

ЛОЗИНСЬКА ОЛЬГАНаціональний університет «Львівська політехніка»
<https://orcid.org/0000-0002-5079-0544>
e-mail: olha.v.lozynska@lpnu.ua**ВИСОЦЬКА ВІКТОРІЯ**Національний університет «Львівська політехніка»
<https://orcid.org/0000-0001-6417-3689>
e-mail: victoria.a.vysotska@lpnu.ua**МАРКІВ ОКСАНА**Національний університет «Львівська політехніка»
<https://orcid.org/0000-0002-1691-1357>
e-mail: oksana.o.markiv@lpnu.ua**НАЗАРКЕВИЧ МАРІЯ**Національний університет «Львівська політехніка»
<https://orcid.org/0000-0002-6528-9867>
e-mail: mariia.a.nazarkevych@lpnu.ua

АНАЛІЗ МЕТОДОЛОГІЙ ВИЯВЛЕННЯ ДЖЕРЕЛ ДЕЗІНФОРМАЦІЇ

Виявлення джерел дезінформації та фейкових новин є досить складним завданням. Дезінформація – це неправдива та свідомо створена для заподіяння шкоди людині, соціальній групі, організації чи країні інформація. Одним з різновидів джерел дезінформації є фейкові новини, що являються навмисним поданням неправдивої інформації. На сьогодні запропоновано кілька підходів до вирішення цієї проблеми. У роботі проведено аналіз відомих методологій для виявлення джерел дезінформації та фейкових новин. На основі проведеного аналізу можна виділити два основних підходи для виявлення джерел дезінформації: вручну та автоматично. Для ручної перевірки фактів залучаються експерти. Автоматичні техніки виявлення джерел дезінформації базуються на методах глибокого та машинного навчання.

Систематизовано методології виявлення джерел дезінформації та проведено їх детальний аналіз, що дало змогу обрати найефективніші методи для майбутніх експериментів. Метод на основі машинного навчання виявився більш ефективним після оцінки усіх автоматичних методів. Подальше дослідження буде спрямоване на реалізацію прототипу системи розпізнавання джерел дезінформації для україномовних текстів, збору даних для тестування та оцінювання запропонованої системи.

Ключові слова: виявлення джерел дезінформації, виявлення фейкових новин, глибоке навчання, машинне навчання, обробка природної мови, точність.

LOZYNSKA OLGA, VYSOTSKA VICTORIA, NAZARKEVYCH MARIIA, MARKIV OKSANA
Lviv Polytechnic National University

ANALYSIS OF METHODOLOGIES FOR DETECTING SOURCES OF DISINFORMATION

Identification of sources of disinformation and fake news is a complex task. Today, several approaches to solving this problem have been proposed. Disinformation is information that is false and deliberately created to harm a person, social group, organization or country. One of the sources types of disinformation are fake news, which are a deliberate presentation of false information. The paper analyses the existing methodologies for identifying sources of disinformation and fake news. Based on the analysis, two main approaches to identifying sources of disinformation can be distinguished: manual and automatic. Experts are involved for manual verification of facts. Automatic techniques for detecting sources of disinformation are based on deep and machine learning methods. The most popular methods among deep learning methods are neural networks, among which recurrent neural networks, long short-term memory, bidirectional long short-term memory, convolutional neural networks and others can be distinguished. In addition, many studies use machine learning techniques to identify sources of misinformation, such as support vector machines, Naive Bayes classifier, random forest, decision trees, logistic regression, and Bayesian modelling. Most methodologies combine several methods of identifying sources of disinformation. Based on the comparison, it was found that the methods based on machine learning are more effective and are used by many researchers.

In our study methodologies for identifying sources of disinformation were systematized and their detailed analysis was carried out, which made it possible to choose the most effective methods for future experiments. The method based on machine learning turned out to be more effective after evaluating all automatic methods. Further research will be aimed at implementing a prototype system for recognizing sources of disinformation for Ukrainian-language texts, collecting data for testing and evaluating the proposed system.

Keywords: detecting sources of disinformation, fake news detection, deep learning, machine learning, natural language processing, accuracy.

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

У сучасному світі з появою інформаційно-комунікаційних технологій інформація стала доступною у будь-якому куточку України та й світу в цілому. Але і виникла наступна проблема – як відрізнити правдиву інформацію від дезінформації? Згідно зі Спільною декларацією спеціальних доповідачів з питань свободи вираження поглядів міжнародних організацій щодо свободи вираження поглядів, «фейкових новин», дезінформації та пропаганди у 2017 році, дезінформація – «неправдива та свідомо створена для заподіяння шкоди людині, соціальній групі, організації чи країні інформація» [1]. Фейкові новини являються різновидом джерел дезінформації, тобто є навмисним поданням неправдивої інформації. На сьогодні, дезінформація та фейкові новини розглядаються як одна з найбільших загроз демократії, журналістиці та свободі слова.

