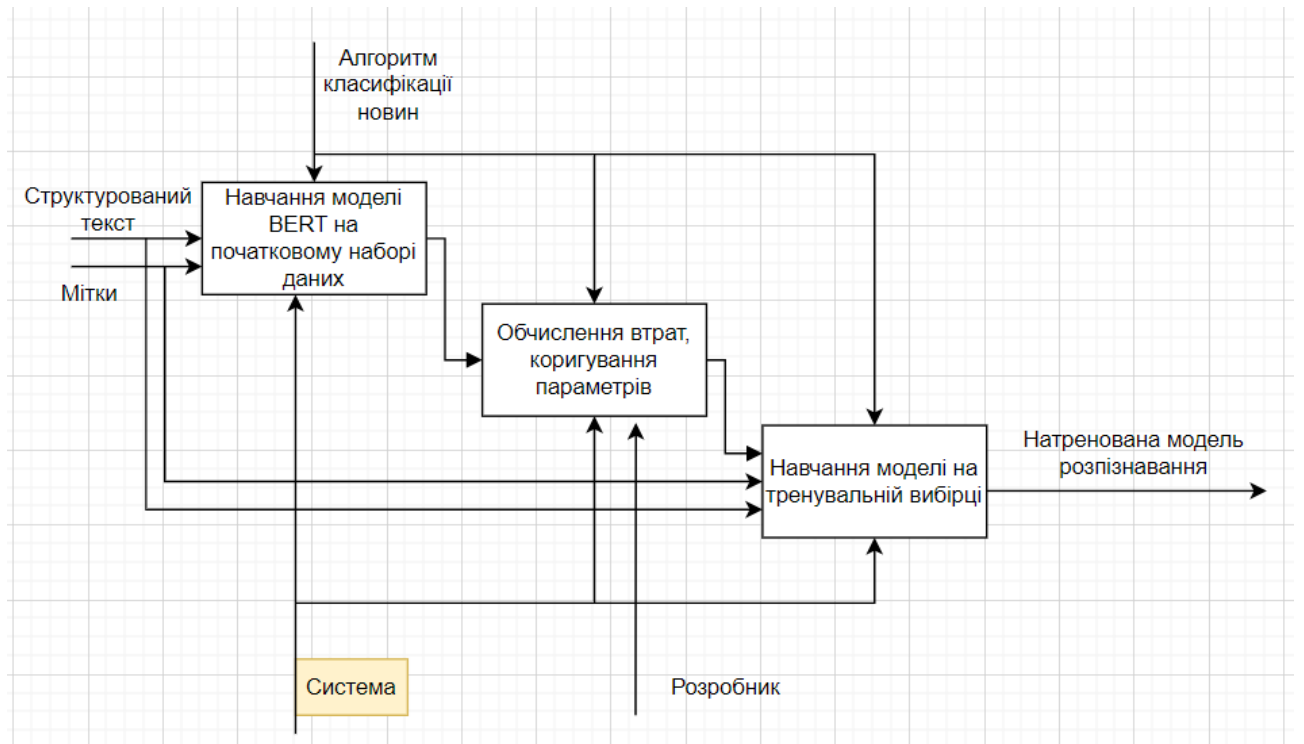


Рисунок 2.6 – Декомпозиція процесу "Тренування моделі"

Останній, процес здійснюється в такий спосіб: Так як вже є структуровані дані та навчена модель, то необхідно класифікувати дані за мітками. Серед даних виділити ті, які саме запитував користувач та сформувати на їх основі таблиці та графіки статистики.

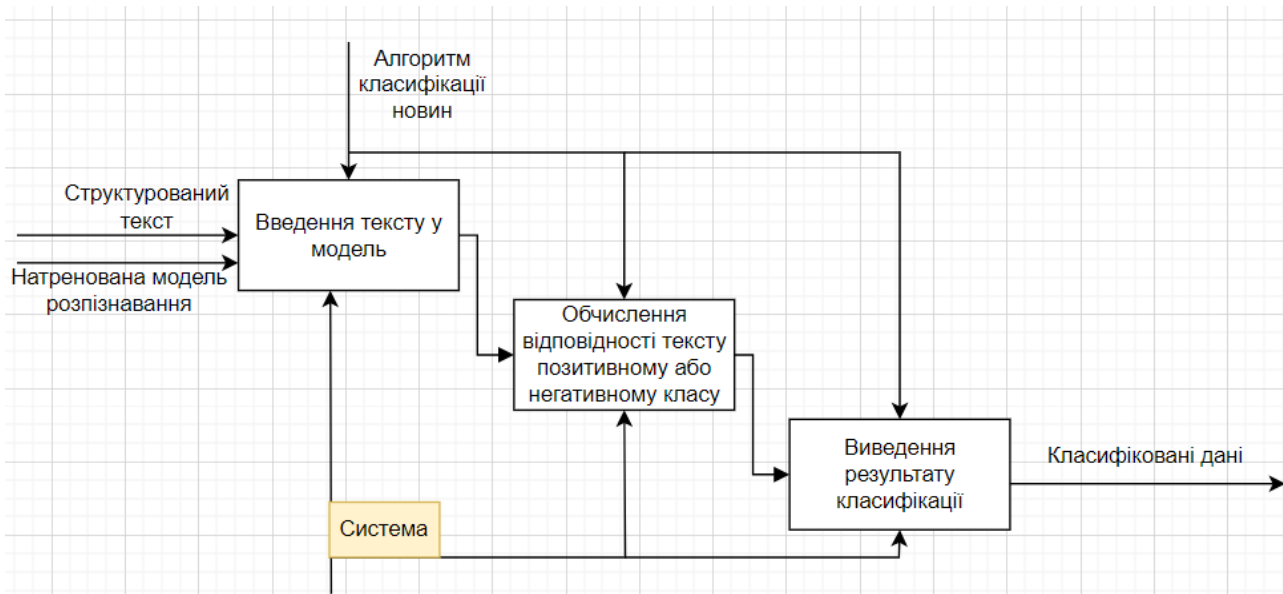


Рисунок 2.7 – Декомпозиція процесу "Отримання результату"

Додавання системи розпізнавання фейкових новин до розробки полегшує процес виявлення фейкових новин з кількох причин:

Автоматизація: Система розпізнавання фейкових новин використовує алгоритми та машинне навчання для автоматичної обробки та аналізу великих обсягів інформації. Це дозволяє швидко виявляти ознаки, що вказують на можливу фальсифікацію новин.

Покращена точність: Системи розпізнавання фейкових новин можуть бути навчені на великих наборах даних, що містять реальні та фейкові новини. Це дозволяє їм розрізняти патерни та ознаки, які вказують на фейкові новини з високою точністю.

Швидкість і ефективність: Системи розпізнавання фейкових новин працюють на великій швидкості та можуть обробляти великі обсяги інформації. Це дозволяє виявляти фейкові новини в реальному часі та швидко реагувати на їх поширення.

Об'єктивність: Системи розпізнавання фейкових новин використовують алгоритми, які працюють на основі об'єктивних критеріїв та ознак. Вони не піддаються емоційному впливу або впливу особистих переконань, що дозволяє зменшити можливість людських помилок або прихованої впливовості.

Враховуючи ці переваги, система розпізнавання фейкових новин значно полегшить роботу розробнику та людям які хочуть перевірити новину на достовірність.

2.3 Архітектура інформаційної системи

Архітектура інформаційної системи (ІС) визначається відповідно до функцій, які повинні бути забезпечені, технологій, які будуть використовуватись, та ресурсів, які будуть виділені.

Для роботи розглянемо наступну архітектуру:

1. Клієнтська частина – включає інтерфейс користувача та функції обробки даних, які будуть збиратися з користувачів. Клієнтська частина – вебсайт.
2. Серверна частина – додаток, який забезпечує роботу моделі для виявлення фейкових новин.
3. Модуль обробки даних – забезпечує збір даних з користувачів та передачу їх на серверну частину для аналізу.
4. Модуль виявлення фейкових новин – використовує модель BERT для аналізу даних та виявлення фейкових новин.
5. Модуль відображення результатів – забезпечує відображення результатів виявлення фейкових новин на інтерфейсі користувача.

Архітектура інформаційної системи складається з трьох основних підсистем: підсистема роботи з даними, роботи з користувачем та підсистема інтерфейсу. У свою чергу вони поділяються на такі модулі.

Таблиця 2.1 – Архітектура інформаційної системи

| Підсистема роботи з даними | Підсистема роботи з користувачем |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> ● Модуль перетворення тексту до визначеного формату. ● Модуль обробки даних – забезпечує збір даних з користувачів та передачу їх на серверну частину для аналізу. ● Модуль збереження даних (для даних немає потреби двічі проходити етап попередньої обробки). | <ul style="list-style-type: none"> ● Модуль отримання даних за запитом. ● Модуль виведення даних за запитом (користувачу необхідно побачити результат його запиту) |
| | <p>Підсистема інтерфейсу</p> <ul style="list-style-type: none"> ● Модуль відображення результатів – забезпечує відображення результатів виявлення фейкових новин на інтерфейсі користувача. |

Підсистема роботи з даними складається з чотирьох модулів (рис.2.8). Модуль перетворення відповідає за конвертацію тексту новин у числовий набір, який може бути оброблений алгоритмами машинного навчання. Модуль обробки даних забезпечує збір даних з користувачів та передачу їх на серверну частину для аналізу. Модуль збереження даних забезпечує зберігання даних у відповідному форматі для подальшого використання. Модуль виявлення фейкових новин використовує модель BERT для аналізу даних та виявлення фейкових новин.

Підсистема інтерфейсу має модуль відображення результатів, що забезпечує відображення результатів виявлення фейкових новин на інтерфейсі користувача.

Підсистема роботи з користувачем складається з двох модулів. Модуль отримання даних за запитом відповідає за отримання запиту від користувача. Модуль виведення даних за запитом відображає результати запиту користувача на інтерфейсі.

Така архітектура дозволяє розділити логіку роботи з даними та роботи з користувачем на окремі підсистеми, що спрощує розробку, тестування та підтримку системи. Кожен модуль відповідає за свою конкретну функцію, що дозволяє забезпечити їх взаємодію без перекривання функцій. Результати виявлення фейкових новин передаються від модуля виявлення до модуля візуалізації, що забезпечує коректне відображення результатів.

Архітектура інформаційної системи була створена з урахуванням сучасних підходів до розробки програмного забезпечення та включає в себе компоненти, що забезпечують високу продуктивність та безпеку системи. Кожен компонент системи розроблявся з урахуванням специфіки його функціональної ролі та інтегрується з іншими компонентами системи для досягнення більш високого рівня продуктивності та ефективності. Результатом такої архітектури є інформаційна система, яка забезпечує швидку та надійну роботу та високу точність виявлення фейкових новин.

