

МОЛЧАНОВА МАРІНА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-9810-936X>e-mail: [m.o.molchanova@gmail.com](mailto:m.o.molchanova@gmail.com)

## МЕТОД КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕКСТІВ ЗА ВМІСТОМ ПРОПАГАНДИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ МОДЕЛЯМИ ГЛИБОКОГО НАВЧАННЯ

Запропоновано метод класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання, що ґрунтується на об'єднанні традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю із трансформерами, що може забезпечити більш глибоке розуміння послідовності та контексту в текстовому контенті. Особливістю запропонованого методу є те, що він дозволяє виявляти як явні, так і приховані пропагандистські меседжі, ґрунтуючись на об'єднанні можливостей традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю і нейромереж-трансформерів, а також на використанні механізму аугментації навчальних текстових даних, що дозволяє розширити кількість навчальних зразків.

Для навчання нейромережі було створено набір даних з понад 25 000 записів та розроблено відповідне програмне забезпечення для дослідження ефективності методу. Встановлено, що з застосуванням аугментації кращі показники досягаються при більшій кількості епох, що пояснюється розширенням навчальної вибірки, яке призводить до потреби більшої кількості епох. В той же час, при застосуванні аугментації вдалося досягнути точності 97.83 %, водночас без аугментації цей показник максимально досяг рівня 96.94%. Одержані результати свідчать про спроможність запропонованого методу ефективно класифікувати тексти за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання, а застосування додаткової категорії «підозрілий текст» дозволило підняти показники Precision та Recall, що у свою чергу дає можливість автоматизованої модерації текстів на предмет пропаганди з помилками не більше 1.83% для хибного виявлення пропаганди.

Ключові слова: нейромережі глибокого навчання, нейромережі-трансформери, пропаганда, аугментація.

MOLCHANOVA MARYNA

Khmelnyskyi National University

## METHOD FOR TEXTS CLASSIFICATION BY PROPAGANDA CONTENT USING DEEP LEARNING NEURAL NETWORK MODELS

The method for classifying texts by propaganda content by neural network models of deep learning is proposed, based on combining traditional recurrent neural networks with long-term memory with transformers, which can provide a deeper understanding of sequence and context in text content. The peculiarity of proposed method is that it allows detecting both explicit and hidden propaganda messages, based on combining the capabilities of traditional recurrent neural networks with long-term memory and neural networks-transformers, as well as using the mechanism of training text data augmentation, which allows expand the number of training samples.

To evaluate the effectiveness of developed method of classifying texts by the propaganda content using deep learning neural network models, the software implementation was created, which consists of notebooks implemented in the cloud service "Google Colab" and the application for user interaction with the model. Notebooks are used to train the hybrid architecture neural network model and to expand the obtained data set by method of text augmentation. The graphical user interface application developed by Python using the PyCharm development environment.

The dataset of more than 25,000 records was created to train the neural network and the corresponding software was developed to investigate the method effectiveness. It was established that with the use of augmentation, better performance is achieved with larger number of epochs, which is explained by the expansion of the training sample, which leads to the need for a larger number of epochs. At the same time, when using augmentation, it was possible to achieve an accuracy of 97.83%, while without augmentation this indicator reached the maximum level of 96.94%. The obtained results demonstrate the ability of the proposed method to effectively classify texts based on the content of propaganda by neural network models of deep learning, and the use of the additional category "suspicious text" made it possible to raise the Precision and Recall indicators, which in turn makes it possible to automate the moderation of texts on the subject of propaganda with errors of no more than 1.83 % for false propaganda detection.

Keywords: deep learning neural networks, transformer neural networks, propaganda, augmentation.

### Аналіз предметної області та постановка задачі

Пропаганда є невід'ємним складником інформаційних маніпуляцій і включає різноманітні форми, методи і засоби впливу на людей з метою зміни їхніх психологічних характеристик у бажаному напрямку, тому її своєчасне виявлення є актуальним напрямком наукових досліджень [1, 2]. Такого роду маніпуляції часто використовуються для зміни психологічних настроїв в суспільстві, мобілізації підтримки або ж з метою дискредитації опонентів [3].

