

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2025-82-18>

УДК 004.8

ЮРЧЕНКО Дмитро

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0005-7903-4020>

e-mail: di4iker@gmail.com

ОВЧАРУК Олександр

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0008-3815-0035>

e-mail: off4aruk@gmail.com

МАЗУРЕЦЬ Олександр

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8900-0650>

e-mail: exe.chong@gmail.com

ШЕВЧУК Павло

Хмельницький національний університет

e-mail: shvchuk12072005@gmail.com

МЕТОД ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОМЕРЕЖІ ГІБРИДНОЇ АРХІТЕКТУРИ ДЛЯ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ТЕКСТОВИХ ПОВІДОМЛЕНЬ

У статті розглянуто поточний стан наукового напрямку визначення емоційної тональності та представлено метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень. Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень призначений для автоматизованого перетворення вхідних даних у вигляді навченої нейромережевої моделі гібридної архітектури з токенизатором та текстового повідомлення для аналізу у вихідні дані у вигляді класу приналежності за емоційною тональністю та її числової оцінки.

Метод оснований на застосуванні гібридної нейромережевої архітектури що поєднує CNN та BiLSTM. Запропоноване поєднання сприяє ефективному виділенню локальних патернів, за рахунок властивостей CNN-шару, а також дозволяє враховувати довгострокові залежності у тексті, за рахунок властивостей BiLSTM. Нейромережева модель починається з шару Embedding, який перетворює текстові дані у числові вектори фіксованої довжини. Далі застосовується шар, який випадковим чином «відключає» 20% нейронів для зменшення ризику перенавчання. Потім йде шар, що застосовує згортки для виявлення локальних шаблонів у вхідних даних. Наступним є двонаправлений шар LSTM, здатний враховувати контекст з обох кінців послідовності, з механізмами випадкового відключення нейронів для покращення узагальнення. Після цього йде шар, який вибирає максимальні значення з усіх ознак для зменшення розмірності. Останнім етапом є щільний шар з одним нейроном і сигмоїдною активацією, який видає ймовірність належності тексту до класу з позитивною тональністю.

Наведено експериментальне дослідження ефективності застосування методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень за створеним програмним забезпеченням. Встановлено, що використання зазначеної гібридної архітектури дозволяє досягти точності 0.974, що є вищою від наразі відомих аналогів на понад 0.07 для метрики Ассигасу.

Ключові слова: BiLSTM, NLP, емоційна тональність, нейронна мережа, гібридна архітектура..

YURCHENKO Dmytro, OVCHARUK Oleksandr,

MAZURETS Oleksandr, SHEVCHUK Pavlo

Khmelnitskyi National University

METHOD OF USING A NEURAL NETWORK WITH A HYBRID ARCHITECTURE TO DETERMINE THE EMOTIONAL TONE OF TEXT MESSAGES

The article reviews the current state of the scientific direction of determining emotional tone and presents a method for using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages. The method of using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages is intended for automated conversion of input data in the form of a trained hybrid architecture neural network model with a tokenizer and a text message for analysis into output data in the form of a membership class by emotional tone and its numerical evaluation. Method is based on the use of a hybrid neural network architecture that combines CNN and BiLSTM. The proposed combination contributes to the effective selection of local patterns, due to the properties of the CNN layer, and also allows to take into account long-term dependencies in the text, due to the properties of BiLSTM. The neural network model starts with an Embedding layer, which transforms text data into fixed-length numeric vectors. Next comes a layer that randomly "turns off" 20% of the neurons to reduce the risk of overfitting. Then comes a layer that uses convolutions to detect local patterns in the input data. Next comes a bidirectional LSTM layer, capable of taking into account context from both ends of the sequence, with mechanisms for randomly turning off neurons to improve generalization. This is followed by a layer that selects the maximum values from all features to reduce dimensionality. The final stage is a dense layer with a single neuron and sigmoid activation, which gives the probability that the text belongs to a class with positive tone. Experimental study of the effectiveness of method of using a hybrid architecture neural network to determine the emotional tone of text messages using the created software is presented. It was found that the use of the specified hybrid architecture allows you to achieve an accuracy of 0.974, which is higher than currently known analogues by more than 0.07 for the Accuracy metric.

Keywords: BiLSTM, NLP, emotional tone, neural network, hybrid architecture.

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Соціальні мережі, форуми та інші платформи стали основними каналами для обміну думками, вираження емоцій та реакцій на події. Аналіз емоційної тональності таких повідомлень має важливе значення, оскільки дає змогу виявляти загальні настрої, тенденції та потенційні соціальні ризики.

