

ДМИТРО БОРОВИК,
Хмельницький національний університет
e-mail: dborovyk86@gmail.com
ОЛЕКСАНДР БАРМАК
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0003-0739-9678>
e-mail: alexander.barmak@gmail.com

УДОСКОНАЛЕНИЙ МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ФЕЙКОВИХ НОВИН НА ОСНОВІ ВИКОРИСТАННЯ CNN НЕЙРОМЕРЕЖІ

На даний час серед джерел інформації Інтернет займає перше місце. В останній період суттєво зросла роль онлайн соціальних мереж (ОСМ), що має як позитивні, так і негативні наслідки. Негативна роль ОСМ пов'язується із поширенням фейкових новин, які впливають на повсякденне життя людей, маніпулюють їхніми думками та почуттями, змінюють їхні переконання і можуть призвести до прийняття неправильних рішень. Проблема розповсюдження фейкових новин в ОСМ на даний час є глобальною, а формування механізмів протидії – актуальним завданням сьогодення.

На сьогодні існують різні апробовані підходи до виявлення фейкових новин. Зокрема, один з підходів базується на використанні різних алгоритмів машинного (ML) та глибокого (DL) навчання. Інший – на використанні результатів аналізу настрою новинного контенту та аналізу емоцій у коментарях користувачів. Проведене авторами дослідження інших підходів виявлення фейкових новин, які відрізняються від наведених, дозволило зробити висновок про те, що зазначені підходи є ефективними і перспективними в частині використання їх потенціалу для розробки нових моделей з високими показниками ефективності на різних наборах даних.

У статті досліджено авторську ідею щодо удосконалення існуючого підходу виявлення фейкових новин на основі використання нейромережових підходів. Ідея базується на удосконаленні методу виявлення фейкових новин шляхом збільшення кількості нейронів згорткового шару та додаванні шару випадкового відключення до досліджуваної нейромережі.

Обґрунтування ідеї передбачало попереднє здійснення: постановки досліджуваної задачі; функціонального аналізу алгоритмів машинного (ML) та глибокого (DL) навчання, крім того проведення експериментів для оцінки ефективності запропонованого методу із його застосуванням на різних наборах даних.

Ключові слова: онлайн соціальні мережі; фейкові новини; метод; модель; алгоритм; формалізація.

DMYTRO BOROVYK, OLEXANDR BARMAK
Khmelnyskyi National University

IMPROVED METHOD OF FAKE NEWS DETECTION BASED ON THE USE OF CNN NEURAL NETWORK

At present, the Internet is the primary source of information. In recent times, the role of online social media (OSM) has significantly increased, which has both positive and negative consequences. The negative role of OSM is associated with the spread of fake news, which affects people's daily lives, manipulates their thoughts and emotions, changes their beliefs, and can lead to making incorrect decisions. The problem of fake news dissemination on OSM is a global issue, and the development of mechanisms to counter it is a current task.

Various proven approaches to detect fake news exist today. One approach is based on the use of various machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms. Another approach is based on sentiment analysis of news content and emotional analysis of user comments. Research by the authors into other fake news detection approaches, different from the ones mentioned, has led to the conclusion that these approaches are effective and promising in terms of using their potential to develop new models with high performance on different datasets.

This article explores the authors' idea of improving the existing approach to fake news detection by using neural network approaches. The idea is based on enhancing the method of fake news detection by increasing the number of neurons in the convolutional layer and adding a dropout layer to the studied neural network.

The rationale for the idea involved the preliminary accomplishment of the following: formulation of the research problem, functional analysis of machine learning (ML) and deep learning (DL) algorithms, and experiments to assess the effectiveness of the proposed method on different datasets.

Keywords: online social media, fake news, method, model, algorithm, formalization.