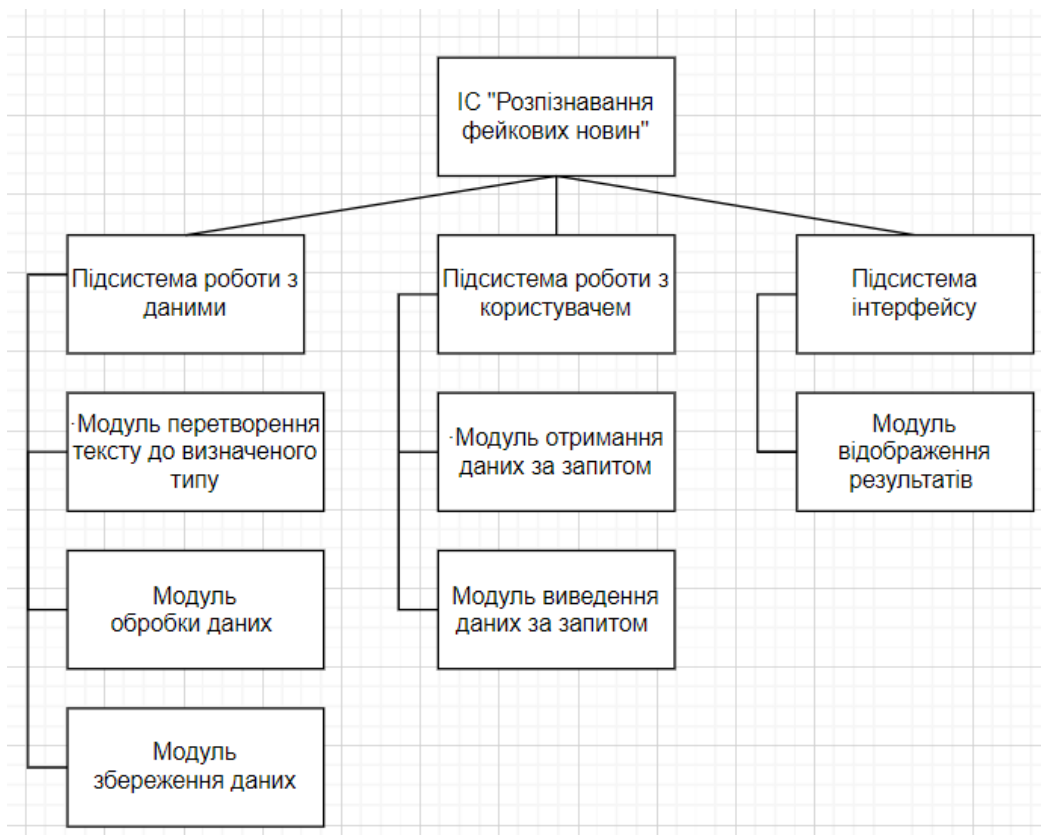


Рисунок 2.8 – Архітектура ІС

2.4 Інформаційне забезпечення системи виявлення фейкових новин

Для розроблюваного застосунку необхідно створити БД, яка буде описувати всі сутності та роботу з ними. В на рисунку 2.9 показано структуру та зв'язки між об'єктами, що зберігаються в базі даних.

Таблиця 2.2 – Словник даних

| № | Назва елемента даних | Ідентифікатор | Тип даних | Документ-джерело | Призначення елемента даних |
|--------|----------------------|---------------|-----------|------------------|----------------------------------|
| News | | | | | |
| 1 | ID новини | id | ID | | Ідентифікація |
| 2 | Дата публікації | date | Date | Дані сайту | Аналіз |
| 4 | Час публікації | time | Time | Дані сайту | Аналіз |
| 5 | Текст новини | text | String | Дані сайту | Аналіз |
| 6 | Мітка | label | boolean | | |
| 7 | Джерело | Origin_id | int | | |
| 8 | Користувач | User_id | int | Дані сайту | |
| User | | | | | |
| 9 | ID Користувач | User_id | int | | Ідентифікація |
| 10 | Ім'я | id | ID | Дані сайту | |
| 11 | Прізвище | text | String | Дані сайту | |
| 12 | Пошта | accuracy | Integer | Дані сайту | |
| Origin | | | | | |
| 13 | ID Джерело | Origin_id | int | | |
| 14 | Джерело | text | String | Дані сайту | З якого сайту зробили публікацію |

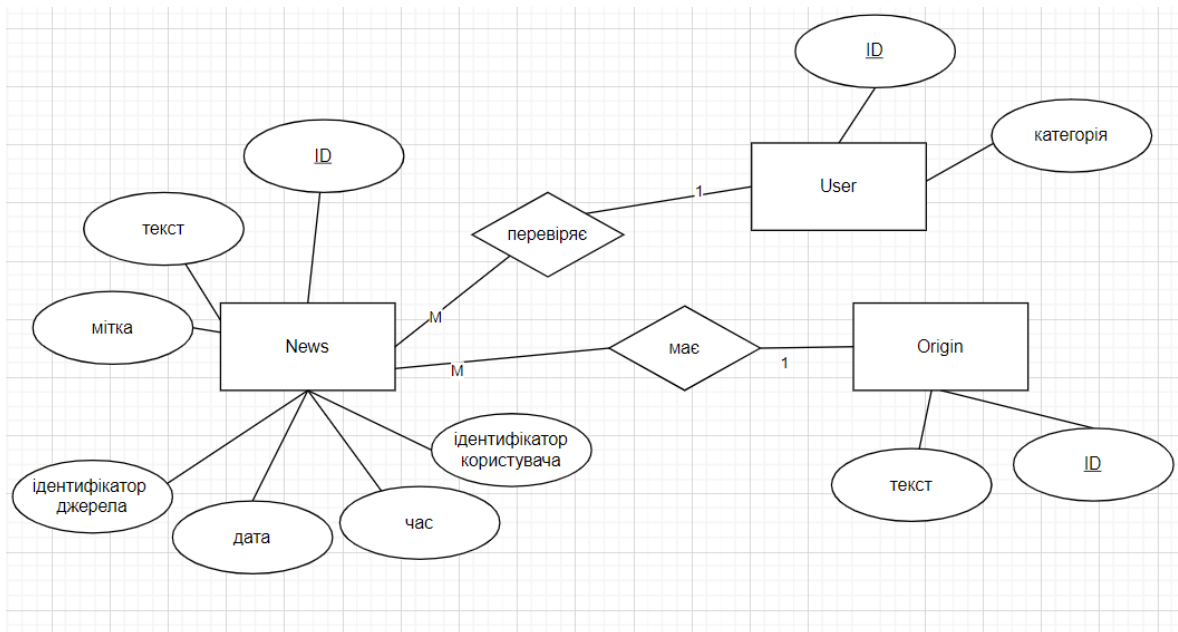


Рисунок 2.9 – Концептуальна модель даних

У концептуальній моделі сутність "User" та "Origin" пов'язані з "News" за ідентифікатором користувача та джерела, що є спільним елементом сутностей. Це означає, що новину (сутність "News") можна пов'язати з вихідними даними про користувача який її задав (сутність "User"), використовуючи спільне поле ID. Сутність "Origin" є таблицею що містить дані про джерела інформації та їх унікальний ідентифікатор. Сутність "News" включає в себе рядок інформації про кожну новину, яку ми збираємо з веб-сайту. Ці дані включають унікальний ідентифікатор новини, заголовок, текст, дату публікації, категорію, джерело, мову. Сутність "User" представляє інформацію про користувача. Вона включає в себе те ж саме поле ідентифікатора користувача та інформацію про нього, а також додаткову інформацію, про пошту який є унікальним і визначає користувача.

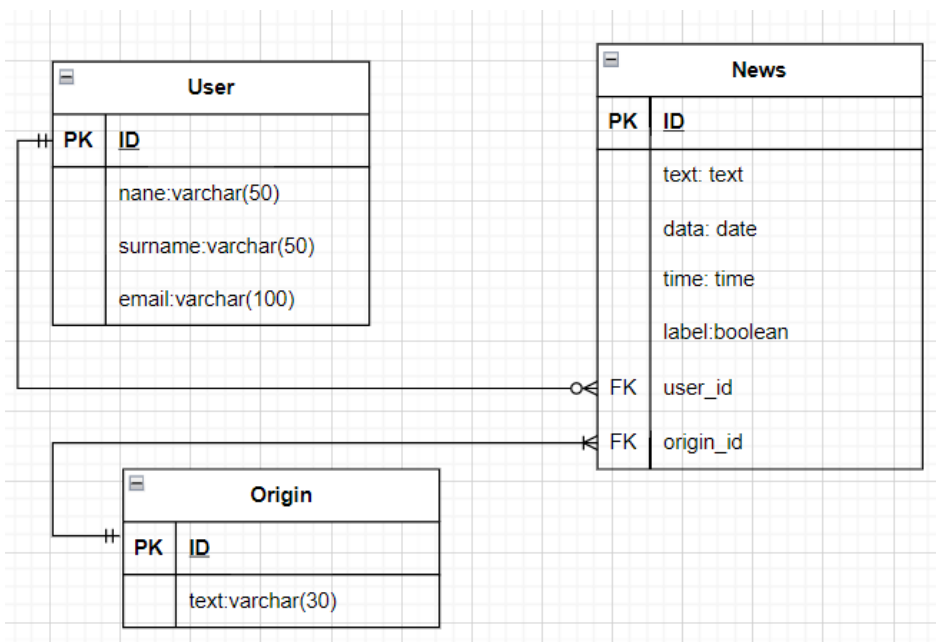


Рисунок 2.10 – Логічна модель даних

Застосунок складається з двох таблиць бази даних. Основна таблиця «News» несе інформацію про текст новин, дату, мову. Окремий зв'язок є з таблицею для виведення. Вона утворюється зі описаної вище таблиці в процесі роботи нейронної мережі та містить інформацію за запитом користувача.

Структура бази даних для інформаційної системи розроблена з використанням концептуальної та логічної моделі, що дозволяє забезпечити швидкий та ефективний доступ до даних та забезпечити їхню цілісність.

Висновки до другого розділу

У розділі з розробки архітектури застосунку було проведено функціональний аналіз, визначено головну мету функціонування системи та побудовано карту процесів роботи застосунку. Також побудовано діаграму процесу ЯК-БУДЕ з виділенням фрагментів які не розглядались раніше.

Інформаційна система для сайту визначення фейкових новин має нескладну архітектуру, що базується на базі даних, що містить таблицю з інформацією про новини.

За допомогою концептуальної та логічної моделей, які були розроблені в цій роботі, можна визначити структуру бази даних. Для цієї системи потрібні таблиці, що містять інформацію про новини та їх джерела, включаючи заголовки новин, тексти, посилання, категорії та дати публікації.