Публікуючи, ділячись і коментуючи фейкові новини, люди несвідомо, сприяють поширенню дезінформації, тому що більшість даних легкодоступні і слабо аутентифіковані та їх дуже часто просто неможливо перевірити. Тому виявлення джерел дезінформації та фейкових новин є доволі актуальним завданням сьогодення.

Відомо багато методів виявлення джерел дезінформації, проте жоден з них не може повністю ідентифікувати ці джерела через їх обмеження, включаючи відсутність наборів даних, складність попередньої обробки великих даних, відсутність дослідження мультимедійних даних і багато іншого. У проведеному дослідженні описано та класифіковано відомі методи виявлення джерел дезінформації, а також подано архітектуру прототипу системи розпізнавання джерел дезінформації для україномовних текстів.

Аналіз досліджень та публікацій

Дослідження методологій для виявлення джерел дезінформації дає змогу класифікувати їх наступним чином (рис. 1). Джерела дезінформації можуть бути виявлені вручну або автоматично. Ручні технології виявлення джерел дезінформації використовують експертні методи або методи, засновані на краудсорсингу. Ручні методи в основному використовувалися до того, як були винайдені автоматичні методи.

Ручна перевірка фактів здійснюється шляхом отримання перевірок фактів, які дають змогу читачеві критично оцінити написане та розглянути його доречність і цілісність [2]. Існує близько 100 веб-сайтів, що займаються перевіркою фактів по всьому світу [3]. Однак ці сайти часто потребують допомоги, щоб створити посилання з усіма сторінками, що містять підозрілі заяви [4]. Ручні методи перевірки фактів поділяються на два типи: із залученням експертів і на основі краудсорсингу. Перший тип виконується за допомогою експертів, таких як репортери, щоб перевірити достовірність інформації [5]. Це традиційний метод ручної перевірки, який вимагає багато часу і є досить затратним.

Другий тип перевірки передбачає використання краудсорсингу, тобто залучення великої кількості звичайних осіб, які діють як перевіряючі факти (тобто колективний інтелект). Метод дає змогу не лише зменшити витрати на процеси, але перш за все отримати знання групи людей. Порівняно з експертним перевіркою, краудсорсингова перевірка є відносно складною в управлінні, менш надійною і точною через політичну упередженість осіб, що перевіряють факти, та їхні суперечливі погляди, а також має кращу (хоча й недостатню) масштабованість. Отже, у краудсорсинговій перевірці часто потрібно фільтрувати ненадійних користувачів і фіксувати суперечливі результати перевірки фактів [2]. Методи перевірки на основі краудсорсингу є також досить затратними, оскільки кількість джерел дезінформації постійно зростає.

З технологічним розвитком і збільшенням обчислювальної потужності, автоматичні методи виявлення джерел дезінформації почали широко використовуватися. Автоматичне виявлення джерел дезінформації виконується за допомогою методів глибокого та традиційного машинного навчання. Автоматичні методи виявлення джерел дезінформації виявилися більш ефективними та менш енергозатратними. Відомо кілька стратегій маркування та оцінювання методів для виявлення джерел дезінформації. Глибоке навчання та машинне навчання – це дві основні галузі науки про дані, що використовуються різними дослідниками для виявлення джерел дезінформації.

Багато науковців використовують глибоке навчання для виявлення джерел дезінформації. Найпопулярнішими методами серед методів глибокого навчання є нейронні мережі, серед яких можна виділити рекурентні нейронні мережі (RNN), довгу короткочасну пам'ять (LSTM), двонаправлену довгу короткочасну пам'ять (Bi-LSTM), згорткові нейронні мережі (CNN) та інші. Крім того, багато досліджень використовують методи машинного навчання для виявлення джерел дезінформації, такі як метод опорних векторів (SVM), найвний класифікатор Байеса (NBC), випадковий ліс (RF), дерева рішень (DT), логістична регресія (LR) і Баєсове моделювання (BM). На основі порівняння було виявлено, що методи на основі машинного навчання більш ефективні та використовуються багатьма дослідниками.

У роботі [6] описано підхід глибокого навчання для виявлення джерел дезінформації з використанням теорії частих наборів елементів і правил асоціації, а також теорії графів для новин у мережі Twitter. Авторами розроблено ефективну систему виявлення фейкових і маніпулятивних новин за допомогою комбінованої нейронної мережі, яка складається з трьох об'єднаних підмереж: підмережі з трансформатором DistilBERT для текстових твітів, підмережі з вбудованими твітами та іменами користувачів, які ретвітували твіти, та підмережі для компонентів сингулярного розкладання матриці TF-IDF для списків імен користувачів, які ретвітували твіти. Як показують результати, підмережа з вбудованими іменами користувачів може значно покращити показники точності: людина – 80%, GPT-2-10%, RNN – 0,3%, інші – 3%.