Постановка проблеми

У сучасний період протидії збройній агресії Російської Федерації важливим питанням є виявлення фейкових новин, які навмисне потрапляють в соціальні мережі з метою розхитування громадської думки, поширення паніки та страху серед населення. Швидкість поширення фейкових новин в Інтернеті більша, ніж реальних, оскільки люди цікавляться новою інформацією або новинами та схильні ділитися отриманою інформацією, не перевіряючи її достовірність. Фейкові новини впливають на повсякденне життя людей, маніпулюють їхніми думками та почуттями, змінюють їхні переконання і можуть призвести до прийняття неправильних рішень. Основними намірами поширення фейкових новин є фінансовий зиск, поширення ненависті на підставі екстремістських мотивів, маніпулювання свідомістю людей з політичних міркувань або створення упереджених думок з виборчих міркувань тощо[1].

У багатьох людей виникають труднощі у відрізненні фейкових новин від реальних, незалежно від статі, віку чи рівня освіти. Відрізнити фейкові новини від реальних складно, оскільки, як свідчать наукові дослідження, людська здатність розрізнити правдиву та неправдиву інформацію відносно незначна і становить близько 54% [2].

Оскільки фейкові новини стали глобальним викликом і великою загрозою для демократії, економіки та мирного співіснування, різні суб'єкти (громадські організації, журналісти, політики, дослідники) працюють над зменшенням ризику. Отже, проблема розповсюдження фейкових новин в ОСМ на даний час є глобальною, а формування механізмів протидії – актуальним завданням сьогодення. Її вирішення пов'язується з формуванням моделей, які виявляють фейкові новини та обмежують можливість їх поширення.

Для вирішення проблеми виявлення фейкових новин сьогодні активно використовуються передові інформаційні технології, зокрема штучні нейронні мережі. Завдяки цим технологіям системи виявлення фейкових новин можуть автоматично аналізувати великий обсяг інформації і виявляти потенційні фейкові новини. Штучний інтелект допомагає більш точно та ефективно виявляти зазначені новини.

Застосування штучного інтелекту для виявлення фейкових новин є важливим кроком у забезпеченні стабільності у суспільстві, подоланні страхів та паніки серед населення.

Аналіз останніх джерел

На даний час існують різні апробовані підходи до виявлення фейкових новин. Зокрема, один з підходів базується на використанні різних алгоритмів машинного (ML) та глибокого (DL) навчання. Інший – на використанні результатів аналізу настрою новинного контенту та аналізу емоцій у коментарях користувачів. Існує і ряд інших підходів, які заслуговують на увагу, подальший аналіз і дослідження. При цьому кожен із них характеризується певним рівнем ефективності на різних масивах даних.

До переліку класичних алгоритмів ML прийнято відносити логістичну регресію (LR), метод опорних векторів (SVM), дерево рішень (DT), наївний байєсівський класифікатор (NB), випадковий ліс (RF), XGBoost (XGB), а також комбінацію цих алгоритмів. До високорівневих алгоритмів ML відносять згорткові нейронні мережі (CNN), двонаправлені рекурентні мережі з короткотривалою пам'яттю (BiLSTM), двонаправлені рекурентні мережі з вентильними блоками (BiGRU), комбінації CNN-BiLSTM і CNN-BiGRU, а також гібридний підхід на основі цих технік. Моделями на основі глибокого навчання є моделі BERTbase та RoBERTabase.

У роботі [3] наведено огляд підходів до виявлення фейкових новин за алгоритмами машинного навчання (ML) з двома сценаріями методів подання слів (статистичними та контекст-незалежними). Крім того, у роботі [1] проведено порівняльну оцінку восьми передових моделей ML, а саме CNN, BiLSTM, BiGRU, CNN-BiLSTM, CNN-BiGRU, різних гібридних моделей з двома типами моделей текстового представлення (контекст-незалежними і контекст-свідомими моделями вбудови), BERTbase, RoBERTabase.