Загроза маніпуляцій ЗМІ на громадську думку спонукає до наукових досліджень пропаганди та мовних впливів, а також до аналізу комунікаційних факторів в контексті інформаційної безпеки [4]. Зростання споживання онлайн-контенту посилює ризики пропаганди, що загрожує національній безпеці несвоєчасне вирішення якої може призвести до руйнівних наслідків [5]. У соціологічному енциклопедичному словнику термін «пропагандистський допис» розглядається у декількох варіантах: поширення в масах ідеології та політики певних класів, партій, держав; засіб маніпуляції масовою свідомістю [6].

У статті пропонується метод класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання, що дозволяє виявляти як явні, так і приховані пропагандистські меседжі, який ґрунтується на об'єднанні можливостей традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю і нейромереж-трансформерів, а також на використанні механізму аугментації навчальних текстових даних, що дозволяє

розширити кількість навчальних зразків.

### Останні публікації

Класифікація текстів за вмістом пропаганди за допомогою NLP у тексті є складною задачею через тонкі методи маніпулювання та контекстуальні залежності. Щоб вирішити проблему у [7] досліджувалась ефективність сучасних великих мовних моделей, таких як GPT-3 і GPT-4, для виявлення пропаганди. Було досліджено п'ять варіантів GPT-3 і GPT-4, які включають різні стратегії оперативного проектування та тонкого налаштування в різних моделях на наборі даних SemEval-2020 task 11. Ефективність моделей визначалась метриками F1, точністю і запам'ятовуванням, а результати порівнювались із підходом з використанням RoBERTa. Отримані результати показують, що GPT-4 досягає кращих результатів, порівнянних із поточним сучасним рівнем техніки.

Існуючі методи виявлення пропаганди у текстовому контенті насамперед зосереджені на виявленні мовних особливостей її змісту [8], однак такі методи зазвичай пропускають інформацію, представлену в зовнішньому новинному середовищі, з якого виникли та поширилися пропагандистські новини. Це середовище новин відображає останні думки основних ЗМІ та увагу громадськості і містить мовні характеристики непропагандистських новин. Тому було запропоновано мультиінформаційну інтеграційну мережу на основі графів із зовнішнім середовищем новин для виявлення пропаганди.

Вплив ЗМІ та відображення громадської думки протягом першого місяця війни за допомогою статей і каналів новин у Telegram українською, російською, румунською, французькою та англійською мовами було проаналізовано [9]. В порівнянні бралось два методи багатомовної автоматизованої ідентифікації пропаганди, засновані на трансформерах (BERT) і лінгвістичних ознаках (SVM). Наведено аналіз переваг та недоліків обох методів, їх адаптивність до нових жанрів і мов, а також етичні міркування їх використання для модерації вмісту.

**Метою роботи** є створення методу класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання.

### Основна частина

Метод класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання призначений для автоматизованої ідентифікації текстів, які містять пропагандистські елементи. Особливістю запропонованого методу є те, що він дозволяє виявляти як явні, так і приховані пропагандистські меседжі, ґрунтуючись на об'єднанні традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю із трансформерами, а також на використанні механізму аугментації навчальних текстових даних, що дозволяє розширити кількість навчальних зразків.

Схема методу наведена на рис. 1. Метод працює шляхом перетворення вхідних даних у вигляді навченої нейромережевої моделі глибокого навчання та тексту для класифікації у вихідні дані у вигляді відсоткової оцінки наявності пропаганди у тексті та присвоєння 1 з 3-х класів: «текст без пропаганди», «пропагандистський текст» та «підозрілий текст».

Першим кроком є попередня обробка тексту для класифікації, що включає в себе ряд кроків препроцесінгу, таких як перетворення тексту у нижній регістр, видалення стоп-спів та елементів пунктуації тощо. Попередньо оброблений текст перетворюється у числові послідовності, які будуть подані навчентій нейромережеві моделі глибокого навчання з гібридною архітектурою для подальшого одержання відсоткових показників наявності пропаганди.



Рис. 1. Кроки методу класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання

Другим кроком є аналіз тексту навченою нейромережевою моделлю, який виконає числову оцінку рівня наявності пропаганди у тексті. Для отримання даної числової оцінки використовується нейронна мережа глибокого навчання, що має гібридну архітектуру, яка поєднує в собі традиційну рекурентну нейромережеву модель з довгостроковою пам'яттю із трансформерами, що забезпечують більш глибоке розуміння послідовності та контексту в текстовому контенті. Використовувана для аналізу тексту та визначення відсоткової оцінки наявності пропаганди у тексті нейромережева архітектура схематично наведена на рис. 2.