Науковцями [7] розроблено метод глибокого навчання з такими архітектурами, як CNN, Bi-LSTM і ResNet (залишкової нейронної мережі), у поєднанні з попередньо навченим вбудовуванням слів. Оцінювання проводилось за допомогою чотирьох різних наборів даних. За результатами тестування, метод Bi-LSTM перевершив CNN і ResNet на всіх тестових наборах даних.

У науковій роботі [8] описано метод на основі рекурентних нейронних мережах для вивчення прихованої репрезентації, які фіксують зміну контекстної інформації відповідних публікацій з часом. Експериментальні результати на наборах даних з двох реальних платформ мікроблогів демонструють, що RNN метод перевершує найсучасніші моделі виявлення чуток, які використовують створені вручну функції. Зокрема, GRU-2 може виявити чулки з точністю 83,9% для Twitter і 89,0% для Weibo.

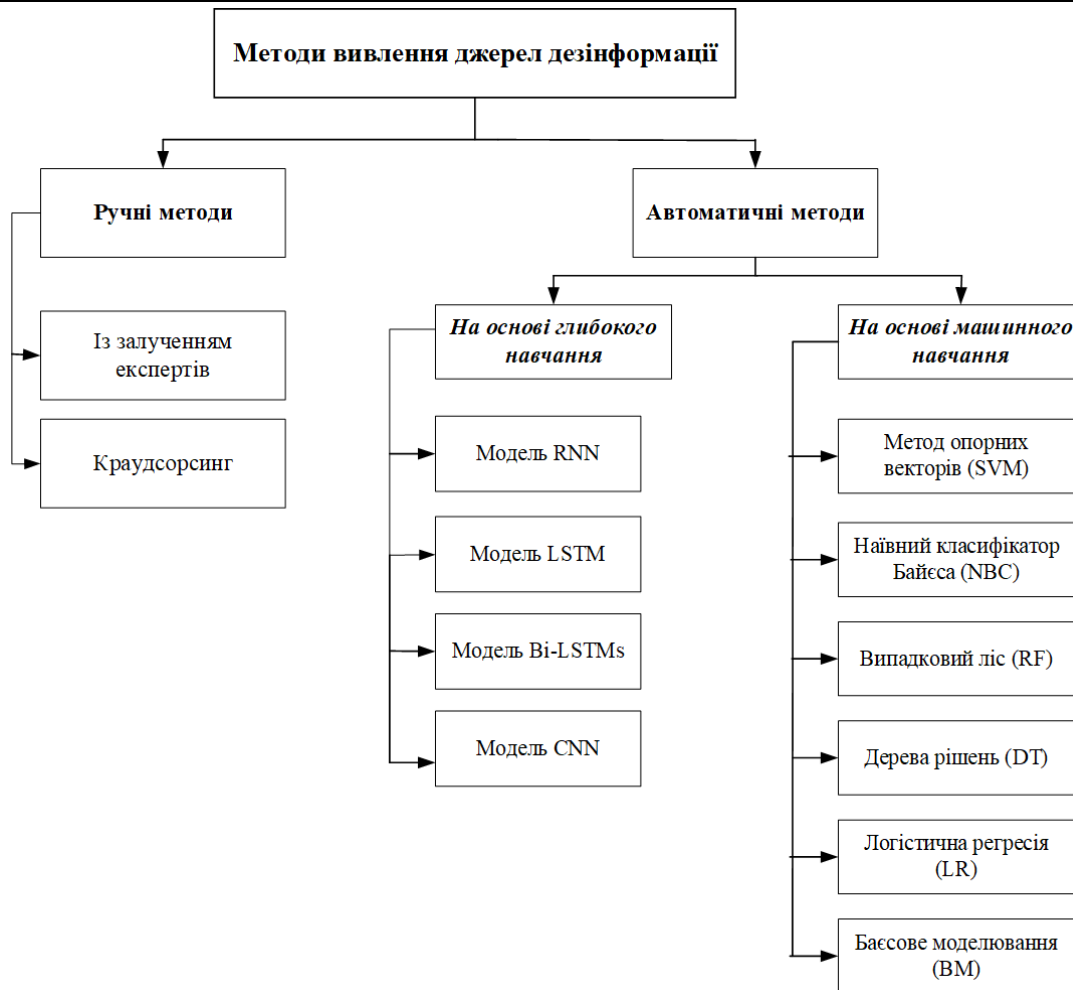


Рис. 1. Класифікація відомих методологій виявлення джерел дезінформації

Автори статті [9] описують використання методів машинного навчання та обробки природної мови, які застосовуються для класифікації фейкових новин на основі відкритого та позначеного корпусу в Twitter. Науковцями порівняно кілька найсучасніших моделей машинного навчання та нейронних мереж. Завдяки застосуванню методів машинного навчання та обробки природної мови, усі традиційні моделі мають точність понад 85%. Усі методи нейронних мереж мають точність виявлення понад 90%. Результати експериментів показали, що методи нейронної мережі перевершують традиційні методи машинного навчання в середньому приблизно на 6%.