Багато досліджень щодо виявлення фейкових новин в ОСМ залежать від однієї чи декількох ознак, таких як зміст, мережеве поширення або користувач [4, 5]. Аналіз коментарів користувачів для визначення їхнього ставлення до новин може відігравати важливу роль у виявленні фейкових новин [6, 7] та надавати уявлення про достовірність опублікованих новин [8, 9]. У роботі [10] стверджується, що коментарі користувачів мають велику дискримінантну цінність при виявленні фейкових новин, де вираження настрою [11] або емоцій [12] має вирішальне значення. У праці [13] зазначено, що реакція користувачів на фейкові новини виражає емоції страху, огиди та здивування, тоді як на реальні новини - емоції очікування, суму, радості та довіри. Однак автори цієї праці не досліджували, наскільки добре емоції можуть ідентифікувати фейкові новини. Згідно [14], новизна може бути важливою складовою фейкових новин і значно підвищувати можливості їх поширення та прийняття в суспільстві. Більшість існуючих досліджень, які використовують аналіз настрою, зосереджуються на сигналах настрою вмісту фейкових новин [15]. Часто користувачі використовують емодзі замість текстових коментарів, щоб висловити свої думки про певні новини в ОСМ [16, 17]. У цьому контексті техніки глибокого навчання (DL) суттєво сприяють класифікації, прогнозуванню та аналізу текстового контенту [18]. Це пов'язано з їхньою здатністю до ефективного навчання [18, 19], виявлення ознак і складних патернів [20].

У працях [21, 22] продемонстровано, що додавання ознак на основі аналізу настроїв та аналізу емоцій збільшує точність виявлення фейкових новин для більшості моделей глибокого навчання порівняно з використанням лише текстових ознак. Також авторами зазначених праць встановлено, що ознаки на основі аналізу настроїв новин та аналізу емоцій коментарів користувачів цих новин можуть бути використані соціальними медіа-платформами для боротьби з поширенням фейкових новин. Проте, застосування зазначеного підходу пов'язане з труднощами при роботі з незбалансованим набором даних.

Проведене авторами дослідження інших підходів виявлення фейкових новин дозволило зробити висновок про те, що проаналізовані вище підходи є ефективними і перспективними в частині використання їх потенціалу для розробки нових моделей з високими показниками ефективності виявлення фейкових новин на різних наборах даних.

Метою роботи є: удосконалення методу виявлення фейкових новин на основі використання нейромережевих технологій шляхом оптимізації структури CNN нейромережі.

Виклад основного матеріалу

За основу дослідження було взято багаторівневу нейромережу, що побудована на основі бібліотеки TensorFlow та покращено її класифікаційні можливості. На рисунку 1 наведено структуру даної мережі, чорним кольором позначено початкову структуру досліджуваної моделі, сірим – удосконалення структури, що було виконано під час проведення досліджень.

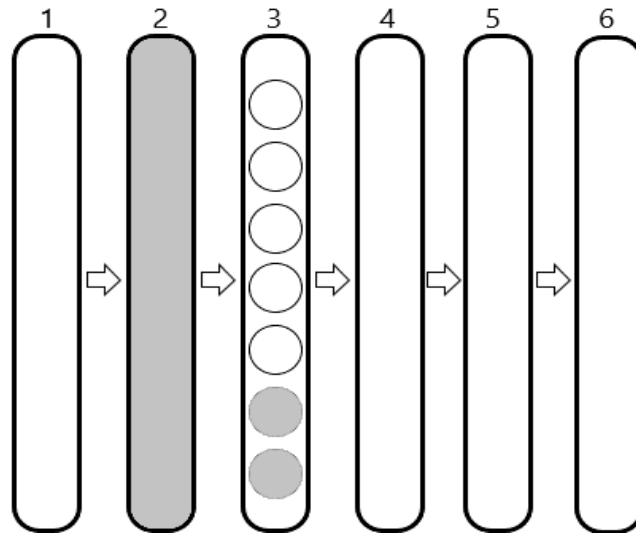


Рисунок 1 – Структура нейромережі

Дана нейромережа складається з 6-ти шарів:

1. Шар вбудовування (Embedding layer): цей шар перетворює вхідні текстові дані в щільне векторне представлення. Він використовує попередньо навчені вектори слів та встановлює ваги як незмінювані, що в свою чергу означає що ваги вбудовування залишатимуться незмінними під час навчання моделі. Розмір входу даного шару є розміром словника досліджуваного тексту.

