



ДОДАТОК А СЛАЙДИ ПРЕЗЕНТАЦІЇ




МІНІСТЕРСТВО
ОСВІТИ І НАУКИ
УКРАЇНИ



ХАРКІВСЬКИЙ
НАЦІОНАЛЬНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ
РАДІОЕЛЕКТРОНИКИ

Дослідження методів
програмної реалізації
класифікаторів фейкових
новин на основі штучного
інтелекту

Шагун А. С., ІПЗм-23-1
Науковий керівник: проф. Смеляков С.В.



20 червня 2025

1

Актуальність дослідження

- Поширення фейкових новин загрожує інформаційній безпеці.
- Соціальні мережі пришвидшують розповсюдження дезінформації.
- Традиційні методи перевірки неефективні при великих обсягах даних.

Постановка задачі

- Розробити ефективну модель класифікації новин.
- Виділити ключові ознаки фейкових новин.
- Реалізувати аналіз маніпулятивних патернів.
- Забезпечити раннє виявлення дезінформації.

Об'єкт, предмет, мета дослідження

- Об'єкт: класифікація новинних текстів.
- Предмет: алгоритми ML та методи NLP.
- Мета: створення ефективної AI-системи виявлення фейків.

Проблематика фейкових новин

- Масштабність поширення через соцмережі.
- Генерація фейків AI-інструментами.
- Складність розпізнавання навіть для експертів.
- Вплив людського фактора.

Особливості поширення фейків

- Підсилення емоційно забарвленого контенту.
- Формування інформаційних бульбашок.
- Генерація контенту.
- Висока автоматизація створення фейків.

Актуалізація рішень

- Автоматизовані системи перевірки фактів.
- NLP та ML аналіз текстів.
- Аналіз соціальних графів.
- Освітні ініціативи з медіаграмотності.

Огляд літератури

- точність класифікації;
- час навчання моделі;
- час класифікації одного зразка;
- споживання пам'яті;
- простота впровадження.

Висновки з огляду

- Ефективність комбінованих моделей.
- Важливість глибокого навчання (CNN, RNN, BERT).
- Складність через багатомовність та іронію.
- Необхідність раннього виявлення.

Обмеження дослідження

- Репрезентативність даних.
- Складність аналізу стилістики.
- Високі обчислювальні ресурси.
- Мовні та мультимодальні складнощі.

Необхідні ресурси

- Датасети новин.
- Обчислювальні потужності (GPU).
- Бібліотеки ML: TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, NLTK, SpaCy.
- Хмарні сервіси або сервери.

Методи дослідження

- NLP: токенізація, лематизація, стоп-слова.
- TF-IDF векторизація.
- ML: Logistic Regression, SVM, XGBoost, BERT.
- Метрики: точність класифікації, точність позитивного класу, повнота.

Багатокритеріальна оцінка моделей

- Критерії: точність, швидкість навчання, час класифікації, пам'ять, простота впровадження.
- Нормалізація та згорткова функція.

Архітектура системи

- Збір і підготовка даних.
- Передобробка: очищення, лематизація.
- Векторизація (TF-IDF).
- Навчання моделей.
- Збереження моделей (joblib).
- Прогнозування (FakeNewsClassifier).

Програмна реалізація

- Python, середовище PyCharm.
- Бібліотеки: [scikit-learn](#), [xgboost](#), [nltk](#), [spacy](#), [joblib](#).
- Підтримка кількох моделей.

Експериментальні дослідження

- [Датасет](#): 40 000 новин.
- Співвідношення train/test: 80%/20%.
- Три моделі: Logistic Regression, SVM, [XGBoost](#).
- Незалежна перевірка ефективності.

Експериментальні дослідження

- Точність класифікації:
- Точність позитивного класу.
- Повнота: Logistic Regression, SVM, XGBoost.
- Незалежна перевірка ефективності.