У статті [10] досліджено різні підходи для виявлення джерел дезінформації та здійснено оцінювання точності з використанням методів машинного навчання та алгоритмів глибокого навчання. Автори використовують алгоритми XGBoost (99,7%) і LSTM (99,9%) для отримання більшої точності виявлення джерел дезінформації.

У науковій роботі [11] розроблено мультимодальний фреймворк для виявлення фейкових новин на основі кросмодальної залишкової уваги та багатоканальних згорткових нейронних мереж (Crossmodal Attention Residual and Multichannel convolutional neural Networks, CARMN). Було проведено масштабні експерименти на чотирьох реальних наборах даних і продемонстровано ефективність запропонованої моделі. Показник точності для даної моделі становить 92,2%.

Авторами статті [12] запропоновано модель GraMuFeN, призначену для виявлення фейкових новин, аналізуючи як текстовий, так і графічний вміст джерел інформації. Для текстового аналізу GraMuFeN трактує кожен текст як граф і використовує граф згорткової нейронної мережі (Graph Convolutional Neural Network, GCN) як текстовий кодер. Попередньо навчена згорткова нейронна мережа ResNet-152, використовується для кодування зображень. Завдяки поєднанню обох підходів, GraMuFeN досягає кращих результатів. Тестування, які були проведені на двох загальнодоступних наборах даних, показують збільшення оцінки мікро F1 на 10%, що означає покращення в порівнянні з існуючими найсучаснішими моделями.

У статті [13] запропоновано нове рішення для виявлення джерел дезінформації, яке включає в себе аналіз тональності тексту як важливу функцію для підвищення точності. Авторами досліджено використання наївного класифікатора Байєса, пасивно-агресивний класифікатор та класифікатори глибокої нейронної мережі для визначення характеристик даних. Тестування проводилось на двох різних наборах даних ISOT і LIAR. Результати дослідження показали, що використання запропонованого методу дає точність 99,8% для виявлення фейкових новин з оцінкою різних тверджень, таких як майже правдиві, напівправдиві, правдиві, переважно

правдиві та хибні. Продуктивність запропонованого методу порівнювалася з такими існуючими методами як CNN-BiLSTM та Bi-LSTM-GRU (вентильний рекурентний вузол).

Авторами наукової роботи [14] досліджено можливості федеративного навчання за допомогою методу глибокого навчання як основного підходу для виявлення фейкових новин. Федеративне навчання дає змогу використовувати машинне навчання моделі на децентралізованих даних. Дані не трансформуються між децентралізованими місцями, що означає, що особисті дані не передаються. Це може підвищити безпеку даних з датчиків у розумних будинках і медичних приладах або дані з різних ресурсів в онлайн-просторах. Було розроблено три різні архітектури для глибокого навчання. Показник точності становив 96% для першої моделі CNN, 95% для другої моделі (CNN + LSTM) і 94,9% для третьої моделі (LSTM з декількома шарами). Отже, результати моделей з використанням федеративного навчання показали лише трохи кращі результати для першої та другої моделей.

У науковій роботі [15] описано гібридний підхід для виявлення джерел дезінформації. Замість того, щоб запропонувати одну велику модель, яка навчається на різних типах даних, авторами запропоновано об'єднати кілька менших моделей за допомогою методів метанавчання. Проведені експерименти показують, що такий підхід може принести значне підвищення ефективності та продуктивності. Загальна архітектура системи для виявлення фейкових новин складається з трьох методів перевірки тексту, а саме: на основі двоспрямованих кодувальних представленнях з трансформерів (BERT), на основі довгої короткочасної пам'яті і на основі згорткової нейронної мережі. Тестування проводилось на двох незалежних наборах даних. Оцінка F1 коливається від 82% до 99%.

У статті [16] розроблено інтелектуальний метод виявлення джерел дезінформації, що публікуються в інтернеті. Запропонований метод використовує алгоритми машинного навчання та технологій обробки природної мови для аналізу тексту, векторизації, визначення схожості текстів та класифікації. Даний метод здатний працювати в режимі реального часу, адаптуватися до нових форматів дезінформації та проводити аналіз текстів на різних мовах.

Авторами наукової праці [17] запропоновано модель під назвою CSI, яка складається з трьох модулів: Capture, Score та Integrate. Перший модуль використовує рекурентну нейронну мережу для отримання тимчасової моделі активності користувача з певною статтею та базується на відповідях та текстах. Другий модуль вивчає характеристику джерела на основі поведінки користувачів. Цих два модулі інтегровані з третім модулем для класифікації статті як джерела дезінформації чи ні. Експериментальний аналіз реальних даних показує, що CSI досягає більшої точності результатів, ніж існуючі моделі. У той же час модель дає змогу легко включати більше даних, наприклад, інформацію про профіль користувача або розширені текстові бібліотеки.

Аналіз методів виявлення джерел дезінформації, основні досягнення та рекомендації подано у таблиці 1.