2. Шар випадкового відключення (Dropout layer): цей шар є захисним шаром, він допомагає запобігти перенавчанню, випадково відключаючи певну частину вхідних одиниць. При дослідженнях було виявлено, що найоптимальнішою кількістю одиниць для відключення є 25% від загальної кількості. Тобто при навчанні нейромережа ігноруватиме 25% вхідних одиниць (вхідних слів) кожної новини. Таким чином замість того щоб підібрати ваги тільки для навчального набору даних, нейромережа вчиться підбирати відповідь для схожих даних, що не зустрічалися у навчальному наборі. Цей шар значно покращує роботу мережі із новинами, якими нейромережі ще не доводилось працювати.

3. Одновимірний шар згорткового перетворення (Conv1D Layer): одновимірний згортковий шар з 64 фільтрами та розміром ядра 7. Він використовується для застосування згорткового перетворення до вхідних даних. В ході досліджень було прийнято збільшити розмір ядра даного шару, початковий розмір ядра 5. На даному шарі було використано функцію активації ReLu (Rectified Linear Unit).

4. Одновимірний шар максимального об'єднання (MaxPooling1D layer): цей шар використовується для виділення найбільш важливих ознак із вхідних даних (вихідних даних з попереднього шару) та зменшення їх розміру.

5. Шар LSTM (LSTM layer): це шар довгострокової пам'яті з 64 одиницями. LSTM – це тип рекурентного шару, який може захопити послідовну інформацію. Він використовується у даній мережі для моделювання текстових даних.

6. Повнозв'язний шар (Dense layer): це повнозв'язний шар є моделлю перцептрона, у якому усі нейрони з'єднані із нейронами попереднього шару та сигмоїдальною функцією активації. Він відповідає за кінцевий бінарний вихід класифікації. Тобто даний шар безпосередньо дає відповідь на запитання «чи правдива досліджувана новина?».

Дана модель компілюється з використанням бінарної перехресної ентропії як функції втрат та оптимізатором Adam. Вона розроблена для бінарної класифікації, і сигмоїдальна функція активації у останньому шарі дозволяє моделі передбачати ймовірності для бінарних міток.

Ця архітектура поєднує вбудовування та згорткові шари для захоплення локальних ознак тексту, за якими слідує LSTM-шар для захоплення довгострокових залежностей, використовуючи які повнозв'язний шар створює бінарний вихід класифікації.

Додавання шару випадкового відключення у дану модель призвело до того, що модель стала значно краще працювати із новинами, які не зустрічались їй у навчальному наборі даних. Із цим шаром модель самостійно підбирає ваги для векторних одиниць тексту кожної новини. А збільшення розмірності ядра у шарі згорткового перетворення призвело до того, що модель може виявляти більші ознаки та відкидати дрібниці у кожній новині, проте в свою чергу це і має недолік в вигляді збільшення вірогідності перенавчання мережі. Саме тому використання шару випадкового відключення у комбінації із збільшенням розмірності ядра згорткового шару призводить до покращення виявлення ваг та ознак і зниження шансу

перенавчання при цьому.

Аналіз ефективності запропонованого методу

Для оцінки ефективності запропонованого методу було проведено експерименти та порівняння їх результатів. Експерименти було проведено для порівняння роботи моделі запропонованого удосконаленого методу із його початковою моделлю (TensorFlow classification model), а також із іншим інструментом класифікації, який в своїй основі використовує ML, а саме LogisticRegression на різних наборах даних, а саме «PolitiFact»[23] та «LIAR»[24].

Для демонстрації ефективності моделі було прийнято рішення порівняти результати експериментів на наступних метриках: загальна точність, f1-score[25], recall та precision[26]. Слід зауважити, що для розрахунку загального значення метрик (M) f1-score, recall та precision була використана формула 1.

$$M_{avg} = (M_{fake} + M_{real}) / 2 \tag{1}$$

Усі досліджувані моделі було навчено на наборі даних «PolitiFact». Загальна точність запропонованого методу на даному наборі даних склала 93.28%. На рисунку 2 представлено відображення середньої точності, а у таблиці 1 представлено порівняння моделей за різними метриками на даному наборі даних.