Результати та аналіз

| Модель | Точність | Повнота | Точність позитивного класу |
|---------------------|----------|---------|----------------------------|
| Logistic Regression | 88% | 87% | 86% |
| SVM | 90% | 89% | 90% |
| XGBoost | 91% | 92% | 89% |

- Найкраща точність - XGBoost.
- Збалансованість - Logistic Regression.

Публікація результатів



1 Міжнародна науково-практична конференція
«СУЧАСНІ ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ТА
СИСТЕМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ MIT@AIS-2025



Висновки та перспективи

- Розроблено ефективну систему виявлення фейків.
- Отримано високу точність.
- Архітектура масштабована.
- Перспективи: мультимодальність, мультимовність, промислова інтеграція.

Дякую за увагу

ДОДАТОК Б
АПРОБАЦІЯ РЕЗУЛЬТАТІВ РОБОТИ



MIT@AIS-2025

19 - 22 may
Kharkiv-Yaremche 2025

Certificate

Artem Shahun

participated in
1st International Scientific and Practical Conference
"Modern Information Technologies and
Artificial Intelligence Systems"
MIT@AIS-2025

Chair of the conference

Yuri Romanenkov



Kharkiv 2025

COMPARATIVE ANALYSIS OF MACHINE LEARNING MODELS FOR AUTOMATIC DETECTION OF DISINFORMATION IN THE DIGITAL ENVIRONMENT

Artem Shahun^{1*}, Sergey Smelyakov¹

1 Kharkiv National University of Radioelectronics, 14 Nauky Avenue, Kharkiv, Ukraine

Keywords: machine learning models; disinformation; fake news; comparative analysis; automatic disinformation detection.

ABSTRACT

The spread of fake news in the digital environment seriously threatens information security. Social networks allow disinformation to quickly reach large audiences, causing social tension and distorting public opinion. To address this challenge, it is important to apply machine learning models to automate the process of detecting false information and reduce human involvement in the classification process. This thesis presents a comparative analysis of five popular machine learning models applied to the task of fake news detection: Logistic Regression, Support Vector Machine, Random Forest, XGBoost, and BERT.

BACKGROUND

In today's digital world, users interact with vast amounts of information on a daily basis, which creates a favorable environment for the spread of disinformation. Now it is more difficult to distinguish between true and fake information, even for sophisticated users. At the same time, the growing availability of generative artificial intelligence models (e.g., GPT, deepfake technologies) has significantly increased the level of plausibility of the content created, making the task of automatically detecting fake news extremely difficult. This situation calls for the introduction of intelligent systems capable of adaptively analyzing large amounts of textual information, taking into account the context, style, and source of the data.

OBJECTIVE

The goal of the study is to determine the most effective machine learning model for automatic fake news detection in the digital environment. The main task is to compare popular models, such as Logistic Regression, Support Vector Machine, Random Forest, XGBoost, and BERT, taking into account several performance criteria: classification accuracy, training time, classification time per sample, memory consumption, and implementation complexity [1].

METHODS

To achieve this goal, the study used a combination of methods, including text data analysis and multi-criteria evaluation. For the integral assessment, we used the method of normalization of indicators and additive convolution with weighting coefficients that reflect the practical importance of each criterion (comparative analysis of models). The Pareto principle was also applied to identify the models that demonstrate the best balance between performance and resource costs.

RESULTS

Five machine learning models were selected: Logistic Regression, Support Vector Machine, Random Forest, XGBoost, and BERT, which were tested on datasets with fake and real news. Each model was evaluated by

several criteria: classification accuracy, training time, classification time per sample, RAM usage, and implementation complexity. The results of the comparative analysis are presented in Table 1.

Table 1. The comparative characteristics of machine learning models.