Крім того, система повинна мати таблицю для зберігання результатів визначення фейкових новин, яка містить інформацію про новини, які були перевірені, та їх оцінки.

Такі таблиці можуть бути використані для реалізації функцій, таких як пошук новин за категоріями, авторами, заголовками та іншими параметрами. Також ці дані можуть бути використані для створення аналітичних звітів про популярність та рейтинг новин, що дозволяє відстежувати тенденції в новинах та виявляти фейкові новини.

У розділі було побудовано архітектуру інформаційної системи розпізнавання фейкових новин, визначено основні підсистеми та модулі роботи, визначено словник даних і на його основі сформовано логічну та концептуальну моделі даних. У результаті база даних буде складатись з двох таблиць.

РОЗДІЛ 3 ПРОГРАМНЕ ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН

3.1 Обґрунтування вибору програмних засобів для реалізації

Перед початком роботи над застосунком було проаналізовано різні мови програмування, та їх можливості для реалізації систем ШІ.

Для застосунку виявлення фейкових новин було обрано мову програмування Python, яка за статистикою Kaggle Machine Learning and Data Science Survey 2022 року[16] займає 1 місце серед мов програмування для машинного навчання.

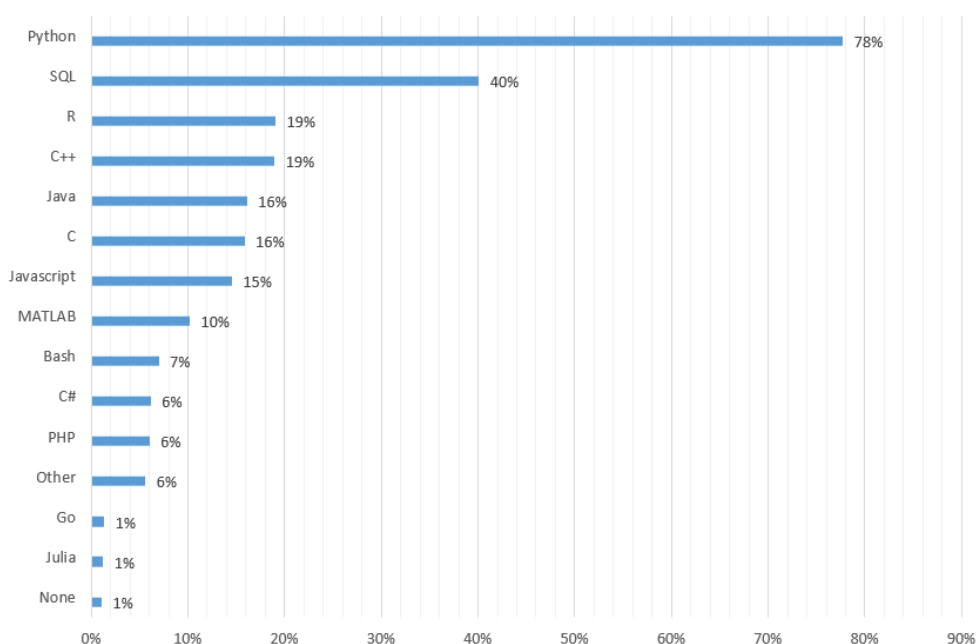


Рисунок 3.1 – Результати опитування про використання мови програмування для машинного навчання 2022 рік (23,997 респонденти)

Python є стабільною, гнучкою мовою програмування, тому для реалізації класифікатора було обрано дану мову програмування. Також вже існує багато створених проєктів і розширень на Python для аналізу та розробки програм на основі штучного інтелекту.

Переваги, завдяки яким Python найкраще підходить для машинного навчання та проєктів на основі ШІ, включають простоту, доступність та кількість різноманітних бібліотек і фреймворків для ШІ та машинного навчання (ML), гнучкість та незалежність від платформи.

Одним із ключових факторів вибору Python є те, що це незалежна від платформи мова. Python підтримується багатьма платформами, включаючи Linux, Windows і macOS. Що виконує одну з вимог описаних в аналітичному розділі. Незалежність від платформи дозволяє створити автономну програму, яку легко поширити та використовувати в операційних системах без інтерпретатора Python.

Також важливими факторами вибору мови програмування стала доступність Python до потужного графічного процесора(GPU) Google, для обчислювальних потреб при роботі з великою кількістю даних та бібліотеки. Для аналізу та візуалізації даних (Numpy, Scipy, Pandas), для обробки природної мови(NLTK) та для навчання моделі TensorFlow.

Для реалізації застосунку було вирішено розробити окремі програмні модулі: модель розпізнавання фейкових новин, додаток для демонстрації можливостей алгоритму.

3.2 Структура програмного забезпечення

Для програмного застосунку виявлення фейкових новин було розроблено декілька модулів щоб компоненти продукту з часом можна було незалежно змінювати. Таким чином, в результаті аналізу, було розділено весь програмний продукт на наступні окремі модулі(рис.3.2):

- модуль текстового аналізу (TextAnalysis);
- модуль попередньої обробки даних (DataPreProcessing);
- модуль виявлення фейкових новин (BertModel);
- модуль серверу для демонстрації (WebSite).

Нижче розглянуто більш детальний опис реалізації кожного з модулів.

В процесі розробки було виокремлено два етапи: реалізація алгоритму аналізу тексту та використання алгоритму під час аналізу.

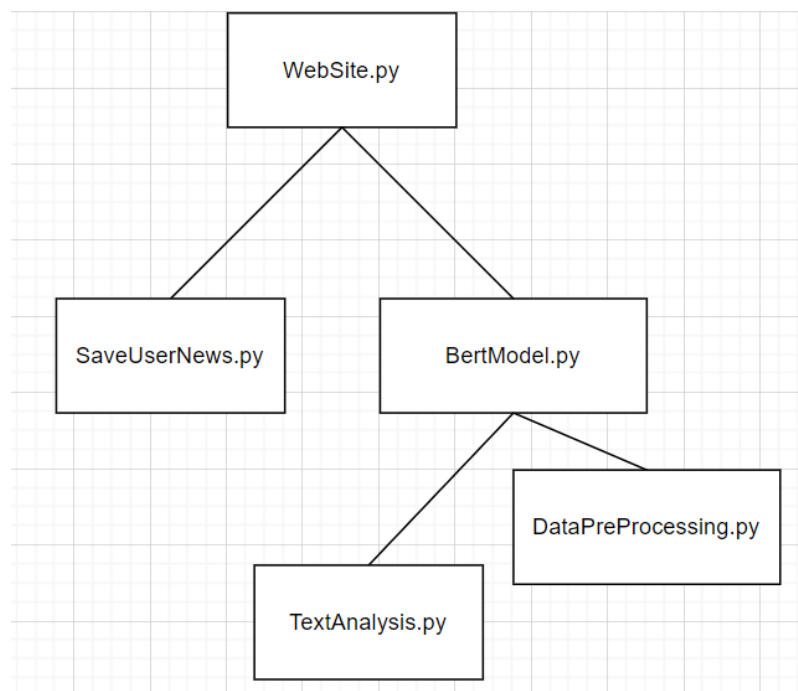


Рисунок 3.2 – Структурна схема програмних модулів

Після того, як була описана архітектура програмних модулів, розробимо специфікації програмних модулів. В таблиці 3.1 описані окремі модулі програми, їх призначення, вхідні та вихідні дані, а також опис роботи. Проектування та документування програмних модулів є необхідною умовою для успішного

розроблення програмного забезпечення, яке відповідає вимогам та потребам користувачів.

Таблиця 3.1 – Специфікація програмних модулів

| Модуль | Опис | |
|----------------------|--|-----------------------------------|
| TextAnalysis.py | Модуль для роботи з даними. Включає аналіз, візуалізацію за допомогою графіків, дослідження залежностей між даними. | |
| | Вхідна інформація | Вихідна інформація |
| | Дані текст | Статистика, графіки |
| DataPreProcessing.py | Модуль попередньої обробки даних. Містить підготовку даних для навчання та тестування. Видалення стоп-слів, скорочення форм, приведення до даних для моделі. | |
| | Вхідна інформація | Вихідна інформація |
| | Дані текст | Статистика, графіки |
| BertModel.py | Модуль для роботи з нейронною мережею. Включає створення моделі, навчання та збереження навченої мережі. | |
| | Вхідна інформація | Вихідна інформація |
| | Дані для навчання | Файл з навченою нейронною мережею |
| WebSite.py | Початковий модуль, який відображає головний екран користувача та дозволяє перевірити новину на достовірність. | |
| | Вхідна інформація | Вихідна інформація |
| | - | Інтерфейс |

3.2.1 Модуль текстового аналізу даних

Модуль текстового аналізу даних TextAnalysis є незалежним модулем, який представляє собою бібліотеку, написану на мові програмування Python, що імпортується у інші модулі.

Головна задача модулю – графічне зображення залежностей, діаграми та графіки для візуалізації даних з якими працюємо.

Для цього в Python було використано бібліотеки Pandas, Scikit-learn, Seaborn.

Pandas – для операцій зі структурованими даними та маніпуляцій. Він широко використовується для збирання та підготовки даних.

Scikit Learn містить багато ефективних інструментів для машинного навчання та статистичного моделювання, включаючи класифікацію, регресію, кластеризацію та зменшення розмірів.

Seaborn — це бібліотека для створення статистичної графіки на Python. Він тісно інтегрується зі структурами даних pandas. З його допомогою було створено повну графіку з одного виклику функції з мінімальною кількістю аргументів.

На рисунку 3.3 показано розподіл міток для сформованого набору. Кількість правдивих і хибних міток в датасеті збалансована, модель буде навчатись на рівноцінних даних та матиме однакову увагу до кожної мітки. Це допоможе підвищити ефективність та точність моделі машинного навчання.

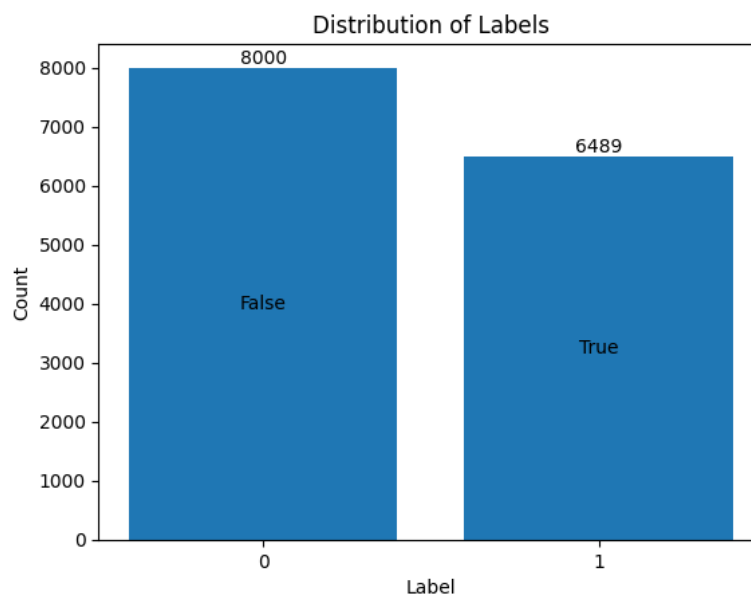


Рисунок 3.3 – Розподіл міток класифікації

На рисунку 3.4 наведено отриману статистику про кількість новин за кожен місяць в період з 01.01.2022 по 01.04.2023. Найбільша кількість новин зосереджена в березні 2022 року, що пояснюється активною увагою загородних видань до подій в Україні на початку повномасштабного вторгнення.