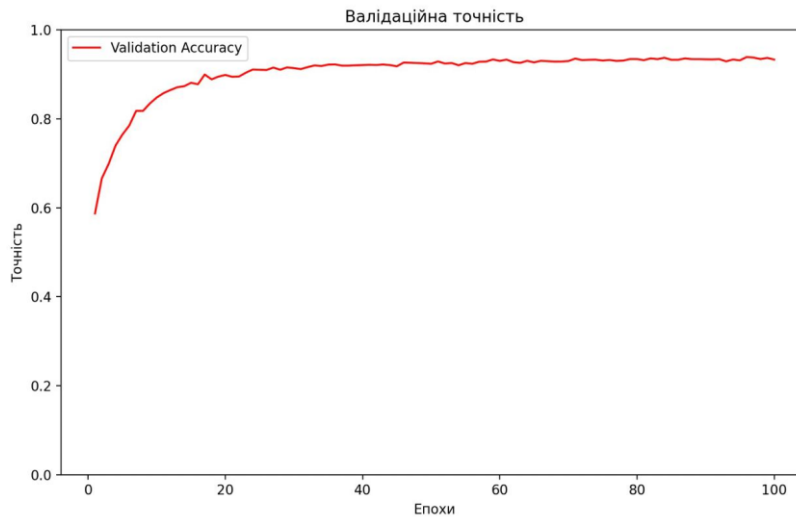


Рис. 2. Загальна точність на навчальному наборі даних «PolitiFact»

Таблиця 1

Порівняння точності методів на наборі даних «PolitiFact»

| Метод | Загальна точність | F1-score | recall | precision |
|---------------------------------|-------------------|--------------|--------------|-------------|
| Запропонований | 93.32% | 0.926 | 0.919 | 0.93 |
| TensorFlow classification model | 89.37% | 0.893 | 0.88 | 0.896 |
| LogisticRegression | 91.4% | 0.914 | 0.924 | 0.916 |

Загальна точність запропонованого методу для набору даних «LIAR» склала 91.36%, представлено на рисунку 3. У таблиці 2 наведено порівняння метрик методів для набору даних «LIAR».

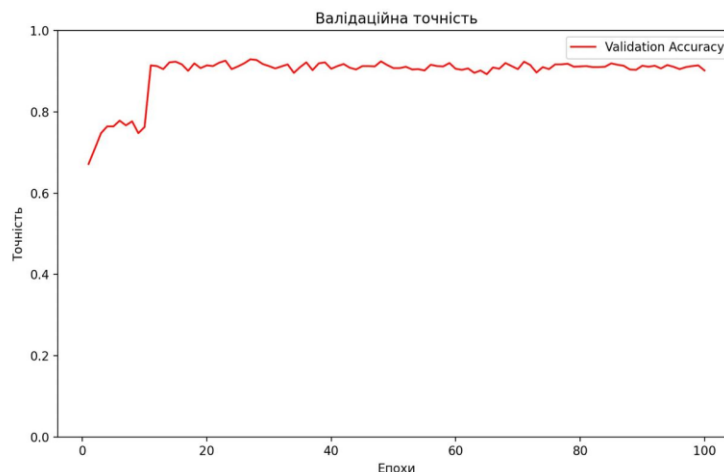


Рис. 3. Загальна точність набору даних «LIAR»

Порівняння точності методів на наборі даних «LIAR»

| Метод | Загальна точність | F1-score | recall | precision |
|---------------------------------|-------------------|--------------|--------------|--------------|
| Запропонований | 91.36% | 0.913 | 0.902 | 0.915 |
| TensorFlow classification model | 89.11% | 0.891 | 0.889 | 0.892 |
| LogisticRegression | 91.18% | 0.911 | 0.908 | 0.915 |

Даний метод можна застосовувати як для отримання відсотку достовірних новин із набору даних, так і для класифікації новин, що користувач вводить як вхідні дані у режимі реального часу.