Така архітектура нейромережі обумовлена тим, що LSTM добре підходить для обробки послідовних

даних, але має обмеження щодо утримання довготривалих залежностей. Для текстів великої довжини, модель може мати труднощі з утриманням контексту на протязі всього тексту. У той же час Multi-Head Attention шар є більш ефективним у збереженні довготривалих залежностей, оскільки враховують весь текст одразу. Проте, ця архітектура може вимагати значних обчислювальних ресурсів при роботі з довгими послідовностями.

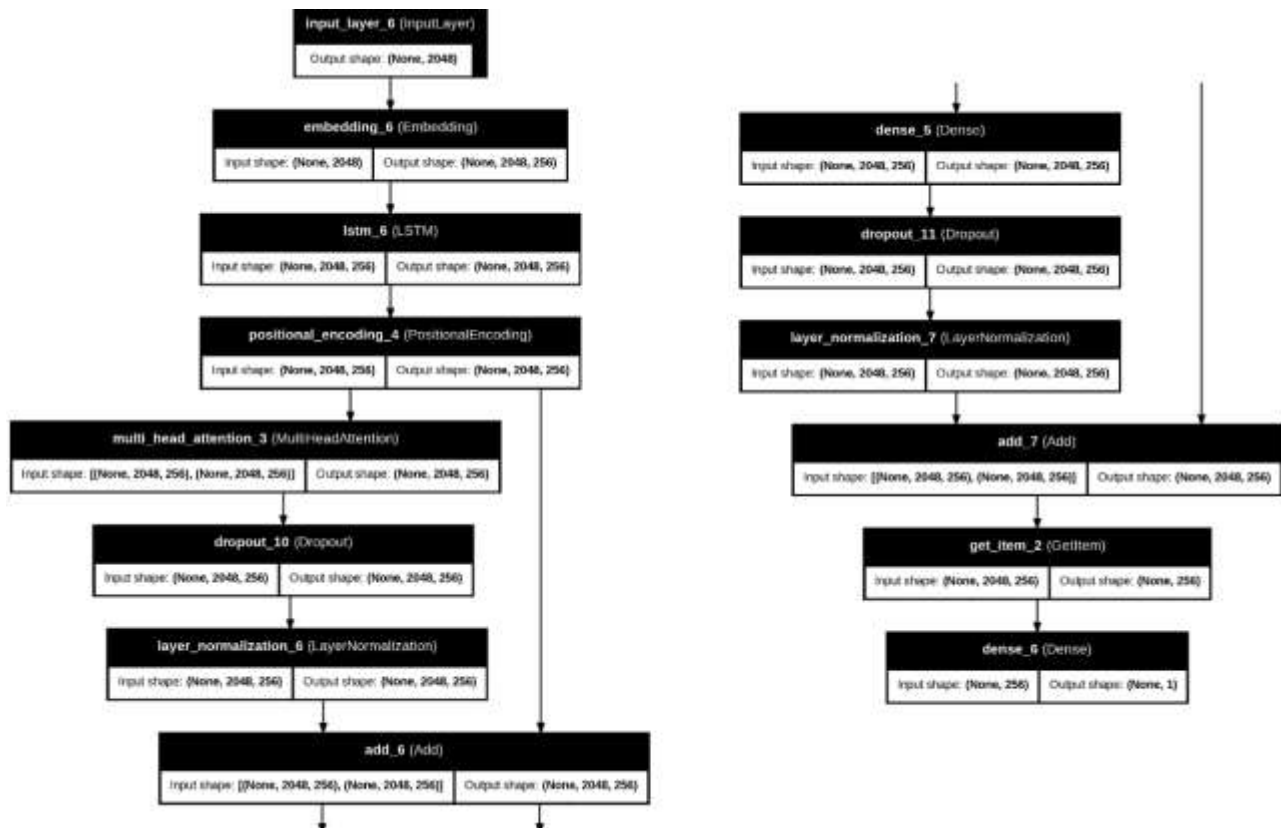


Рис. 2. Гібридна архітектура нейронної мережі глибокого навчання для класифікації пропаганди

Оскільки є проблема з недостатністю даних для навчання нейромережових моделей, у рамках методу буде використано метод аугментації тексту для збільшення різноманітності навчальних даних. Для чого буде використано модель T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) [10], яка є трансформерною нейромережовою моделлю, що обробляє всі завдання як завдання перетворення тексту в текст. Це включає в себе переклад, узагальнення, питання-відповідь, перефразування.