Compiled by the author based on [2]

| Criteria/Models | Logistic regression | Support Vector Machine | Random Forest | XGBoost | BERT |
|--|---------------------|------------------------|---------------|---------|------|
| Classification accuracy, % | 80.52 | 94.4 | 94.4 | 79.22 | 99 |
| Training time, min | 3 | 10 | 20 | 30 | 90 |
| Classification speed, ms | 0.5 | 5 | 10 | 15 | 120 |
| Memory consumption, rated on a 3-point scale | 3 | 2 | 2 | 2 | 1 |
| Ease of implementation, rated on a 3-point scale | 3 | 2 | 2 | 1 | 1 |

Logistic Regression [3] demonstrated the best balance between accuracy, speed, and efficient use of resources: it provided high classification speed, minimal memory consumption, and ease of implementation. The XGBoost model showed a high level of accuracy and worked well with large datasets, but was inferior in terms of ease of setup and required more training time. Support Vector Machine provided high accuracy but required significant computing resources and more processing time. The BERT model demonstrated the highest classification accuracy (99%), though its use was accompanied by high memory consumption, long training, and difficulty in integrating into application systems. Random Forest had average performance across all criteria; however, it was not among the Pareto-optimal solutions.

CONCLUSION

The study confirmed the feasibility of using machine learning models to automatically detect fake news. Based on a multicriteria analysis, it was found that Logistic Regression provides the best balance between classification accuracy, processing speed, resource consumption, and ease of implementation, making it the best choice for application systems with limited computing capabilities. The XGBoost model proved to be effective for processing large amounts of data, while BERT, despite being the most accurate, requires excessive resources, which limits its practical use without the appropriate infrastructure.

REFERENCES

1. ÖNCÜL, Merve & İRKEY, Tuana & Gök, Başak & Gökçen, Hadi. (2023). Automatic Detection of Disinformation: A Systematic Mapping Study. *Dezenformasyonun Otomatik Tespiti: Sistematik Bir Haritalama Çalışması*. Journal of Polytechnic. 28. 10.2339/politeknik.1307037.
2. Santos, Fátima. (2023). Artificial Intelligence in Automated Detection of Disinformation: A Thematic Analysis. *Journalism and Media*. 4. 679-687. 10.3390/journalmedia4020043.
3. Logistic Regression vs Random Forest Classifier // GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/logistic-regression-vs-random-forest-classifier/> (access date: 25.04.2025).

ДОДАТОК Г

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на
відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008:2015

Експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи

студент
(посада)

програмної інженерії
(кафедра)

ІПЗМ-23-1
(група)

Шагун Артем Сергійович

(прізвище, ім'я, по батькові)

Зауваження

| Пункт ДСТУ 3008-2015 | Зміст пункту | Сторінка кваліфікаційної роботи |
|-------------------------|---|---------------------------------------|
| 1 | 2 | 3 |
| | 7.1 Загальні положення | |
| | 7.3 Нумерація сторінок звіту | |
| | 7.4 Нумерація розділів, підрозділів, пунктів, підпунктів | |
| | 7.5 Рисунки | |
| | 7.6 Таблиці | |
| | 7.7 Переліки | |
| | 7.8 Примітки | |
| | 7.9 Виноски | |
| | 7.10 Формули та рівняння | |
| | 7.11 Посилання | |
| | 7.13 Список авторів | |
| | 7.14 Скорочення та умовні позначки | |
| | 7.15 Додатки | |

зауважень немає

Експерт

(підпис)

Олена ОЛІЙНИК

(прізвище, ініціали)

18.06.2025

ДОДАТОК Д

ОСНОВНИЙ КОД ПРОГРАМИ

```
import re
import nltk
import spacy

nltk.download('stopwords')
from nltk.corpus import stopwords
stop_words = set(stopwords.words('english'))

nlp = spacy.load("en_core_web_sm")

def clean_text(text):
    text = text.lower()
    text = re.sub(r"[^a-z\s]", "", text)
    return text

def lemmatize_text(text):
    doc = nlp(text)
    tokens = [token.lemma_ for token in doc if token.lemma_ not in
stop_words and token.is_alpha]
    return " ".join(tokens)

def preprocess_text(text):
    cleaned = clean_text(text)
    lemmatized = lemmatize_text(cleaned)
    return lemmatized

def preprocess_dataframe(df, text_column="text"):
    df[text_column] = df[text_column].apply(preprocess_text)
    return df
```