Висновки

Отже, запропонований метод є удосконаленням існуючого методу виявлення фейкових новин із застосуванням нейромережових засобів шляхом збільшення розмірності ядра згорткового шару та нівелювання шансу перенавчання шляхом додавання шару випадкового відключення. Дана модель отримує на вхід текст чи заголовок новини, переводить його до векторної форми, використовуючи попередньо навчені вектори слів, встановлює ваги та виділяє класифікаційні ознаки та останній шар моделі виступає в вигляді класифікатора, що визначає ймовірності належності досліджуваної новини до певного класу: фейкової чи достовірної. Проведено експерименти на різних наборах даних для порівняння запропонованої моделі із іншими моделями, що використовуються для виконання тієї ж задачі. Результати експериментів показали, що модель запропонованого методу досягає високої точності (93.28%) в виявленні фейкових новин.

Подальші дослідження спрямовані на застосування запропонованого методу на різних масивах даних, а також на подальшу оптимізацію структури нейромережі CNN для підвищення ефективності виявлення фейкових новин.

Література

1. Evolvi, G. Hate In A Tweet: Exploring Internet-Based Islamophobic Discourses. *Religions* 2018, 9, 307. [CrossRef]
2. de Oliveira, N.R.; Medeiros, D.S.; Mattos, D.M. A sensitive stylistic approach to identify fake news on social networking. *IEEE Signal Process. Lett.* 2020, 27, 1250–1254. [CrossRef] Alghamdi, O.; Lin, Y.; Luo, S.: A comparative study of machine learning and deep learning techniques for fake news detection. *Information* 2022, 13, 576, 28 p.
3. Guo, M.; Xu, Z.; Liu, L.; Guo, M.; Zhang, Y. An Adaptive Deep Transfer Learning Model for Rumor Detection without Sufficient Identified Rumors. *Math. Probl. Eng.* 2020, 2020, 7562567. [CrossRef]
4. Kim, Y.; Kim, H.K.; Kim, H.; Hong, J.B. Do Many Models Make Light Work? Evaluating Ensemble Solutions for Improved Rumor Detection. *IEEE Access* 2020, 8, 150709–150724. [CrossRef]
5. Yaakub, M.R.; Latiffi, M.I.A.; Zaabar, L.S. A review on sentiment analysis techniques and applications. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 2019, 551, 012070. [CrossRef]
6. Tian, L.; Zhang, X.; Wang, Y.; Liu, H. Early detection of rumours on twitter via stance transfer learning. In *Advances in Information Retrieval: 42nd European Conference on IR Research, ECIR 2020, Lisbon, Portugal, 14–17 April 2020, Proceedings, Part I 42*; Springer: Cham, Switzerland, 2020; Volume 12035, p. 575.
7. Liu, Y.; Wu, Y.-F.B. Fned: A deep network for fake news early detection on social media. *ACM Trans. Inf. Syst. (TOIS)* 2020, 38, 1–33. [CrossRef]
8. Lin, L.; Chen, Z. Social rumor detection based on multilayer transformer encoding blocks. *Concurr. Comput. Pract. Exp.* 2021, 33, e6083. [CrossRef]
9. Albahar, M. A hybrid model for fake news detection: Leveraging news content and user comments in fake news. *IET Inf. Secur.* 2021, 15, 169–177. [CrossRef]
10. Alonso, M.A.; Vilares, D.; Gómez-Rodríguez, C.; Vilares, J. Sentiment analysis for fake news detection. *Electronics* 2021, 10, 1348. [CrossRef]
11. Ghanem, B.; Rosso, P.; Rangel, F. An emotional analysis of false information in social media and news articles. *ACM Trans. Internet Technol. (TOIT)* 2020, 20, 1–18. [CrossRef]
12. Vosoughi, S.; Roy, D.; Aral, S. The spread of true and false news online. *Science* 2018, 359, 1146–1151. [CrossRef]
13. Kumari, R.; Ashok, N.; Ghosal, T.; Ekbal, A. What the fake? Probing misinformation detection standing on the shoulder of novelty and emotion. *Inf. Process. Manag.* 2022, 59, 102740. [CrossRef]
14. Zhang, X.; Cao, J.; Li, X.; Sheng, Q.; Zhong, L.; Shu, K. Mining dual emotion for fake news detection. In *Proceedings of the WWW '21: The Web Conference 2021, Ljubljana, Slovenia, 19–23 April 2021*; pp. 3465–3476.
15. Zimbra, D.; Abbasi, A.; Zeng, D.; Chen, H. The state-of-the-art in Twitter sentiment analysis: A review and benchmark evaluation. *ACM Trans. Manag. Inf. Syst. (TMIS)* 2018, 9, 1–29. [CrossRef]
16. Imran, A.S.; Daudpota, S.M.; Kastrati, Z.; Batra, R. Cross-cultural polarity and emotion detection using sentiment analysis and deep learning on COVID-19 related tweets. *IEEE Access* 2020, 8, 181074–181090.