Кроком 3 є віднесення проаналізованого тексту до 1-го з 3-х класів: «текст без пропаганди», «пропагандистський текст» та «підозрілий текст». Для цього емпіричним шляхом були встановлені межі для кожного з класів. Клас «текст без пропаганди» має межі від 0 до 0.45, «підозрілий текст» має межі від 0.45 до 0.55, та «пропагандистський текст» від 0.55 до 1. Межі можуть змінюватись та налаштовуватись в залежності від видів пропаганди та специфіки користувацьких даних.

Відповідно, вихідними даними є відсоткова оцінка наявності пропаганди у тексті та присвоєння 1 з 3-х класів: «текст без пропаганди», «пропагандистський текст» та «підозрілий текст».

Таким чином, запропонований метод класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережовими моделями глибокого навчання дозволяє виявляти як явні, так і приховані пропагандистські меседжі, ґрунтуючись на об'єднанні традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю із трансформерами, а також на використанні механізму аугментації навчальних текстових даних, що дозволяє розширити кількість навчальних зразків. Може використовуватись для оцінки потенційних загроз, пов'язаних з поширенням пропаганди.

### Дані дослідження

Для навчання нейромережі було сформовано набір даних з 25 000 записів, що належать категоріям «Пропаганда» та «Не пропаганда». Переліки пропагандистських та верифікованих джерел було сформовано згідно офіційних каналів Президента й Верховної Ради України, а також за даними аналітичних міжнародних авторитетних досліджень [11] та аналітичних зведень [12]. Загальна кількість записів була понад 25 000. Також даний набір був доповнений перекладеним набором даних «emnlp\_en\_dataset» з відповідністю розмітки на українській мові, взятий з [13]. Створено корпус новинних статей, анотованих вручну на рівні фрагментів за допомогою вісімнадцяти пропагандистських прийомів. Набір даних налічує 788 статей.

Для нормалізації вхідних даних, було відкинуто записи довжиною менше 1000 і більше 8000 символів. В результаті фільтрації даних, отримано набір, що складається із 10 000 записів, де 5 000 належать категорії «Пропаганда» та 5 000 категорії «Не пропаганда».

Описаний набір даних буде використано для навчання моделей глибокого навчання у межах розробленого методу класифікації текстів за вмістом пропаганди.

### Дослідження ефективності методу класифікації текстів за вмістом пропаганди нейронними мережами

Для оцінки ефективності розробленого методу класифікації текстів за вмістом пропаганди нейронними мережами моделями глибокого навчання було створено програмну реалізацію, яка складається із ноутбуків реалізованих у хмарному сервісі «Google Colab» (для навчання нейронної мережі гібридної архітектури та для розширення отриманого набору даних методом аугментації тексту), а також застосунок з графічним інтерфейсом користувача на мові Python використовуючи середовище розробки PyCharm. Приклад роботи розробленого застосунку наведено на рис. 3.