Тональність є ключовим аспектом медіааналітики і є основою для показника Media Favourability Index (MFI) [1]. MFI показує індекс прихильності медіа, що вимірює співвідношення позитивних і негативних згадок. Якщо за певний період позитивних публікацій більше, ніж негативних, то MFI перевищує 1; якщо негативних згадок більше, то MFI менше 1. Перевага MFI полягає в тому, що він не тільки показує співвідношення позитивних і негативних публікацій, але й оцінює їх взаємодію та результат. Крім того, MFI подається у вигляді єдиного цифрового показника, що значно полегшує роботу PR-фахівців і спеціалістів з комунікацій.

Нейронні мережі використовують глибокі нейронні мережі, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN), довго-короткочасні пам'яті (LSTM) та трансформери. Ці моделі здатні враховувати контекст і послідовність слів, що дозволяє їм точніше інтерпретувати складні емоційні значення [2]. Нейромережеві моделі є одними з найточніших у порівнянні з іншими методами.

З проведеного аналізу, створення методу на основі використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень сприятиме підвищенню точності для автоматичного визначення емоційної тональності засобами NLP.

АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Задачі визначення емоційної тональності текстових повідомлень є важливим напрямком досліджень, що включає різноманітні підходи. У статті [3] представлено фреймворк, який автори назвали «двонаправлений емоційний рекурентний блок», що застосовується для аналізу настроїв у текстах. Ця система поєднує нейронний тензорний блок з двоканальним класифікатором для здійснення контекстної композиції та класифікації емоційної тональності повідомлень.

Категоризацію останніх наукових робіт та огляд тенденцій у дослідженнях емоційної тональності та суміжних темах на основі нейромережевих методів запропоновано в [4].

У роботі [5] показано, що комбінування методів машинного навчання з лексичними підходами забезпечує кращу точність порівняно з іншими методами аналізу емоційної тональності. В ході експериментів для тестування ефективності аналізу використовувались різні методи, зокрема машинне навчання та лексичні методи.

Дослідження [6] запропонувало метод для аналізу настроїв у Twitter, що базується на словнику, який продемонстрував результати щодо оцінки настроїв по вакцинах проти COVID-19 (AstraZeneca/Oxford, Moderna, Pfizer/BioNTech) за чотири місяці. В іншому дослідженні [7] для оцінки емоційної тональності використовували TextBlob разом з TF-IDF векторизацією і модель LinearSVC, що дозволило досягти точності 0.96752 для англomовних твітів.

У роботі [8] показано, що сучасні маркетингові дослідження значною мірою покладаються на словникові інструменти для аналізу емоційної тональності, які забезпечують хорошу інтерпретованість, але при цьому мають обмеження в точності. Також автори надали всебічну оцінку доступних методів аналізу тональності, відзначивши, що методи на основі машинного навчання мають вищу точність, але можуть бути менш інтерпретованими.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Метою роботи є створення методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень, який би забезпечив ефективне виділення локальних патернів та міг би враховувати довгострокові залежності у текстах, що сприятиме підвищенню точності аналізу емоційної тональності.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень призначений для автоматизованого перетворення вхідних даних у вигляді навченої нейромережевої моделі гібридної архітектури з токенизатором та текстового повідомлення для аналізу у вихідні дані у вигляді класу приналежності за емоційною тональністю та її числової оцінки [9]. Схема та етапи методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності повідомлень наведена на рис. 1.

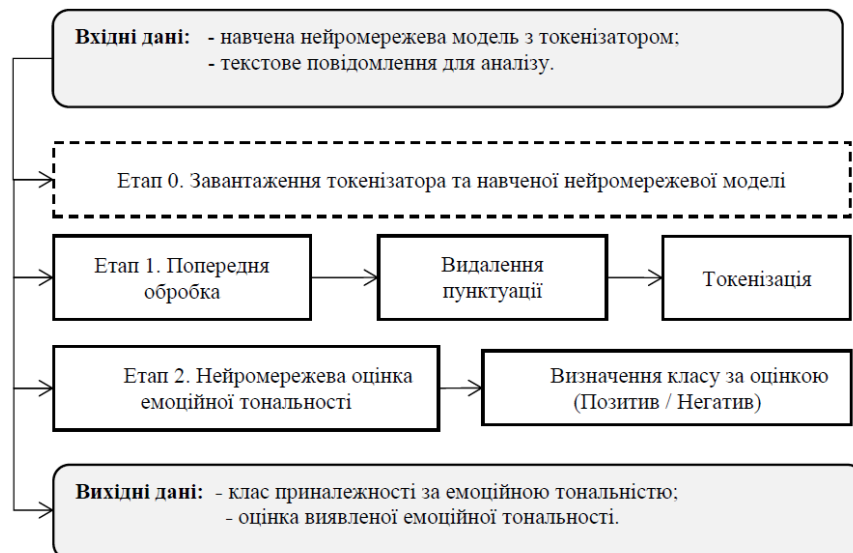


Рис. 1. Етапи методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності повідомлень