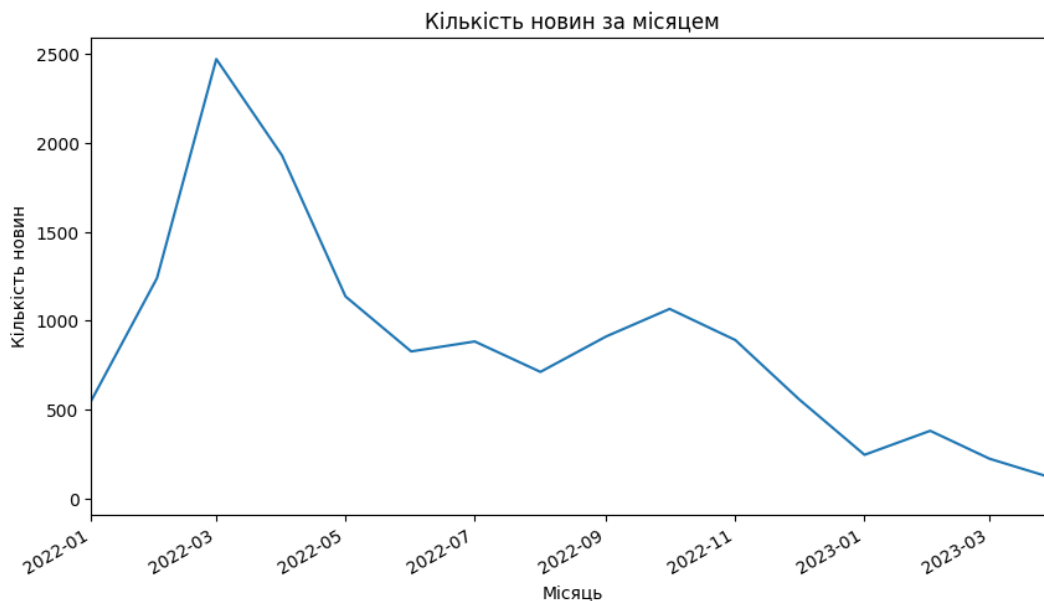


Рисунок 3.4 – Статистика кількості взятих даних за конкретний місяць

Таблиці частотності слів в правдивих і фейкових новинах (рис.3.5-3.6) корисний інструмент для аналізу та порівняння використання слів у цих двох категоріях новин.

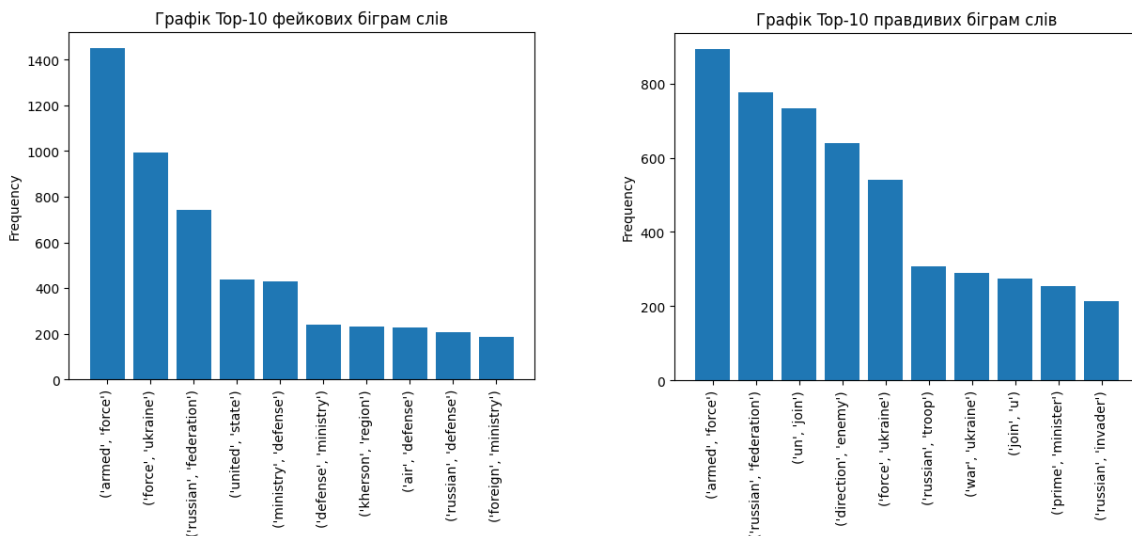


Рисунок 3.5 – Статистика найпоширеніших пар слів в новинах

Певні слова або фрази з'являються частіше у фейкових новинах, це вказує на те, що автори фейкових новин намагаються маніпулювати аудиторією. З іншого боку, слова або фрази, які з'являються частіше у правдивих новинах, свідчать про те, що ці слова є ключовими термінами, які використовуються для передачі важливої інформації.

Модель використовує такі таблиці для визначення важливості окремих слів у передбаченні класу новини, тобто чи вона є правдивою чи фейковою.

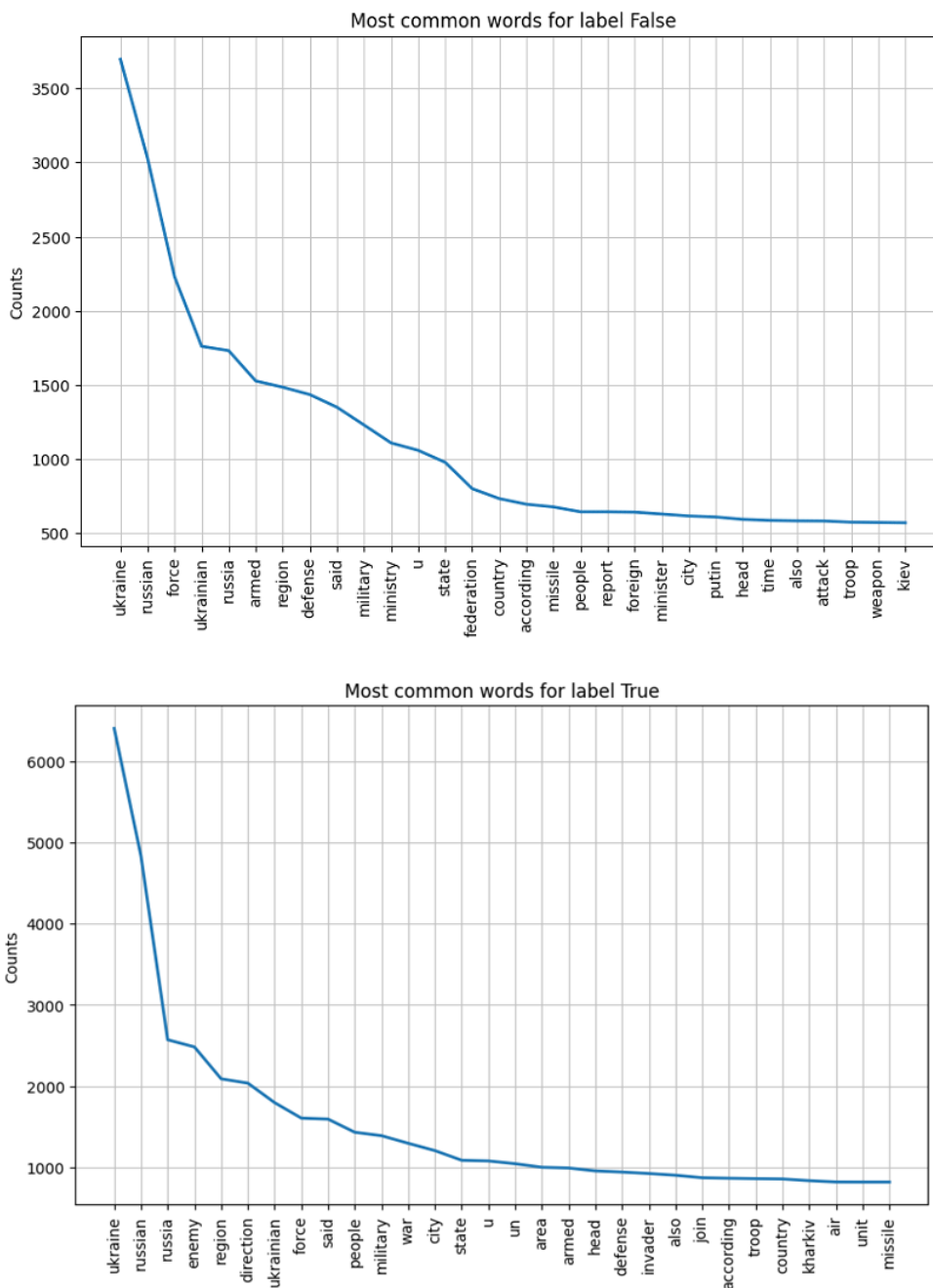


Рисунок 3.6 – Статистика найпоширеніших слів в новинах

3.2.2 Модуль попередньої обробки даних

Модуль попередньої обробки даних `DataPreProcessing` є незалежним модулем, що імпортується у модуль `BertModel`.

Головна задача модулю – виконувати перетворення вхідної новини у формат, який зможе коректно обробляти модуль виявлення фейкових новин.

Відповідно до задачі, модуль має нормалізацію набору даних щоб видалити неструктуровані або надлишкові дані для досягнення стандартизованого формату даних у системі.

Обробка тексту відбувається у 2 етапи:

1. Первинна обробка текстових даних
 - Видалення stop-слів
 - Токенізація
 - Стемінг
2. Перетворення тексту у формат для BERT моделі:
 - Додавання токенів [CLS] та [SEP]
 - Перетворення у числовий набір ознак

Стоп-слова позначають найпоширеніші слова в мові (англ. "the", "a", "an", "in"), які допомагають формувати речення, щоб воно мало сенс, але ці слова не надають ніякого значення при обробці мови[18].

Токенізація – це процес розбиття складних даних, таких як абзаци, на прості одиниці, які називаються токенами[18].