Таблиця 1

Порівняння відомих методів виявлення джерел дезінформації

Стаття	Мета дослідження	Метод	Досягнення	Рекомендації
6	Описано підхід глибокого навчання для виявлення та використання фейкових новин, використання теорії графів для аналітики новинних тенденцій у Twitter	Комбінована нейронна мережа	Розроблено ефективну систему виявлення фейкових і маніпулятивних новин за допомогою комбінованої нейронної мережі, яка складається з трьох об'єднаних підмереж.	Використання теорії графів для виявлення прихованих спільнот користувачів
11	Представлено новий та ефективний багатомовний підхід виявлення фейкових новин, що використовує гібридну стратегію для вилучення лише найрелевантнішого вмісту з новинних статей	Гібридний підхід витягання й абстрактного підсумовування	Досягнення нових контрольних показників продуктивності та точності, значне зменшення довжини даних при збереженні важливої інформації для класифікації фейкових новин	Підвищення ефективності, використовуючи дослідження більш легких трансформаторних архітектур і адаптерів PLM
7	Розглянуто метод глибокого навчання з використанням таких архітектур, як CNN, Bi-LSTM і ResNet, у поєднанні з попередньо навченим вбудовуванням слів	Підхід на основі CNN-RNN	Двонаправлена архітектура LSTM перевершує CNN і ResNet на всіх протестованих наборах даних	Впровадження методу виявлення фейкових новин в Індонезії, збір даних і коригування методів обробки індонезійського тексту

8	Розроблено новий метод, який використовує безперервне представлення подій мікроблогів для виявлення чуток	Рекурентні нейронні мережі	Продуктивність алгоритму на основі RNN додатково покращена за допомогою складних рекурентних блоків і додаткових прихованих шарів	Додавання кількох прихованих шарів та вбудовування шарів для покращення точності
12	Запропоновано модель GraMuFeN, яка розроблена для виявлення джерел дезінформації шляхом аналізу як текстового, так і графічного вмісту новин	Граф згорткової нейронної мережі	За допомогою GraMuFeN збільшення мікро F1-Score в порівнянні з існуючими найсучаснішими моделями	Включення в модель контекстуальних функцій, таких як поточна подія, коло підписників і статус перевірки каналу або користувача
9	Запропоновано комбінацію ML і NLP, які реалізовані для класифікації фейкових новин на основі відкритого, великого та позначеного корпусу в Twitter	CNN, LSTM, глибокі нейронні мережі	Моделі нейронних мереж перевершують традиційні моделі ML в середньому приблизно на 6%	Застосування послідовностей LSTM, реалізація біграм і триграм у навчанні традиційних моделей ML і нейронних мереж
10	Описано підходи до виявлення фейкових новин з використанням машинного навчання та алгоритмів глибокого навчання	LSTM	Підвищення точності за допомогою алгоритмів XGBoost і LSTM	Використання різних типів складних даних і великих датасетів фейкових новин для класифікації з найкращою точністю
13	Запропоновано новий підхід для виявлення фейкових новин, яке включає настрої як важливу функцію для підвищення точності за допомогою двох наборів даних ISOT і LIAR	CNN-LSTM, CNN-BiLSTM, глибокі нейронні мережі	Підвищення точності виявлення фейкових новин за допомогою оцінки різних тверджень, таких як майже правдиві, напівправдиві, правдиві, переважно правдиві та хибні	Тестування запропонованої стратегії ідентифікації неправдивих новин на інших наборах даних
14	Запропоновано метод федеративного навчання як базовий підхід для розпізнавання джерел дезінформації	CNN, CNN + LSTM	Підвищення безпеки даних з датчиків в розумних будинках і медичних приладів, даних з різних ресурсів в онлайн-просторах	Дослідження застосовності розроблених моделей для словацької мови
15	Запропоновано гібридний підхід до вирішення проблеми виявлення фейкових новин, що складається з кількох менших моделей з використанням методів метанавчання	Глибокі рекурентні нейронні мережі, LST, CNN і BERT	Підвищення ефективності та продуктивності завдяки використанню кількох менших моделей, які легко розпаралелювати	Проведення експериментів на більших базах даних, які будуть створені з нуля шляхом отримання вмісту із загальнодоступних веб-сайтів
17	Розроблена модель під назвою CSI, яка складається з трьох модулів: Capture, Score та Integrate	Рекурентна нейронна мережа	Досягає вищої точності, ніж існуючі моделі	Створення моделей, які включають концепції навчання з підкріпленням і краудсорсингу

Формулювання цілей статті

Метою роботи є дослідження існуючих методів та підходів для виявлення джерел дезінформації та фейкових новин, вибір та обґрунтування ефективного методу виявлення джерел дезінформації в Україні, опис етапів навчання та тестування для системи автоматичного виявлення джерел дезінформації. Незважаючи на

обнадійливі результати застосування відомих методів, виявлення джерел дезінформації залишається складною проблемою, яка потребує залучення людей до процесу навчання для можливості роботи більш своєчасні прогнози.