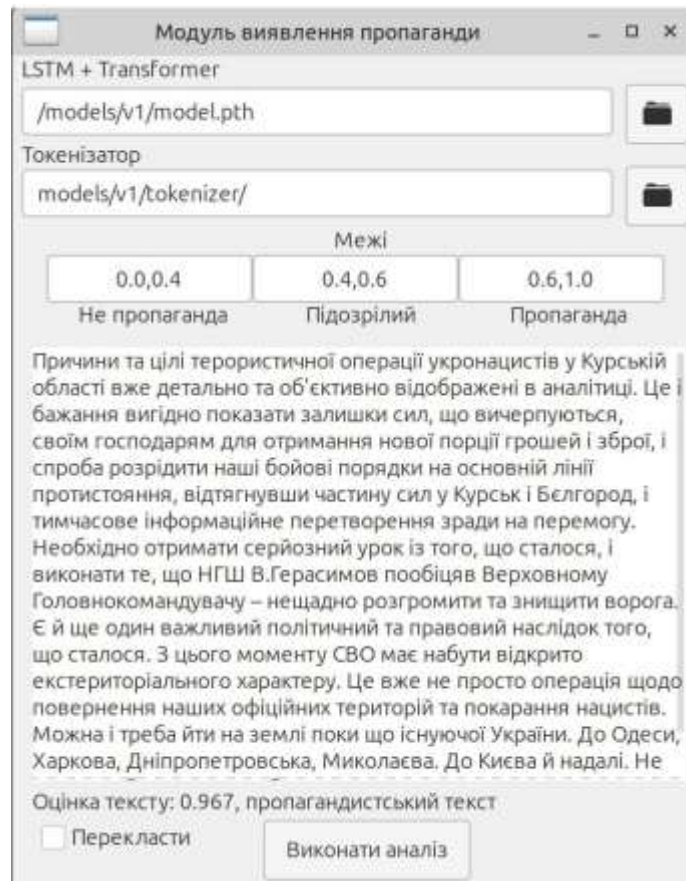


Рис. 3. Програмна реалізація методу класифікації текстів за вмістом пропаганди нейронними мережами моделями глибокого навчання

В подальшому за допомогою розробленої програмної установки було виконано експерименти для дослідження ефективності розробленого методу класифікації текстів за вмістом пропаганди.

#### Результати експерименту з дослідження ефективності розробленого методу

Експеримент було проведено з застосуванням розширення набору даних методом аугментації, та без розширення набору даних. У ході дослідження вдалось досягнути точності у 97.8 %. Результати експерименту щодо навчання нейронної мережі гібридної архітектури з використанням аугментації навчальної вибірки та без аугментації наведені в таблиці 1 (без використання аугментації) та в таблиці 2 (з використанням аугментації).

При використанні лише 2-х категорій – «пропаганда» та «не пропаганда», найбільша кількість помилок зосереджена в проміжку 0.4 – 0.6 (рис. 4). Тому уведення категорії «підозрілий текст» із можливістю плаваючих меж адаптивним предметній області є доцільним.

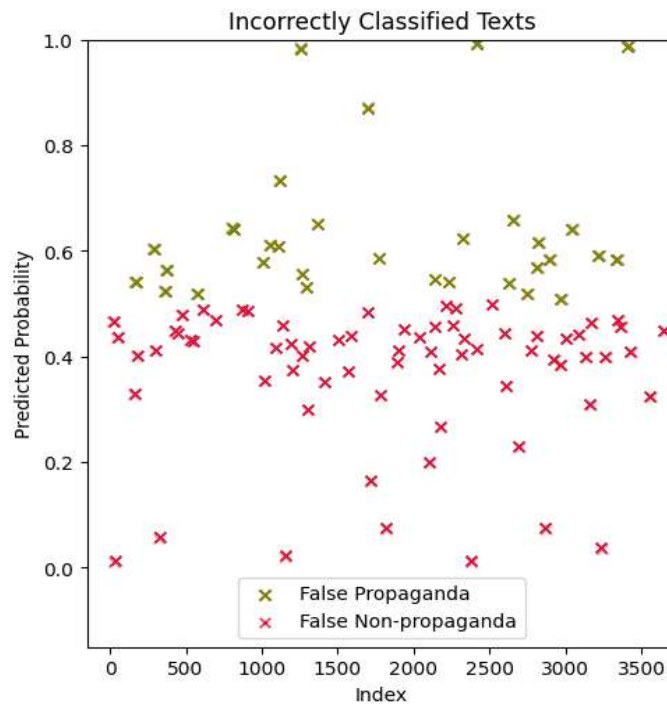


Рис. 4. Розподіл некоректно ідентифікованих до категорій «пропаганда» та «не пропаганда» зразків текстів

Завдяки уведенню категорії «підозрілий текст», показник Accuracy незначно зменшився, однак показник Precision та Recall зросли, що свідчить про можливість ефективної автоматизованої модерації текстів на предмет пропаганди.

Таблиця 1

**Результати навчання нейромережі гібридної архітектури без використання аугментації навчальної вибірки**

Кількість епох:	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %
5	92.31	93.5	94.8
6	93.42	94.2	95.3
7	93.14	94	95.2
8	95.15	95.5	96.5
9	96.18	96.0	97
10	96.19	96.1	97.1
<b>15</b>	<b>96.94</b>	<b>96.5</b>	<b>97.8</b>
20	96.46	96.3	97.6

Accuracy розраховано як відсоток правильних класифікацій серед усіх чітко класифікованих текстів (без урахування категорії «підозрілий текст»). Precision і Recall враховують тільки ті тексти, що були чітко ідентифіковані як «Пропаганда» та «Не пропаганда».