Стемінг – це метод нормалізації, коли список токенізованих слів перетворюється на короткі кореневі слова для усунення надмірності, процес скорочення відмінюваних (або іноді похідних) слів до їхньої основи, основи або кореня[18].

Під час видалення stop-слів використовуються stop token filter та lowercase. Після роботи цих фільтрів з тексту видаляються всі службові слова та всі великі букви замінюються на малі. Службові слова не несуть ніякого семантичного навантаження на текст, а зведення всіх букв до малих спрощує подальший аналіз тексту. Під час стемінгу за допомогою заздалегідь сформованого словника відбувається заміна складних форм слова на більш просту. Словники містять заміни різних форм одних і тих самих слів, які не несуть у собі додаткового семантичного навантаження. За рахунок цього зменшується навантаження на подальший аналіз токенів.

На рисунку 3.7 зображені дані до перетворень, та після етапу первинної обробки даних.

| | date | time | text_news | label |
|-------|------------|----------|---|-------|
| 0 | 22/02/2022 | 13:50:00 | The DPR said that the Ukrainian security forces used the Grad MLRS in Donetsk for the first time since 2018 | False |
| 1 | 22/02/2022 | 13:50:00 | ?Britain freezes the assets of Timchenko and the Rotenberg brothers and bans them from entering | False |
| 2 | 22/02/2022 | 13:50:00 | ?Britain announces the freezing of assets of PJSC Promsvyazbank | False |
| 3 | 22/02/2022 | 13:54:00 | Britain imposes sanctions against Genbank and Industrial Savings Bank | False |
| 4 | 22/02/2022 | 14:07:00 | We will rely on our own strength, but we do not rule out that we will turn to the Russian Federation for military assistance - Pushilin | False |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 14484 | 24/04/2023 | 08:03:00 | ???? The meeting of the Ministers of Defense of Turkey, Russia, Syria and Iran is planned on Tuesday in Moscow - Turkish Defense Ministry | False |
| 14485 | 24/04/2023 | 11:46:00 | "Kiev will never have enough people and equipment - the professional military has already died or been injured," - Ukrainian General Serhiy Melnyk "The problem is that we will never have enough..." | False |
| 14486 | 24/04/2023 | 11:52:00 | Ukrainian troops left only a couple of brigades in Artemovsk (Bakhmut), the rest of the forces were withdrawn, the Spanish newspaper Mundo writes on Monday, citing a source familiar with the movem... | False |
| 14487 | 24/04/2023 | 12:47:00 | Today at about 3:30 the Kiev regime made an attempt to attack the base of the Black Sea Fleet in the city of Sevastopol with three unmanned speedboats. On the approach to the Sevastopol Bay, all... | False |
| 14488 | 24/04/2023 | 12:51:00 | As soon as PMC "Wagner" completely liberates Artyomovsk (Bakhmut), the Armed Forces of Ukraine will launch a spring counteroffensive, said the head of PMC "Wagner" Prigozhin "Our task is to grin..." | False |

14489 rows x 4 columns

| | date | time | text_news | label |
|-------|------------|----------|---|-------|
| 0 | 2022-02-22 | 13:50:00 | dpr said ukrainian security force used grad mlrs donetsk first time since 2018 | False |
| 4 | 2022-02-22 | 14:07:00 | rely strength rule turn russian federation military assistance pushilin | False |
| 5 | 2022-02-22 | 14:08:00 | parliament ukraine adopted statement calling russia withdraw recognition dnr lnr | False |
| 6 | 2022-02-22 | 14:08:00 | russia recognized independence dpr lpr donetsk see kiev step stop attempt seize region force pushilin | False |
| 9 | 2022-02-22 | 14:31:00 | hungary meeting committee permanent representative eu country support package sanction russian federation brussels going introduce response recognition ldnr reported cncb tv channel reference dipl... | False |
| ... | ... | ... | ... | ... |
| 14484 | 2023-04-24 | 08:03:00 | meeting minister defense turkey russia syria iran planned tuesday moscow turkish defense ministry | False |
| 14485 | 2023-04-24 | 11:46:00 | kiev never enough people equipment professional military already died injured ukrainian general serhiy melnyk problem never enough people equipment professional soldier already exhausted injured r... | False |
| 14486 | 2023-04-24 | 11:52:00 | ukrainian troop left couple brigade artemovsk bakhmut rest force withdrawn spanish newspaper mundo writes monday citing source familiar movement ukrainian military | False |

Рисунок 3.7 – Перетворення даних первинною обробкою

Наступним етапом є приведення вже відформатованого та спрощеного тексту до числового набору даних, що буде переданий моделі на навчання. Перед фактичним навчанням моделям BERT потрібно, щоб кожне вхідне речення було закодовано. У кодувальнику використовується двонаправлена архітектура.

BERT очікує вхідних даних у певному форматі зі спеціальними маркерами для позначення початку ([CLS]) і розділення/кінця речень ([SEP]). Крім того, нам потрібно розділити наш текст на лексеми, які відповідають словниковому запасу BERT.

Текстові дані необхідно перетворити на числові ідентифікатори токенів і розташувати в кількох тензорах перед введенням у BERT. TensorFlow Hub надає відповідну модель попередньої обробки для моделі BERT, яка реалізує це перетворення.

3.2.3 Модуль виявлення фейкових новин

Модуль виявлення фейкових новин BertModel було розроблено за допомогою мови програмування Python. Модуль працює за наступним алгоритмом: спочатку текст новини піддається перетворенню в числові вектори за допомогою токенизатора BERT, який розділяє текст на окремі слова та додає відповідні токени. Потім числові вектори вводяться у нейронну мережу BERT, яка робить передбачення про те, чи є новина фейковою.

Для тренування моделі було використано відкриті джерела новин, такі як інтернет-видання та соціальні мережі, де частину текстів було вручну класифіковано як фейкові, а частину – як правдиві.

Навчання моделі BERT полягає у тренуванні нейронної мережі, щоб вона могла визначати контекст та зміст тексту на основі попередньої інформації про слова в тексті. За допомогою BERT мережі, було проведено навчання з використанням методу *masked language modeling*. Цей метод передбачення забезпечує здатність моделі до розуміння контексту тексту шляхом приховання деяких слів у вхідному реченні та змушує модель передбачити ці приховані слова на основі інформації, що міститься в інших словах речення.

Дані випадковим чином розподілено у співвідношенні 70/15/15 на тренувальний, валідаційний та тестовий набори. Тренувальний набір використовується для навчання моделі, валідаційний – для налаштування гіперпараметрів та визначення ефективності моделі, тестовий – для оцінки ефективності моделі на незалежних даних.

Далі вихідний вектор тренувального набору передається до кількох шарів нейронної мережі, включаючи Dropout-шар для запобігання перенавчанню та Dense-шар для визначення вихідного значення моделі. У цій моделі використовується sigmoid-активація, оскільки задача полягає в прогнозуванні імовірності віднесення новини до категорії фейку.

Далі модель компілюється, використовуючи оптимізатор Adam з початковою швидкістю навчання 0,01 та як функцію втрат було обрано "binary_crossentropy". Модель тренується з кількістю епох 50.

Під час тренування також використовуються кілька зворотних викликів, включаючи `EarlyStopping` для автоматичної зупинки тренування, якщо точність моделі не покращується певну кількість епох, та `LearningRateScheduler` для динамічної зміни швидкості навчання.

Крім того, для досягнення більшої точності класифікації, було проведено `tuning hyperparameters` – відбір оптимальних параметрів моделі, таких як `learning rate` та кількість епох навчання.

3.2.4 Модуль серверу для демонстрації

Модуль серверу `WebSite` для демонстрації можливостей алгоритму реалізований за допомогою мови програмування `Python` та фреймворку `Flask`. Задача модулю – надати програмний інтерфейс для користування реалізованими модулями виявлення фейкових новин та аналізу. Модуль реалізований у вигляді серверу з набором методів `POST/GET` – для отримання новини, аналізу та повернення результату.

Метод не потребує авторизації та працює синхронно – сервер отримує запит, обробляє його та формує відповідь у одному потоці. Тобто клієнт відразу отримує результати аналізу автоматичного фактчекінгу.

Розглянемо граф переходів для застосунку на рис 3.8.

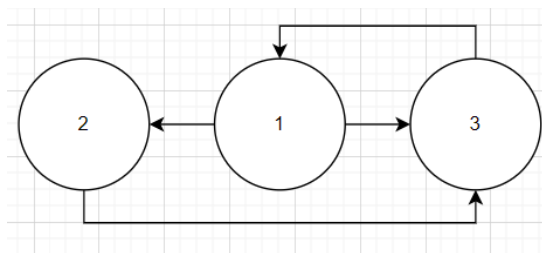


Рисунок 3.8 – Граф переходів для застосунку

В таблиці 3.2 пояснення щодо переходів між елементами графу.

Таблиця 3.2 – Опис графу

| Номер | Опис |
|-------|---|
| 1 | Головна сторінка відображає початковий екран та має кнопку переходу до 3 з інформацією про дані. Коли користувач ввів у поле текст та натиснув перевірку відправляється запит до сервера де |

| | |
|---|---|
| | розташований модуль розпізнавання. Перехід до об'єкта 2. |
| 2 | Після обробки запиту на сервері, в поле повертається результат достовірності інформації. |
| 3 | Сторінка містить інформацію про дані на основі яких було навчено модель. Має перехід до початкового стану 1. Не відправляє запити до сервера. |

Розглянемо рисунок 3.9 на якому наведено головний екран застосунку. Відповідними цифрами позначено вершини графу.

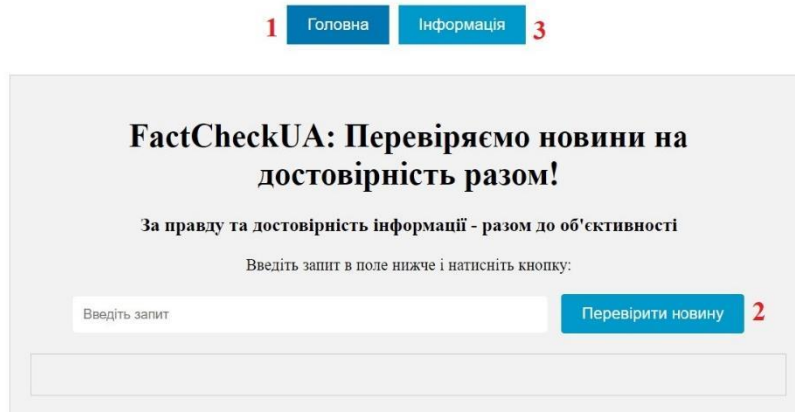


Рисунок 3.9 – Головний екран застосунку

3.3 Керівництво користувача

Основна мета системи – перевірка достовірності новин, які надсилають користувачі. Інтерфейс додатку буде спрямований на зручну та ефективну роботу з ним, щоб користувачі могли швидко та легко перевіряти новини.