Виклад основного матеріалу

Досліджені методи можуть виявляти фейкові новини, але не гарантують 100% точності через певні обмеження. Щоб оцінити точність кожного методу та порівняти процедури між ними, необхідно зробити відкритими та доступними великі набори даних. Інформація з різних джерел рідко включається в більшість наборів даних. Згідно з дослідженням, більшість дослідників зосереджуються на процесі виявлення джерел дезінформації та нехтують попередньою обробкою даних. Тому, проаналізувавши відомі дослідження, ми вирішили розбити дослідження на два етапи – етап навчання та етап тестування.

Перший етап – це етап навчання, як показано на рис. 2а, починається з отримання даних для навчання, що зберігаються в базі даних. Потім навчальні дані проходять процес очищення даних, щоб очистити дані низької якості. Процес очищення використовується для виправлення або видалення неякісних даних з бази даних, а також видалення знаків пунктуації. Після цього, застосовується процес розширення до очищених даних, щоб збалансувати дані між класами. Зазвичай для цього процесу використовують зворотний переклад як метод розширення даних, наприклад, коли дані українською мовою перекладаються на англійську, а потім знову перекладаються на українську. На наступному кроці доповнені дані попередньо обробляються та перетворюються на вектори слів за допомогою попередньо навченого вбудовування слів. Вбудовування слів або розподілене представлення слів – це техніка, яка відображає слова в числові вектори, де слова, які мають подібні значення, будуть близькі один до одного під час візуалізації [18]. Вбудовування слів все частіше використовується в дослідженнях аналізу настроїв, розпізнавання сутностей, тегування частин мови та інших досліджень, заснованих на аналізі тексту [19]. Вектор слова, створений за допомогою попередньо навченого вбудовування слів, потім використовується для тренування моделі машинного навчання. Щоб навчити модель використовують згорткові нейронні мережі, двонаправлену довгу короткочасну пам'ять і згорткову нейронну мережу ResNet. Після цього, навчена модель зберігається в базі даних для подальшого використання на етапі тестування.

Другий етап – це етап тестування (рис. 2б). Цей етап використовується для оцінки навченої моделі. Етап починається з попереднього взяття тестових даних із бази даних. Тестові дані потрапляють безпосередньо на той самий етап попередньої обробки, що й на етапі навчання, без проходження етапів очищення та доповнення даних. Після цього попередньо навчена модель береться з бази даних і використовується для прогнозування попередньо оброблених тестових даних. На останньому кроці результати прогнозування будуть відображені та використані для оцінки ефективності моделі.

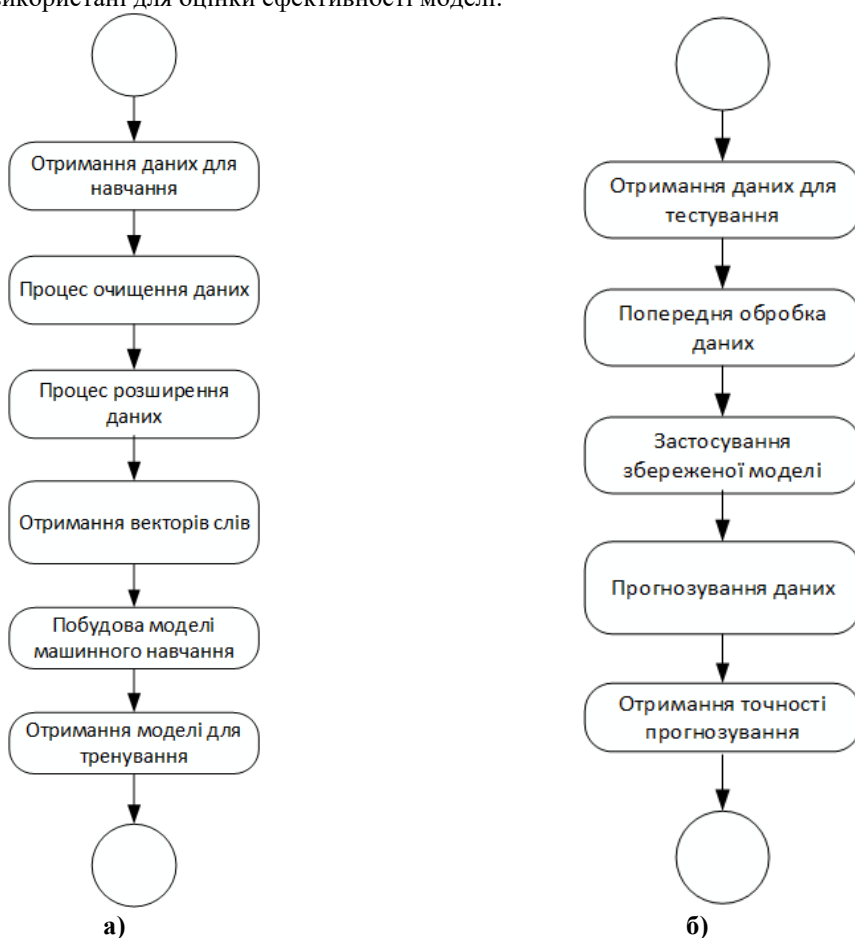


Рис. 2. Діаграми станів : а) етап навчання; б) етап тестування

Архітектуру прототипу системи виявлення джерел дезінформації для україномовних текстів зображено на рис. 3. Подальші дослідження будуть спрямовані на реалізацію методів автоматичного виявлення джерел дезінформації, збір датасетів для навчання та тестування запропонованої системи.