Таблиця 2

**Результати навчання нейромережі гібридної архітектури з використанням аугментації навчальної вибірки**

Кількість епох:	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %
5	85.49	86.51	87.12
6	86.3	87.2	87.8
7	92.89	93.06	93.53
8	93.15	93.47	93.71
9	95.26	95.52	96.0
10	95.12	95.41	95.87
15	97.11	97.23	97.58
<b>20</b>	<b>97.83</b>	<b>98.17</b>	<b>98.16</b>

Як видно з таблиць 1 та 2, вдалося досягти Accuracy 96,94 % при гібридній архітектурі без використання аугментації навчальної вибірки та 97,83 % з використанням аугментації навчальної вибірки. Ілюстрація проведених експериментів за метрикою Accuracy наведена на рис. 5.

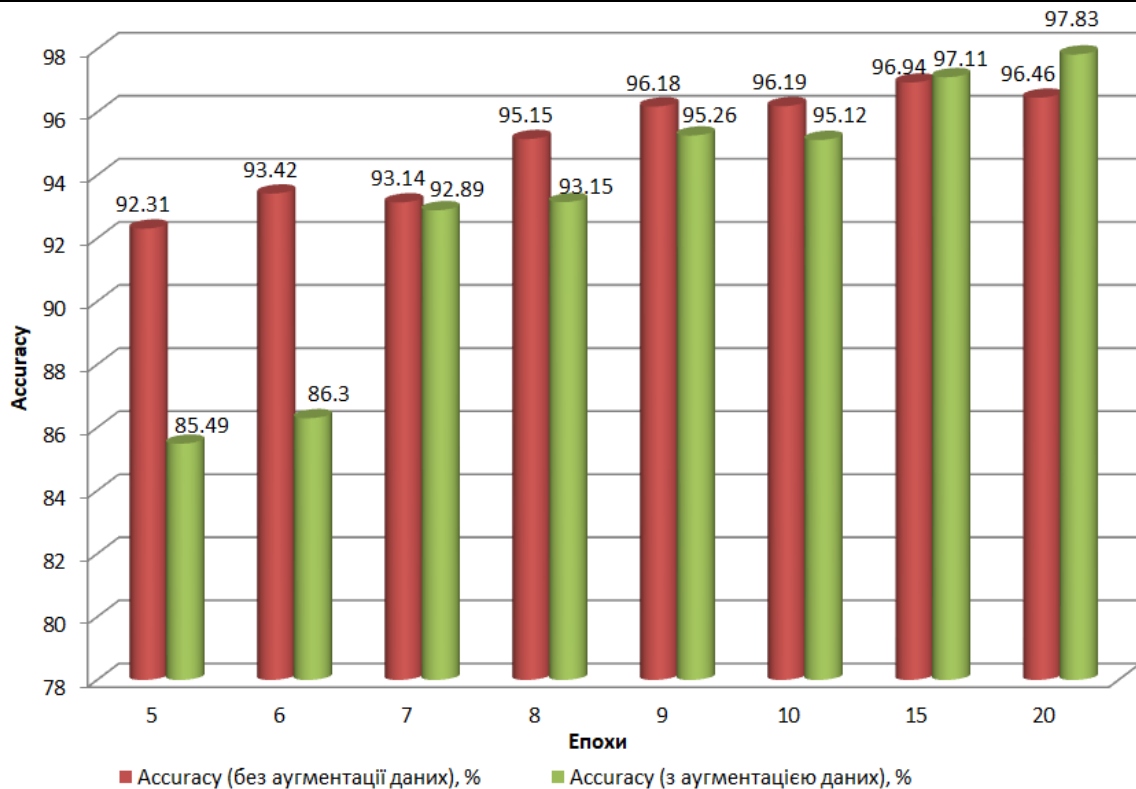


Рис. 5. Порівняння показників ефективності Accurasy із застосуванням аугментації та без неї

Як видно з рис.5, із застосуванням аугментації кращі показники досягаються при більшій кількості епох. Це пояснюється розширенням навчальної вибірки, що призводить до потреби більшої кількості епох. В той же час, при застосуванні аугментації вдалося досягнути точності 97.83 %, при тому що без аугментації цей показник максимально досяг рівня 96.94%.