Першим кроком є завантаження токєнізатора та попередньо навченої нейромережевої моделі, що дозволить подавати текстові повідомлення з соціально орієнтованих платформ для подальшого аналізу. На цьому етапі також здійснюється попередня обробка тексту, яка повинна точно відтворювати ту, що застосовувалася під час навчання моделі. Цей процес включає видалення знаків пунктуації, стоп-слів і проведення токєнізації.

Далі, емоційна тональність повідомлення оцінюється за допомогою нейромережі з гібридною архітектурою (рис. 2), яка поєднує в собі CNN та BiLSTM [11]. Модель має один вихід, і якщо індекс позитивної тональності перевищує 0,5, повідомлення вважається позитивним, в іншому випадку – негативним.

Модель починається з шару Embedding, який перетворює текстові дані у числові вектори фіксованої довжини. Далі застосовується шар SpatialDropout1D, який випадковим чином «відключає» 20% нейронів для зменшення ризику перенавчання.

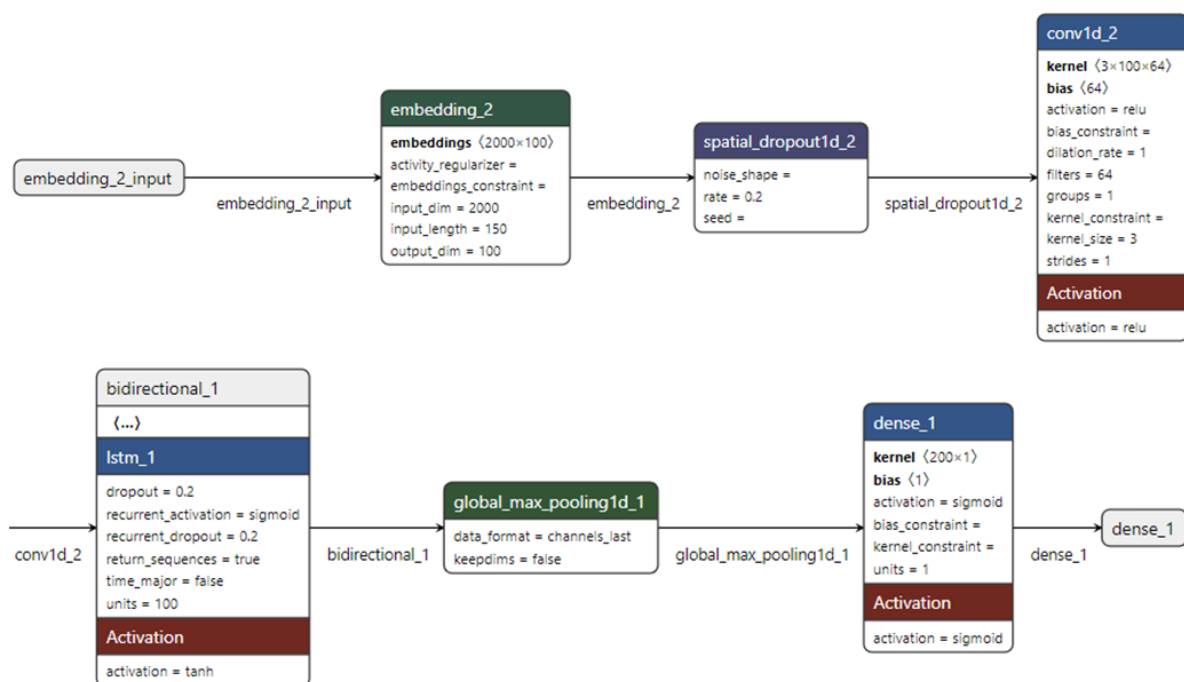


Рис. 2. Архітектура нейромережі для визначення емоційної тональності

Потім іде шар Conv1D, що застосовує згортки для виявлення локальних шаблонів у вхідних даних. Наступним є двонаправлений шар LSTM, здатний враховувати контекст з обох кінців послідовності, з

механізмами випадкового відключення нейронів для покращення узагальнення.