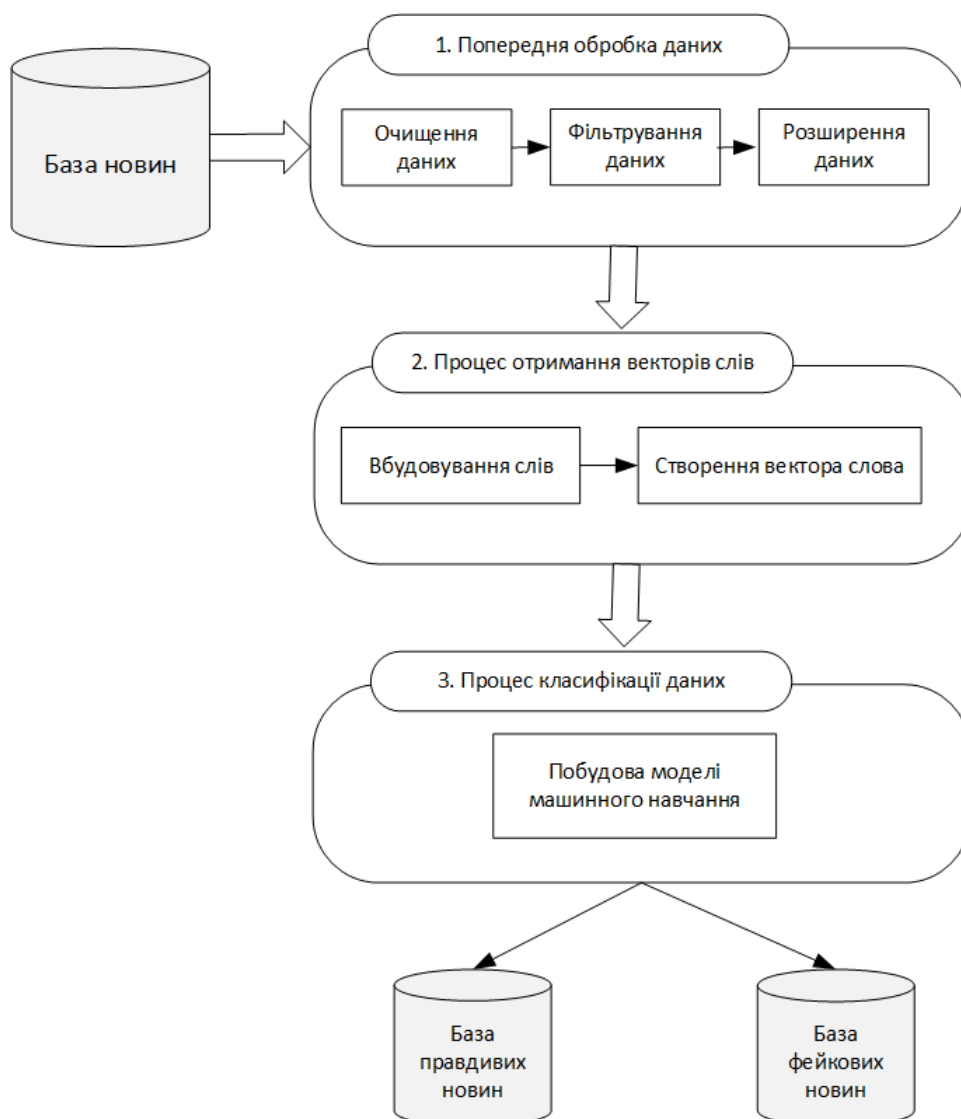


Рис. 3. Архітектура прототипу системи автоматичного виявлення джерел дезінформації

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

На основі проведеного аналізу можна виділити два основних підходи для виявлення джерел дезінформації: вручну та автоматично. Для ручної перевірки фактів залучаються експерти та використовується краудсорсинг. Автоматичні техніки виявлення джерел дезінформації базуються на методах глибокого та машинного навчання. Після детального аналізу оцінювання відомих методів, було обрано найбільш ефективні методи для виявлення джерел дезінформації. Методи з використанням машинного навчання виявилися більш ефективними, після оцінки усіх автоматичних методів. Запропоновано прототип системи розпізнавання джерел дезінформації для україномовних текстів.

У нашому дослідженні систематизовано методології виявлення джерел дезінформації та проведено їх детальний аналіз, що дало змогу обрати найбільш ефективні методи для майбутніх експериментів.