Отримані результати говорять про спроможність запропонованого методу ефективно класифікувати тексти за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання. Застосування додаткової категорії «підозрілий текст» дозволило підняти показники Precision та Recall, що у свою чергу дає можливість автоматизованої модерації текстів на предмет пропаганди з помилками не більше 1.83% для хибного виявлення пропаганди.

Подальші дослідження будуть спрямовані на модифікацію архітектури нейромережі, а також на алгоритми попередньої обробки текстових даних.

### Висновки

У статті проаналізовано сучасний стан наукового напрямку виявлення вмісту пропаганди, з виконаного аналізу теоретичних надбань сучасних вчених було окреслено невирішені задачі та запропоновано метод класифікації текстів за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання, що дозволяє виявляти як явні, так і приховані пропагандистські меседжі, що є ключовим для ефективного розпізнавання пропаганди. Метод ґрунтується на об'єднанні традиційних рекурентних нейромереж з довгостроковою пам'яттю із трансформерами, що може забезпечити більш глибоке розуміння послідовності та контексту у текстовому контенті та дозволяє досягнути Accurasy 97.83 %.

Для навчання нейромережі було створено набір даних з понад 25 000 записів, які належать категоріям «Пропаганда» та «Не пропаганда» із верифікованих джерел, що доповнений набором даних «emnlp\_en\_dataset» відповідної розмітки на українській мові. Після нормалізації даних за довжиною від 1000 до 8000 символів було отримано набір, що складається із 10 000 записів, де 5 000 належать категорії «Пропаганда» та 5 000 категорії «Не пропаганда».

Для оцінки ефективності запропонованого методу було створено програмну реалізацію, яка складається із набору ноутбуків, реалізованих у хмарному сервісі «Google Colab» (для навчання нейромережевої моделі гібридної архітектури та для розширення отриманого набору даних методом аугментації тексту), та застосунку з графічним інтерфейсом користувача на мові Python.

Із проведеного дослідження видно, що з застосуванням аугментації кращі показники досягаються при більшій кількості епох, що пояснюється розширенням навчальної вибірки, яке призводить до потреби більшої кількості епох. В той же час, при застосуванні аугментації вдалося досягнути точності 97.83 %, водночас без аугментації цей показник максимально досяг рівня 96.94%. Одержані результати свідчать про спроможність запропонованого методу ефективно класифікувати тексти за вмістом пропаганди нейромережевими моделями глибокого навчання, а застосування додаткової категорії «підозрілий текст» дозволило підняти показники Precision та Recall, що у свою чергу дає можливість автоматизованої модерації текстів на предмет пропаганди з помилками не більше 1.83% для хибного виявлення пропаганди.

## Література

1. Text Data Vectorization Model of Ukrainian-Language Internet Communication Content / [V. Slobodzian, O. Kovalchuk, M. Molchanova та ін.]. // CEUR Workshop Proceedings. – 2022. – №3171. – С. 561–571.
2. Молчанова М. О. Метод інтелектуального аналізу тональності текстів / М. О. Молчанова, О. О. Залуцька, О. О. Бармак. // Матеріали XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Глушковські читання». – 2023. – С. 113–116.
3. Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network / [O. Zalutska, M. Molchanova, O. Sobko та ін.]. // CEUR Workshop Proceedings. – 2023. – №3387. – С. 344–356.
4. Posmitna V. V. Features of anti-ukrainian manipulative propaganda. Modern conditions / Posmitna. // Scientific Bulletin of the International Humanitarian University. – 2023.
5. Kolesnikova I. A. Problems of countering propaganda and disinformation in open sources of the Internet information and telecommunications network / Kolesnikova. // Conference Organizing Committee. – 2023. – №88.
6. Shevtsiv M. B. Propaganda as socio-legal phenomenon: problems of understanding / M. B. Shevtsiv, K. A. Honcharuk. // Current problems of historical and legal and of international legal science. South Ukrainian magazine. – 2019. – №1. – С. 119 – 122.
7. Sprenkamp K. Large Language Models for Propaganda Detection [Електронний ресурс] / K. Sprenkamp, D. J. Gordon, L. Zavolokina // Computation and Language. – 2023. – Режим доступу до ресурсу: <https://arxiv.org/abs/2310.06422>.
8. Graph-based multi-information integration network with external news environment perception for Propaganda detection / [L. Xinyu, M. Kun, J. Ke та ін.]. // International Journal of Web Information Systems. – 2024. – №20. – С. 195–212.
9. Solopova V. Automated Multilingual Detection of Pro-Kremlin Propaganda in Newspapers and Telegram Posts / V. Solopova, O. Popescu, C. Benz Müller. // Datenbank Spektrum. – 2023. – С. 5–14.
10. mlong-t5-tglobal-xl [Електронний ресурс]. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://huggingface.co/agemagician/mlong-t5-tglobal-xl>.
11. Russia Today's Disinformation Campaign [Електронний ресурс]. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://web.archive.org/web/20140714233202/https://blogs.state.gov/stories/2014/04/29/russia-today-s-disinformation-campaign>.
12. Canada sanctions Russian propagandists, singers, actors, musicians, and Wagner Group media [Електронний ресурс]. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: <https://english.nv.ua/life/canada-sanctions-russian-propagandists-singers-actors-musicians-and-wagner-group-media-50302091.html>
13. Disinformation Detection Challenge [Електронний ресурс]. – 2024. – Режим доступу до ресурсу: [https://www.kaggle.com/competitions/disinformation-detection-challenge/data?select=emnlp\\_trans\\_uk\\_dataset](https://www.kaggle.com/competitions/disinformation-detection-challenge/data?select=emnlp_trans_uk_dataset).