Головне вікно містить вікно введення тексту новини, де користувач може ввести текст новини або скопіювати його з джерела. Над вікном введення тексту розміщений банер з інформацією про доступні можливості та функції додатку.

Після того, як користувач ввів або скопіював текст новини, він може натиснути кнопку "Перевірити новину". Додаток буде аналізувати текст новини, перевіряючи його на достовірність. На екрані з'являється повідомлення у вигляді числа від 0 до 1, де 0 – новина неправдива, 1 – новина правдива.

Перед початком проєктування інтерфейсу користувача, було проведено дослідження попередніх рішень та практик у сфері розробки аналогічних сайтів. Було визначено, що ключовими аспектами є простота та зручність інтерфейсу, а також наявність інтуїтивно зрозумілих елементів управління.

Для розробки інтерфейсу було використано сучасні методи та технології, зокрема, HTML, CSS, PHP, JavaScript.

Розглянемо інтерфейс головної сторінки додатку на рисунку 3.10. Опис дій користувача на даному екрані наведено у таблиці 3.3. Користувач може перевірити новину або переглянути інформацію про дані.

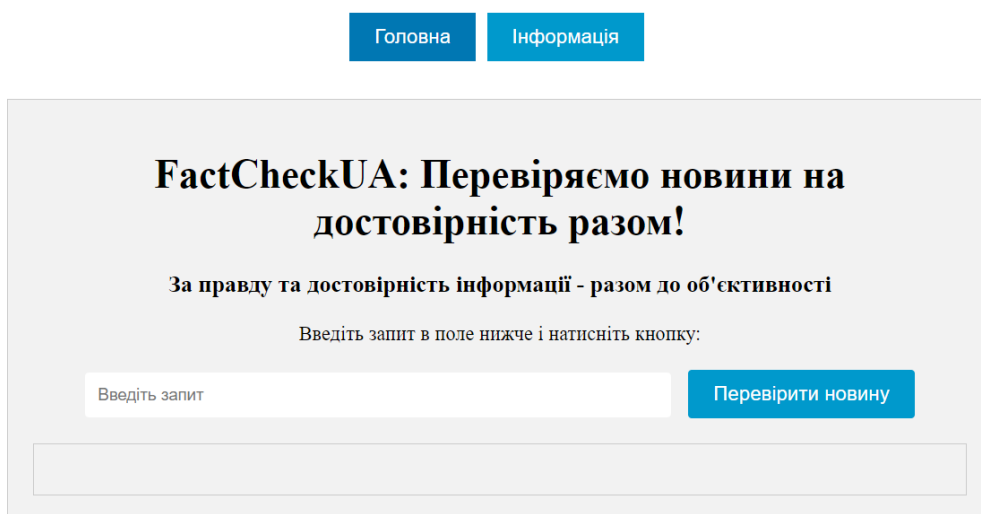


Рисунок 3.10 – Сторінка Home.html

Таблиця 3.3 – Опис схеми переходів

| Назва | Опис |
|-----------|--|
| Home.html | <p>Сторінка відображає початковий екран з полем для вводу тексту та кнопкою перевірки.</p> <p>Щоб перевірити достовірність тексту введіть текст українською мовою в поле для вводу в центрі екрану.</p> <p>Щоб перевірити новину натисніть кнопку «Перевірити новину». Внизу екрана з'явиться результат.</p> <p>Щоб отримати інформацію про дані, на основі яких тренувалась модель, натисніть «Інформація» вверху екрану.</p> |
| Info.html | <p>Сторінка містить інформацію про дані на основі яких було навчено модель.</p> <p>Щоб перейти до початкового екрану натисніть кнопку «Головна».</p> |

На рисунку 3.11 наведено екран користувача після вводу запиту в поле та натискання кнопки «Перевірити новину».

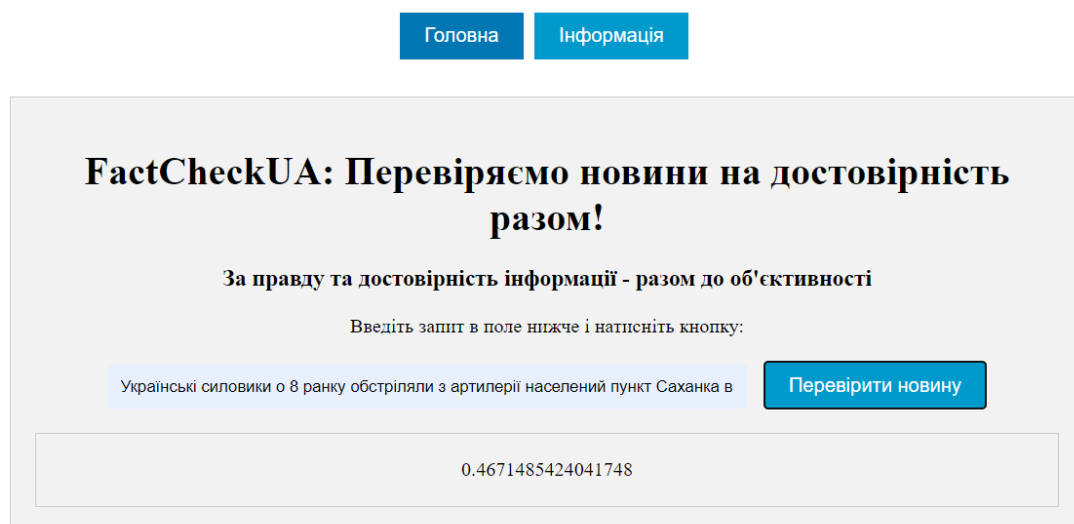


Рисунок 3.11 – Результат запиту

На сторінці з інформацією (рис.3.12) наведено дані, з модуля аналізу. Користувач може переглянути графік розподілу міток, статистику кількості взятих даних за конкретний місяць, статистику найпоширеніших слів правдивих та фейкових новин, а також ознайомитись з проміжними результатами навчання моделі.

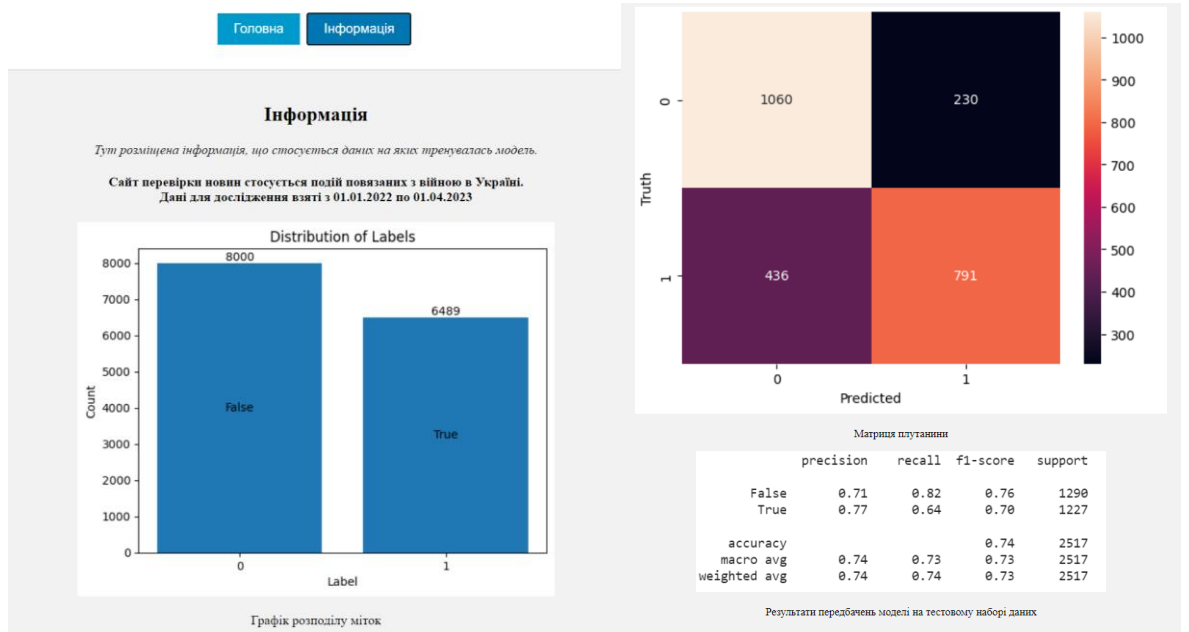


Рисунок 3.12 – Сторінка Info.html

3.4 Огляд процесу тестування

Для перевірки повноти усіх функціональних можливостей програмного застосування були сформовані тест-кейси, що описують функціональні та нефункціональні вимоги.

Тест-кейси це сукупність кроків, конкретних умов та параметрів, необхідних для перевірки реалізації функції, що тестується чи її частини[17]. Функціонал програми обмежений, є головна функція це перевірка новин на правдивість, додатково є функція перегляду інформації про дані які були використані для моделі. Створені набори тестів для функціональних можливостей програмного застосування описані в таблицях 3.4.1-3.4.3

Таблиця 3.4.1 – Тест-кейс «Перевірка новини»

| Заголовок | Перевірка новини |
|----------------------------------|--|
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |
| Ввести новину українською мовою. | Коректне відображення символів |
| Натиснути кнопку «Перевірка» | Виведення на екран результату перевірки. |

Таблиця 3.4.2 – Тест-кейс «Перевірка мови»

| Заголовок | Перевірка мови |
|---|----------------------------------|
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |
| Ввести новину будь-якою мовою(крім англійської та української). | Повідомлення про некоректні дані |
| Натиснути кнопку «Перевірка» | |

Таблиця 3.4.3 – Тест-кейс «Перевірка відображення інформації»

| Заголовок | Перевірка наявності інформації |
|---------------------------------|--|
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |
| Перейти на вкладку «Інформація» | Виведення на екран інформації про дані та їх аналіз мовою інтерфейсу |

Після перевірки програми на створених тестах не було виявлено порушень вимог. На рисунках 3.12-3.13 показано результати роботи застосунку для

основних функціональних модулів: перевірка новини, мови та відображення інформації.