Подальше дослідження буде спрямоване на реалізацію прототипу системи розпізнавання джерел дезінформації для україномовних текстів, збору даних для тестування та оцінювання запропонованої системи.

Подяка

Дана стаття підготована завдяки грантовій підтримки Національного Фонду Досліджень України, реєстраційний номер проекту 187/0012 від 1/08/2024 (2023.04/0012) «Розроблення інформаційної системи автоматичного виявлення джерел дезінформації та неавтентичної поведінки користувачів чатів» за конкурсом «Наука для зміцнення обороноздатності України».

References

1. OSCE Representative on Freedom of the Media, Joint declaration on freedom of expression and «fake news», disinformation and propaganda. <https://www.osce.org/files/f/documents/6/8/302796.pdf>.
2. Zhou X. and Zafarani R. Fake news: A survey of research, detection methods, and opportunities. arXiv:1812.00315v. – 2018.
3. Duke Reporter’S Lab. <https://www.reporterslab.org>
4. Guha S. (2017). Related fact checks: A tool for combating fake news. arXiv:1711.00715.
5. Capuano N., Fenza G., Loia V., Nota F. D. Content-based fake news detection with machine and deep learning: A systematic review. *Neurocomputing*. 2023. Vol. 530. P. 91–103.
6. Pavlyshenko B. M. Methods of Informational Trends Analytics and Fake News Detection on Twitter. arXiv.org. 2022. 22 p. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2204.04891>
7. Kadek S. I., Bayupati I.P.A., Arsa D. M. S. Detection of fake news using deep learning CNN–RNN based methods. *Information & Communications Technology Express*. 2022. Vol. 8, Issue 3. P. 396–408. <https://doi.org/10.1016/j.ict.2021.10.003>
8. Ma J., Gao W., Mitra P., Kwon S., Jansen B. J. Wong K.-F., Cha M. Detecting Rumors from Microblogs with Recurrent Neural Networks. *Proceedings of the Twenty-Fifth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI-16)*, 09 July 2016. P. 3818–3824.
9. Lai C.-M., Chen M.-H., Kristiani E., Verma V. K., Yang C.-T. Fake News Classification Based on Content Level Features. *Applied Sciences*. 2022. Vol 12, Issue 3. P. 1116. <https://doi.org/10.3390/app12031116>.
10. Sharma S., Saraswat M., Dubey Dr. A. K. Fake News Detection Using Deep Learning. *Knowledge Graphs and Semantic Web*. 2021. P. 12–21. 10.1007/978-3-030-91305-2_19.
11. Song C., Ning N., Zhang Y., Wu B. A Multimodal Fake News Detection Model Based on Crossmodal Attention Residual and Multichannel Convolutional Neural Networks. *Information Processing & Management*. 2021. Vol. 58, Issue 1. P. 102437. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2020.102437>
12. Kananian M., Badiei F., Ghahramani S. AmirAli Gh. GRaMuFeN: Graph-based Multi-modal Fake News Detection in Social Media. arXiv.org. 2023. 16 p. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.07668>
13. Sarita V. B., Abilash R.S., Dani J. R. Fake news detection in social media based on sentiment analysis using classifier techniques. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. № 23. P. 35781–35811. <https://doi.org/10.1007/s11042-023-14883-3>.
14. Machova K., Mach M., Balara V. Federated Learning in the Detection of Fake News Using Deep Learning as a Basic Method. *Sensors*. 2024. Vol. 24, Issue 11. P. 3590. <https://doi.org/10.3390/s24113590>.
15. Kozik R., Kula S., Choras M., Wozniak M. Technical solution to counter potential crime: Text analysis to detect fake news and disinformation. *Journal of Computational Science*. 2022. Vol. 60. 8 p. <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2022.101576>
16. Komar Myroslav, Lipianina-Honcharenko Khrystyna, Kit Ivan, Madarash Roman, Yurkiv Khrystyna. INTELLIGENT METHOD OF DETECTING SOURCES OF MULTILINGUAL MISINFORMATION. MEASURING AND COMPUTING DEVICES IN TECHNOLOGICAL PROCESSES, 2023. № 2. P. 221–230. (2), 221–230. <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-74-31>
17. Ruchansky N., Seo S., Liu Y. CSI: A Hybrid Deep Model for Fake News Detection. *CIKM '17: Proceedings of the 2017 ACM on Conference on Information and Knowledge Management*, November 2017. P. 797–806. <https://doi.org/10.1145/3132847.3132877>
18. López W., Merlino J., Rodríguez-Bocca P. Learning semantic information from internet domain names using word embeddings. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2020. Vol. 94. P. 103823. <http://dx.doi.org/10.1016/j.engappai.2020.103823>.
19. Soliman A.B., Eissa K., El-Beltagy S.R. Aravec: A set of arabic word embedding models for use in arabic NLP. *Procedia Computer Science*. 2017. Vol. 117. P. 256–265. <http://dx.doi.org/10.1016/j.procs.2017.10.117>.