## References

1. Text Data Vectorization Model of Ukrainian-Language Internet Communication Content / [V. Slobodzian, O. Kovalchuk, M. Molchanova та ін.]. // CEUR Workshop Proceedings. – 2022. – №3171. – S. 561–571.
2. Molchanova M. O. Metod intelektualnoho analizu tonalnosti tekstiv / M. O. Molchanova, O. O. Zalutska, O. O. Barmak. // Materialy XII Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Hlushkovski chytannia». – 2023. – S. 113–116.
3. Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network / [O. Zalutska, M. Molchanova, O. Sobko та ін.]. // CEUR Workshop Proceedings. – 2023. – №3387. – S. 344–356.
4. Posmitna V. V. Features of anti-ukrainian manipulative propaganda. Modern conditions / Posmitna. // Scientific Bulletin of the International Humanitarian University. – 2023.
5. Kolesnikova I. A. Problems of countering propaganda and disinformation in open sources of the Internet information and telecommunications network / Kolesnikova. // Conference Organizing Committee. – 2023. – №88.
6. Shevtsiv M. B. Propaganda as socio-legal phenomenon: problems of understanding / M. B. Shevtsiv, K. A. Honcharuk. // Current problems of historical and legal and of international legal science. South Ukrainian magazine. – 2019. – №1. – S. 119 – 122.
7. Sprenkamp K. Large Language Models for Propaganda Detection [Elektronnyi resurs] / K. Sprenkamp, D. J. Gordon, L. Zavolokina // Computation and Language. – 2023. – Rezhym dostupu do resursu: <https://arxiv.org/abs/2310.06422>.
8. Graph-based multi-information integration network with external news environment perception for Propaganda detection / [L. Xinyu, M. Kun, J. Ke та ін.]. // International Journal of Web Information Systems. – 2024. – №20. – S. 195–212.
9. Solopova V. Automated Multilingual Detection of Pro-Kremlin Propaganda in Newspapers and Telegram Posts / V. Solopova, O. Popescu, C. Benz Müller. // Datenbank Spektrum. – 2023. – S. 5–14.
10. mlong-t5-tglobal-xl [Elektronnyi resurs]. – 2024. – Rezhym dostupu do resursu: <https://huggingface.co/agemagician/mlong-t5-tglobal-xl>.
11. Russia Today's Disinformation Campaign [Elektronnyi resurs]. – 2024. – Rezhym dostupu do resursu: <https://web.archive.org/web/20140714233202/https://blogs.state.gov/stories/2014/04/29/russia-today-s-disinformation-campaign>.
12. Canada sanctions Russian propagandists, singers, actors, musicians, and Wagner Group media [Elektronnyi resurs]. – 2024. – Rezhym dostupu do resursu: <https://english.nv.ua/life/canada-sanctions-russian-propagandists-singers-actors-musicians-and-wagner-group-media-50302091.html>
13. Disinformation Detection Challenge [Elektronnyi resurs]. – 2024. – Rezhym dostupu do resursu: [https://www.kaggle.com/competitions/disinformation-detection-challenge/data?select=emnlp\\_trans\\_uk\\_dataset](https://www.kaggle.com/competitions/disinformation-detection-challenge/data?select=emnlp_trans_uk_dataset).