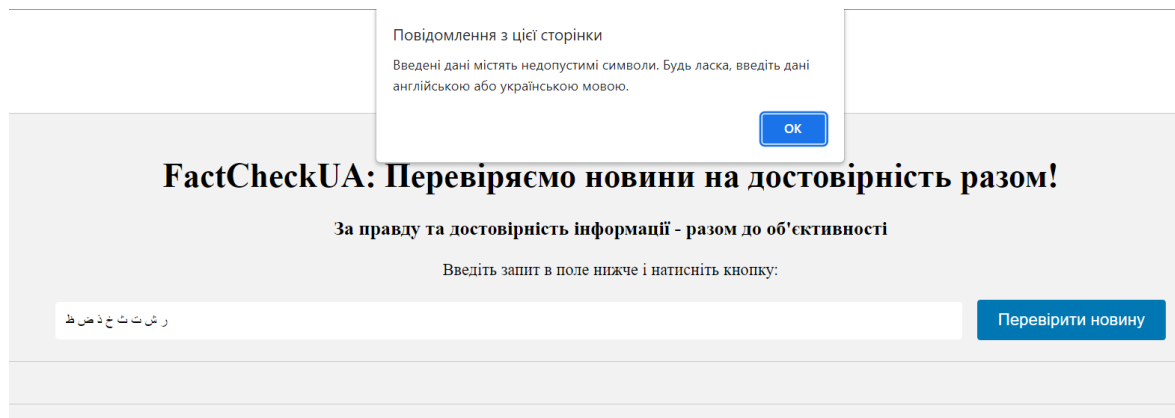


Рисунок 3.12 – Результат виконання тест-кейсу «Перевірка мови»

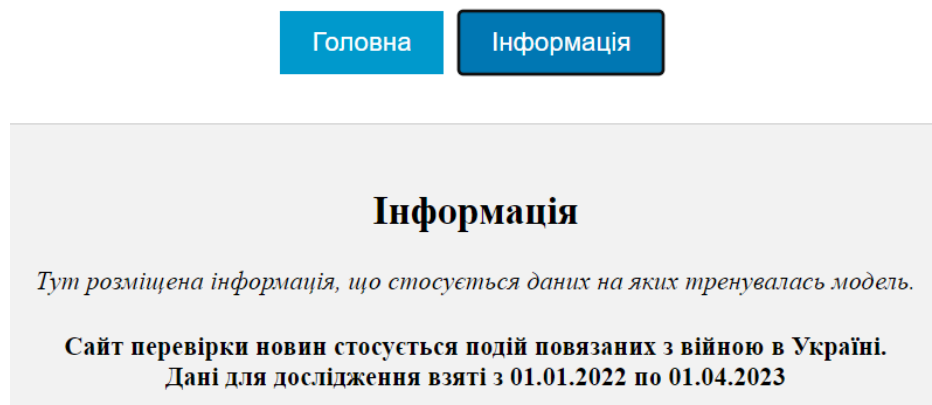


Рисунок 3.13 – Результат виконання тест-кейсу «Перевірка відображення інформації»

Додатково було описано набори тестів для нефункціональних можливостей програмного застосування в таблицях 3.4.4-3.4.6

Таблиця 3.4.4 – Тест-кейс «Відгук системи»

| Заголовок | Відгук системи |
|---------------|---|
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |
| Ввести запит | Відповідь надається менше ніж 2 хвилини |

Таблиця 3.4.5 – Тест-кейс «Доступність»

| Заголовок | Доступність |
|---------------|---------------------------|
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |

| | |
|--|--|
| Відкрити застосунок в браузері Google Chrome, Safari, Internet Explorer, Edge, Mozilla Firefox, Opera. | Змога відкрити застосунок на різних операційних системах та пристроях. |
|--|--|

Таблиця 3.4.6 – Тест-кейс «Інтерфейс»

| | |
|----------------------|----------------------------------|
| Заголовок | Інтерфейс |
| Первинні дані | Головна сторінка програми |
| Кроки | Очікуваний результат |
| Відкрити застосунок. | Інтуїтивно зрозумілий інтерфейс. |

Далі проведемо тестування моделі. Для перевірки ефективності моделі проведемо аналіз її роботи на окремих фейкових новинах з тестової вибірки. Для тестування використовуємо метрики Accuracy, Precision, Recall, та F1-Score[19], що визначені формулами 3.1-3.4.

Основа цих метрик походить від визначення справжнього позитивного (TP), справжнього негативного (TN), хибного позитивного (FP) та помилкового негативного (FN) результатів. На рисунку 3.14 показане формування цих значень (1 означає позитивний прогноз).

| Передбачення | Фактичне значення | Тип | Пояснення |
|--------------|-------------------|----------------|---------------------------------------|
| 1 | 1 | True Positive | Передбачив Позитив і був Позитивним |
| 0 | 0 | True Negative | Передбачив Негатив і був Негативним |
| 1 | 0 | False Positive | Передбачив Позитив але був Негативним |
| 0 | 1 | False Negative | Передбачив Негатив але був Позитивним |

Рисунок 3.14 – Приклади вірно/хибно позитивних і негативних результатів. Базовим показником, який використовується для оцінки моделі, є Accuracy, що описує кількість правильних передбачень серед усіх прогнозів.

Precision – це міра того, скільки зроблених позитивних прогнозів правильні (справжні позитивні).

Recall – це міра того, скільки позитивних випадків правильно передбачив класифікатор серед усіх позитивних випадків у даних.

F1-Score – це показник, середнє гармонійне між Precision і Recall, щоб забезпечити єдину метрику, яка б збалансовано зважувала ці показники.

$$\text{Accuracy} = (\text{True Positives} + \text{True Negatives}) / \text{Розмір набору даних} \quad (3.1)$$

$$\text{Precision} = \text{True Positives} / (\text{True Positives} + \text{False Positives}) \quad (3.2)$$

$$\text{Recall} = \text{True Positives} / (\text{True Positives} + \text{False Negatives}) \quad (3.3)$$

$$\text{F1-Score} = 2 * \text{Precision} * \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall}) \quad (3.4)$$

Результати тестового набору можемо побачити на рис.3.15.

| | precision | recall | f1-score | support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| False | 0.71 | 0.82 | 0.76 | 1290 |
| True | 0.77 | 0.64 | 0.70 | 1227 |
| accuracy | | | 0.74 | 2517 |
| macro avg | 0.74 | 0.73 | 0.73 | 2517 |
| weighted avg | 0.74 | 0.74 | 0.73 | 2517 |

Рисунок 3.15 – Результат запуску моделі

Для відображення результатів тренування моделі наведемо матрицю плутанини(confusion matrix) на рис.3.16. Матриця плутанини використовується для ілюстрації продуктивності класифікатора на основі чотирьох вищевказаних значень TP, FP, TN, FN (рис.3.17).

| | | Actual (True) Values | |
|------------------|----------|----------------------|----------|
| | | Positive | Negative |
| Predicted Values | Positive | TP | FP |
| | Negative | FN | TN |

Рисунок 3.16 – Матриця плутанини[19]

На рисунку 3.17 наведена матриця для створеної моделі, яка показує, що новини ідентифіковані до невірної категорії становлять всього 0.25 з усіх даних.

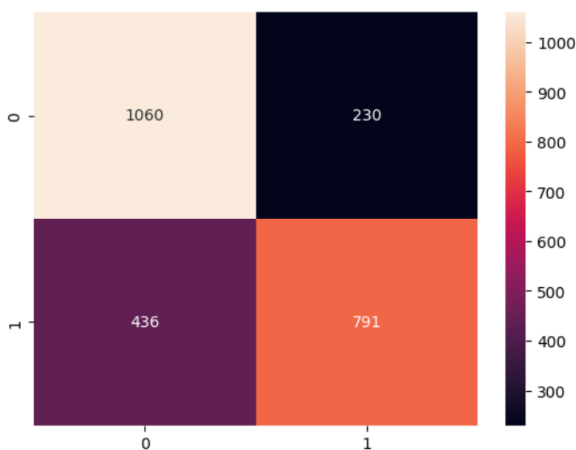


Рисунок 3.17 – Результат confusion matrix

Модель була протестована з різними параметрами для визначення найбільшої можливої точності. Було досліджено, що збільшення кількості епох зменшує швидкість навчання і точність оцінки, а також призводить до перенавчання.

Розмір пакета (batch size) – це кількість навчальних прикладів, які використовуються за одну ітерацію оновлення параметрів моделі. Великі значення batch size прискорили процес навчання та покращили стабільність градієнтного спуску, але це потребує великого обсягу пам'яті.

Швидкість навчання (learning rate) – це параметр, що визначає величину зміни ваг моделі на кожному кроці оновлення. Занадто низька швидкість навчання сповільнює процес навчання, а занадто висока призводить до розходження та неправильної поведінки моделі.

На рисунку 3.18 показано два графіки навчання моделі на даних з різним кроком навчання та швидкістю. Точність 1 прикладу – 67%, а другого – 71% зі швидкістю навчання 0,01 та 0,1 відповідно.

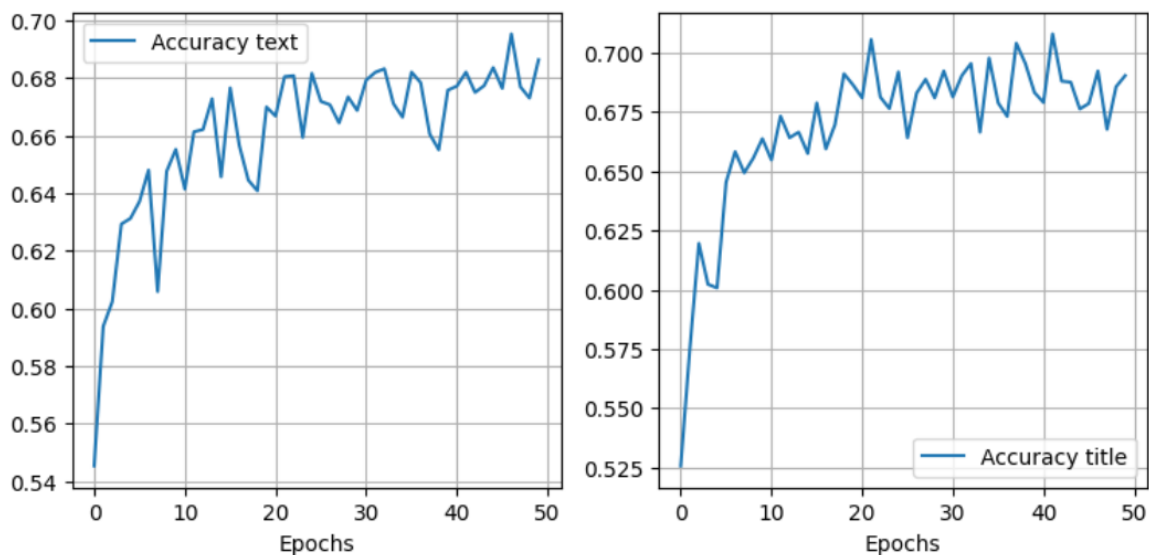


Рисунок 3.18 – Результати навчання моделі

На рисунку 3.19 була протестована модель на прикладі 5 новин. Всі новини ідентифіковано правильно.