[CrossRef]

17. Pota, M.; Ventura, M.; Catelli, R.; Esposito, M. An effective BERT-based pipeline for Twitter sentiment analysis: A case study in Italian. *Sensors* 2020, 21, 133. [CrossRef]
18. Islam, M.R.; Liu, S.; Wang, X.; Xu, G. Deep learning for misinformation detection on online social networks: A survey and new perspectives. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2020, 10, 82. [CrossRef] [PubMed]
19. Habib, A.; Asghar, M.Z.; Khan, A.; Habib, A.; Khan, A. False information detection in online content and its role in decision making: A systematic literature review. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2019, 9, 50. [CrossRef]
20. Bahad, P.; Saxena, P.; Kamal, R. Fake News Detection using Bi-directional LSTM-Recurrent Neural Network. *Procedia Comput. Sci.* 2019, 165, 74–82. [CrossRef]
21. Subramani, S.; Wang, H.; Vu, H.Q.; Li, G. Domestic violence crisis identification from facebook posts based on deep learning. *IEEE Access* 2018, 6, 54075–54085. [CrossRef]
22. Датасет PolitiFact [Электронный ресурс]: <https://github.com/KaiDMML/FakeNewsNet>
23. Датасет LIAR [Электронный ресурс]: <https://paperswithcode.com/dataset/liar>
24. Метрика f1-score [Электронный ресурс]: <https://www.v7labs.com/blog/f1-score-guide>
25. Метрики recall та precision [Электронный ресурс]: https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall

References

1. Evolvi, G. Hate in a tweet: Exploring internet-based islamophobic discourses. *Religions* 2018, 9, 307. [CrossRef]
2. de Oliveira, N.R.; Medeiros, D.S.; Mattos, D.M. A sensitive stylistic approach to identify fake news on social networking. *IEEE Signal Process. Lett.* 2020, 27, 1250–1254. [CrossRef]
- Alghamdi, O.; Lin, Y.; Luo, S.: A comparative study of machine learning and deep learning techniques for fake news detection. *Information* 2022, 13, 576, 28 p.
3. Guo, M.; Xu, Z.; Liu, L.; Guo, M.; Zhang, Y. An Adaptive Deep Transfer Learning Model for Rumor Detection without Sufficient Identified Rumors. *Math. Probl. Eng.* 2020, 2020, 7562567. [CrossRef]
4. Kim, Y.; Kim, H.K.; Kim, H.; Hong, J.B. Do Many Models Make Light Work? Evaluating Ensemble Solutions for Improved Rumor Detection. *IEEE Access* 2020, 8, 150709–150724. [CrossRef]
5. Yaakub, M.R.; Latiffi, M.I.A.; Zaabar, L.S. A review on sentiment analysis techniques and applications. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 2019, 551, 012070. [CrossRef]
6. Tian, L.; Zhang, X.; Wang, Y.; Liu, H. Early detection of rumours on twitter via stance transfer learning. In *Advances in Information Retrieval: 42nd European Conference on IR Research, ECIR 2020, Lisbon, Portugal, 14–17 April 2020, Proceedings, Part I 42*; Springer: Cham, Switzerland, 2020; Volume 12035, p. 575.
7. Liu, Y.; Wu, Y.-F.B. Fned: A deep network for fake news early detection on social media. *ACM Trans. Inf. Syst. (TOIS)* 2020, 38, 1–33. [CrossRef]
8. Lin, L.; Chen, Z. Social rumor detection based on multilayer transformer encoding blocks. *Concurr. Comput. Pract. Exp.* 2021, 33, e6083. [CrossRef]
9. Albahar, M. A hybrid model for fake news detection: Leveraging news content and user comments in fake news. *IET Inf. Secur.* 2021, 15, 169–177. [CrossRef]
10. Alonso, M.A.; Vilares, D.; Gómez-Rodríguez, C.; Vilares, J. Sentiment analysis for fake news detection. *Electronics* 2021, 10, 1348. [CrossRef]
11. Ghanem, B.; Rosso, P.; Rangel, F. An emotional analysis of false information in social media and news articles. *ACM Trans. Internet Technol. (TOIT)* 2020, 20, 1–18. [CrossRef]
12. Vosoughi, S.; Roy, D.; Aral, S. The spread of true and false news online. *Science* 2018, 359, 1146–1151. [CrossRef]
13. Kumari, R.; Ashok, N.; Ghosal, T.; Ekbal, A. What the fake? Probing misinformation detection standing on the shoulder of novelty and emotion. *Inf. Process. Manag.* 2022, 59, 102740. [CrossRef]
14. Zhang, X.; Cao, J.; Li, X.; Sheng, Q.; Zhong, L.; Shu, K. Mining dual emotion for fake news detection. In *Proceedings of the WWW '21: The Web Conference 2021, Ljubljana, Slovenia, 19–23 April 2021*; pp. 3465–3476.
15. Zimbra, D.; Abbasi, A.; Zeng, D.; Chen, H. The state-of-the-art in Twitter sentiment analysis: A review and benchmark evaluation. *ACM Trans. Manag. Inf. Syst. (TMIS)* 2018, 9, 1–29. [CrossRef]
16. Imran, A.S.; Daudpota, S.M.; Kastrati, Z.; Batra, R. Cross-cultural polarity and emotion detection using sentiment analysis and deep learning on COVID-19 related tweets. *IEEE Access* 2020, 8, 181074–181090. [CrossRef]
17. Pota, M.; Ventura, M.; Catelli, R.; Esposito, M. An effective BERT-based pipeline for Twitter sentiment analysis: A case study in Italian. *Sensors* 2020, 21, 133. [CrossRef]
18. Islam, M.R.; Liu, S.; Wang, X.; Xu, G. Deep learning for misinformation detection on online social networks: A survey and new perspectives. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2020, 10, 82. [CrossRef] [PubMed]
19. Habib, A.; Asghar, M.Z.; Khan, A.; Habib, A.; Khan, A. False information detection in online content and its role in decision making: A systematic literature review. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2019, 9, 50. [CrossRef]
20. Bahad, P.; Saxena, P.; Kamal, R. Fake News Detection using Bi-directional LSTM-Recurrent Neural Network. *Procedia Comput. Sci.* 2019, 165, 74–82. [CrossRef]
21. Subramani, S.; Wang, H.; Vu, H.Q.; Li, G. Domestic violence crisis identification from facebook posts based on deep learning. *IEEE Access* 2018, 6, 54075–54085. [CrossRef]
22. Датасет PolitiFact [Internet resource]: <https://github.com/KaiDMML/FakeNewsNet>
23. Dataset LIAR [Internet resource]: <https://paperswithcode.com/dataset/liar>
24. F1-score metric [Internet resource]: <https://www.v7labs.com/blog/f1-score-guide>
25. Recall та precision metrics [Internet resource]: https://en.wikipedia.org/wiki/Precision_and_recall