ДОДАТОК Е

Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі ХНУРЕ



Дата звіту 6/18/2025

Дата редагування ---



Звіт не був оцінений

Звіт подібності

метадані

Назва організації
Kharkiv National University of Radio Electronics

Заголовок
2025_M_PI_ПЗМ-23-1-Шагун_А_С_скорочений

Автор Науковий керівник / Експерт
Шагун Артем СергійовичСеген Кардаш

Категорія
каф. ПІ

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.

0.60%
0.60%

КП 1

25

Дражина фраз для коефіцієнта подібності 2

8275

Кількість слів

0.33%
0.33%

КЦ

66501

Кількість символів

| | | |
|--|---|--|
| 3 | Тищенко_Тимофій магістерська 2 маг комп мат 5/7/2025 Taras Shevchenko National University of Kyiv (Механіко-математичний факультет) | 11 0.13 % |
| 4 | https://duikt.edu.ua/repozitori/ukib/2024/%D0%9D%D0%BE%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE.pdf | 8 0.10 % |
| 5 | https://duikt.edu.ua/repozitori/ukib/2024/%D0%9D%D0%BE%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE.pdf | 7 0.08 % |
| 3 бази даних RefBooks (0.00 %) | | |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
| 3 домашньої бази даних (0.00 %) | | |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
| 3 програми обміну базами даних (0.28 %) | | |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗАГОЛОВОК | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
| 1 | diploma_dmytrenko 6/14/2024 National Technical University of Ukraine Igor Sikorskyi Kyiv Politech Institute (ФТІ, К-ра інформаційної безпеки) | 12 (1) 0.15 % |
| 2 | Тищенко_Тимофій магістерська 2 маг комп мат 5/7/2025 Taras Shevchenko National University of Kyiv (Механіко-математичний факультет) | 11 (1) 0.13 % |
| 3 Інтернету (0.33 %) | | |
| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ДЖЕРЕЛО URL | КІЛЬКІСТЬ ІДЕНТИФІКАЦІЙНИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
| 1 | https://duikt.edu.ua/repozitori/ukib/2024/%D0%9D%D0%BE%D1%80%D0%B5%D0%BD%D0%BA%D0%BE.pdf | 15 (2) 0.18 % |
| 2 | http://elar.khmnpu.edu.ua/bitstream/123456789/13819/1/%D0%9A%D0%A0%D0%91%202023%2D%D0%96%D0%B0%D0%B9%D0%B2%D0%BE%D1%80%D0%BE%D0%BD%20%D0%94_%D0%BE_.pdf | 12 (1) 0.15 % |

Список принятых фрагментів (немає принятих фрагментів)

| ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР | ЗМІСТ | КІЛЬКІСТЬ ОДНАКОВИХ СЛІВ (ФРАГМЕНТІВ) |
|------------------|-------|---------------------------------------|
|------------------|-------|---------------------------------------|

7

ВСТУП

У сучасному інформаційному просторі проблема поширення фейкових новин набула особливої актуальності. Стрімкий розвиток цифрових платформ, соціальних мереж та масовий доступ до створення контенту призвели до значного зростання кількості недостовірної інформації, що може маніпулювати суспільною думкою, створювати соціальну напругу та загрожувати інформаційній безпеці. Традиційні методи ручної перевірки є малоєфективними в умовах великих обсягів даних, що зумовлює потребу у розробці автоматизованих систем виявлення фейкових новин на основі сучасних технологій обробки текстової інформації та машинного навчання.

Мета роботи полягає у розробці та дослідженні ефективності програмної системи для автоматизованого виявлення фейкових новин із використанням моделей **машинного навчання та методів обробки природної мови**.

Об'єктом дослідження є процеси класифікації текстової інформації у завданні визначення достовірності новинних повідомлень.