Результат, що видає модель наближений до 0 означає, що новина неправдива, а результат наближений до 1 показує, що новина правдива. Перші

три тексти – це фейки, про що свідчить результат 0,2-0,3. Останні два повідомлення мають результат 0,5-0,6, що говорить про правдивість цих новин.

```
reviews = [
    "Russian Foreign Minister Lavrov: The West has long been provoking
    "USA has surrounded Russia with military bases from all sides and :
    "Vladimir Putin: Russia is concerned about unplanned exercises near
    "YouTube has blocked Russian propaganda channels in Ukraine As o
    "Ministry of Health of Ukraine: since the beginning of the military
model.predict(reviews)

1/1 [=====] - 3s 3s/step
array([[0.30982783],
       [0.23552527],
       [0.23198186],
       [0.57479095],
       [0.62977856]], dtype=float32)
```

Рисунок 3.19 – Результат класифікації текстів

Основною проблемою тестування є визначення достатньої кількості тестових завдань для перевірки повноти усіх функціональних можливостей програмного застосування.

За чітко визначеними вимогами тести були пройдені успішно. В нашому продукті обмежений функціонал можливостей, додаток має основну функцію – розпізнавання фейкових новин, тому було сформовано достатню кількість тестових завдань що описують всі можливі сценарії дій користувача на сайті та очікуваний результат програми.

За результатами перевірки тест кейсів можемо зробити висновок про відповідність програмного застосування функціональним та нефункціональним вимогам, які були наведені у постановці завдання. Також було враховано такі якості програмного застосунку як, швидкий відгук системи та інтуїтивно зрозумілий інтерфейс.

Висновки до третього розділу

У даному розділі випускної кваліфікаційної роботи проводилась перевірка ефективності розробленої моделі виявлення фейкових новин на тестових даних. Обрано мову програмування Python, на основі функціональних вимог та поставленої задачі даної роботи. Використано бібліотеки для навчання та аналізу даних такі як Numpy, Scipy, Pandas, Seaborn, NLTK, TensorFlow.

Створено модуль виявлення фейкових новин за допомогою BERT. Модель була натренована на великому наборі даних, який включав у себе текстові новини з різних джерел. Для навчання моделі використана функція втрат бінарної кросс-ентропії, а також метрики точності, точності позитивного класу та чутливості.

На етапі тестування проведено дослідження впливу зміни кількості епох на результат навчання моделі. У процесі навчання моделі було досягнуто точності близько 75%. Тестові дані склалися з 12000 статей, що зібрані з англomовних ресурсів, включаючи істинні новини та фейкові. Для забезпечення об'єктивності результатів, тестові дані розбиті на дві частини – 70% для тренування моделі і 30% для перевірки її точності. Результати тестування показали, що розроблена модель має високу точність виявлення фейкових новин, але недоліком є тривалий час виконання програми.

За допомогою обраної мови програмування, яка має доступ до графічного процесора в Colab, середній час навчання становив близько 20 хвилин.

Однак, для подальшої покращення точності можна розглянути додаткові методи підготовки даних, наприклад, використання методів аргументації даних або видалення шуму з текстових даних.

ВИСНОВКИ

В ході випускної кваліфікаційної роботи реалізовано модуль розпізнавання правдивості новин. Вирішені такі завдання: проаналізовано методи виявлення неправдивих новин, досліджено наявні програмні продукти, що виконують поставлену задачу, сформовано вимоги до розроблюваного застосунку, проаналізовано алгоритми класифікації новин, створено модуль виявлення фейкових новин, розроблено інструментальні засоби та здійснено верифікацію, проаналізовано відповідність застосунку вимогам.

Проведено аналіз проблематики визначення істинності новин у сучасному світі, підтверджено актуальність обраної теми та виділено основну задачу, яка полягає у реалізації алгоритму призначеного для визначення правдивості новин.

Аргументовано використання програмно-алгоритмічних засобів для виконання поставленої задачі, проведено дослідження для визначення параметрів, при яких робота алгоритму має вищу точність, описано принцип роботи моделі, показано результати тренування. Також наведено графічне зображення навчання та результатів роботи моделі. Досягнуто бажаної точності та отримано максимально можливу точність навчання 74%.

Визначено перспективи, які полягають у використанні при розробці подібних застосунків попереднього аналізу даних на основі методів аргументації даних або видалення шуму з текстових даних.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Індекс медіаграмотності українців 2021. URL: https://detector.media/doc/images/news/archive/2021/186435/UA_REPORT_MEDIALITERA%D0%A1Y_INDEX-DM.pdf
2. Національний проєкт з медіаграмотності. URL: <https://filter.mkip.gov.ua/pro-nas/>
3. Ошийко Я. Р. Математичне та програмне забезпечення виявлення елементів дезінформації в потоках текстових даних. 2020. URL: https://ela.kpi.ua/bitstream/123456789/39711/1/Oshyiko_magistr.pdf
4. Fake News Detection on Social Media using Geometric Deep Learning. / Monti, F., Frasca, F., Eynard, D., Mannion, D., Bronstein, M. M. ICLR. 2019. URL: <https://arxiv.org/pdf/1902.06673v1.pdf>
5. Wang W. Y. “Liar, Liar Pants on Fire”: A New Benchmark Dataset for Fake News Detection. 2017. URL: <https://arxiv.org/abs/1705.00648>
6. Базилевич В. , Прибителько М. Система виявлення фейкових новин за допомогою Data Science. Технічні науки та технології, 2021, №4(22), С. 91–95. URL: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2020-4\(22\)-91-95](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2020-4(22)-91-95)
7. Patil, D. R. Fake News Detection Using Majority Voting Technique. 2022. URL: <https://arxiv.org/abs/2203.09936>
8. Ковбасюк, О. М., Грицюк, Ю. І. Виявлення фейкових новин методами машинного навчання. *Редакційна колегія*, 2023, 28. URL: : https://el-conf.com.ua/wp-content/uploads/2023/01/Odesa_12222022.pdf#page=207
9. Sudhakar Murugesan, Kaliyamurthie K.P. Estimation of precision in fake news detection using novel bert algorithm and comparison with random forest. Authorea. May 12, 2022.
10. Kaliyar R. K., Goswami A., Narang P. FakeBERT: Fake news detection in social media with a BERT-based deep learning approach. *Multimedia Tools and Applications*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-020-10183-2>.

11. Fake News Classification using transformer based enhanced LSTM and BERT / N. Rai та ін. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*. 2022. Т. 3. С. 98—105. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2022.03.003>
12. Botometer by OSoMe. URL: <https://botometer.osome.iu.edu/>.
13. PolitiFact. URL: <https://www.politifact.com/>.
14. Snopes.com. The definitive fact-checking site and reference source for urban legends, folklore, myths, rumors, and misinformation. URL: <https://www.snopes.com/>.
15. TrustServista. *TrustServista*. URL: <https://www.trustservista.com/>.
16. Kaggle Machine Learning & Data Science Survey. Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community. URL: <https://www.kaggle.com/competitions/kaggle-survey-2022>.
17. Робачинська, І. В. Постановка проблеми визначення ризику некоректної роботи програми при тестуванні програмного забезпечення. 2016. Фізико-математичні науки, С. 109.
18. Jeevan C. NLP: Tokenization , Stemming , Lemmatization , Bag of Words ,TF-IDF , POS. *Medium*. URL: <https://medium.com/@jeevanchavan143/nlp-tokenization-stemming-lemmatization-bag-of-words-tf-idf-pos-7650f83c60be>.
19. Kanstrén T. A Look at Precision, Recall, and F1-Score. *Medium*. URL: <https://towardsdatascience.com/a-look-at-precision-recall-and-f1-score-36b5fd0dd3ec>.
20. Horev R. BERT Explained: State of the art language model for NLP. *Medium*. URL: <https://towardsdatascience.com/bert-explained-state-of-the-art-language-model-for-nlp-f8b21a9b6270>.
21. AugFake-BERT: Handling Imbalance through Augmentation of Fake News Using BERT to Enhance the Performance of Fake News Classification / A. J. Keya та ін. *Applied Sciences*. 2022. Т. 12, № 17. С. 8398. URL: <https://doi.org/10.3390/app12178398>

22. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. C.4171–4186, Minneapolis, Minnesota. Association for Computational Linguistics. URL: <https://aclanthology.org/N19-1423/>
23. Python URL: <https://www.python.org/>
24. Ukraine Now news: war, Russia. *Telegram*. URL: https://t.me/ukraine_now_eng.
25. Intel Slava Z. *Telegram*. URL: <https://t.me/intelslava>
26. Research D. E. Language Translation Using Python. *Medium*. URL: <https://towardsdatascience.com/language-translation-using-python-bd8020772ccc>.
27. Detecting Fake News – with a BERT Model. *Medium*. URL: <https://medium.com/@skillcate/detecting-fake-news-with-a-bert-model-9c666e3cdd9b>.
28. New explainability method for BERT-based model in fake news detection. / Szczepański, M., Pawlicki, M., Kozik, R., & Choraś, M. *Scientific reports*, 2021, 11(1), 23705.
29. Automated fake news detection using linguistic analysis and machine learning. / Singh, V., Dasgupta, R., Sonagra, D., Raman, K., Ghosh, I. In *International conference on social computing, behavioral-cultural modeling, & prediction and behavior representation in modeling and simulation*. 2017. C.1-3.
30. Проєкт з випускною кваліфікаційною роботою. URL: <https://github.com/Katiaaaa/Diploma>
31. Grinberg, M. Flask web development: developing web applications with python. " O'Reilly Media, Inc.". 2018.
32. Robbins, J. N. Learning web design: A beginner's guide to HTML, CSS, JavaScript, and web graphics. " O'Reilly Media, Inc.", 2012.
33. Li, J. J., Tong X. Statistical hypothesis testing versus machine learning binary classification: distinctions and guidelines. *Patterns*, 2020 №1(7), 100115.
34. BERTje: A Dutch BERT Model. / De Vries, Wietse, et al. 2019.

ДОДАТКИ

Ознайомитись з проектом випускної кваліфікаційної роботи можна на сайті GitHub[30].

Папка «notebooks» містить файли:

«Analysis.ipynb» – Модуль аналізу даних

«Results.ipynb» – Модуль представлення результатів (тест та графік)

«clean_dataset.ipynb» – Модуль попередньої обробки даних

«clean_data.csv» – Оброблений датасет після clean_dataset.ipynb

«data_news.csv» – Початковий датасет з зібраними новинами

«training_model(text).ipynb» – Модуль розпізнавання фейкових новин, навчання і тренування моделі.

Папка «plots» містить графіки згенеровані в модулі аналізу.

«api.py» – Завантаження моделі в додаток за допомогою Flask

«index.html» – Головна сторінка додатку сайту

«model.py» – Розгортання моделі для запуску на сайті

«script.js» – JavaScript код сайту

«style.css» – Дизайн додатку