Після цього йде шар GlobalMaxPooling1D, який вибирає максимальні значення з усіх ознак для зменшення розмірності. Останнім етапом є щільний шар Dense з одним нейроном і сигмоїдною активацією, який видає ймовірність належності тексту до класу «Позитивна тональність». Перед навчанням нейромережі необхідно підготувати датасет для подальшої роботи [12].

ЕКСПЕРИМЕНТИ ТА ДИСКУСІЯ

Для експериментального дослідження ефективності запропонованого підходу була розроблена вебсторінка (рис. 3), що використовує попередньо навчену модель гібридної архітектури для аналізу емоційної тональності текстових повідомлень. Для створення вебсторінки було використано мікрофреймворк Flask.

Навчання моделі проводилося в хмарному середовищі «Google Colab», де вдалося досягти точності 0.974 при функції втрат 0.07. Графік процесу навчання нейромережі з показниками представлені на рис. 4. Для тренування нейромережі був використаний датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis», який містить розмічені тексти, поділені на дві категорії – позитивні та негативні зразки.

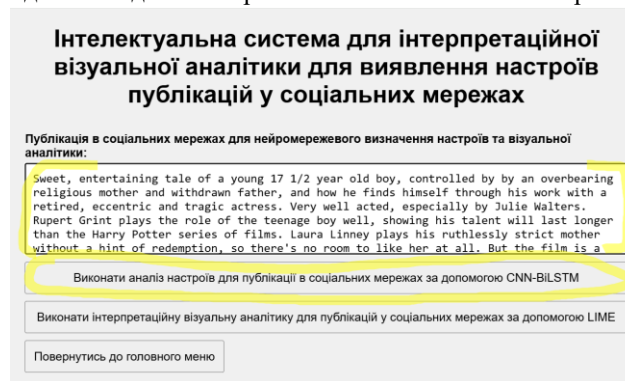


Рис. 3. Приклад визначення емоційної тональності нейромережею гібридної архітектури

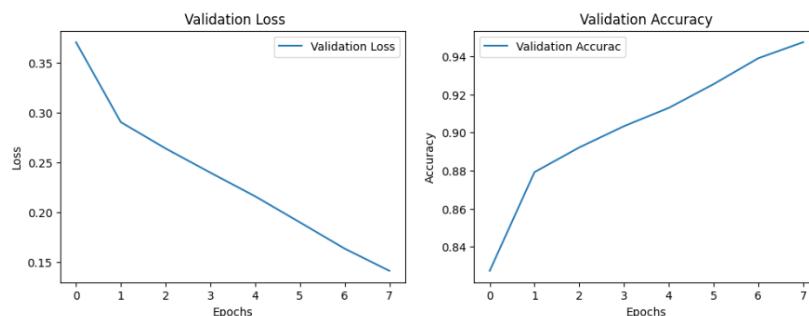


Рис. 4. Графік значень метрики accuracy та loss

Також для експерименту було виділено частину набору даних, що не використовувались у навчанні та валідації нейромережі у кількості 200 текстових повідомлень (з яких 100 мають негативною забарвленістю, та 100 – позитивну). Результат ідентифікації запропонованим методом наведено на рис. 5 у вигляді матриці плутанини.

Як видно з проведеного експерименту, точність нейромережі гібридної архітектури CNN та BiLSTM становить понад 97 %, і досягається тим, що така архітектура дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності у тексті.

Запропонований метод у порівнянні з реалізованими аналогами, що мають точність в межах від 86 до 89 % [13] та протестовані на запропонованому наборі даних має вищу точність.

Отже, проведене експериментальне дослідження ефективності застосування методу використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень свідчить про коректність розробленого методу.

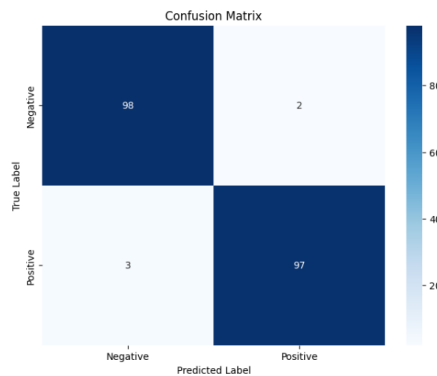


Рис. 5. Матриця сплутувань неймережі гібридної архітектури

Подальші дослідження будуть спрямовані на експерименти з різновидами гібридних архітектур, що націлені на підвищення точності ідентифікації емоційної тональності.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У статті розглянуто сучасний стан науки у сфері виявлення емоційної тональності засобами штучного інтелекту. Метою дослідження було створення методу для аналізу емоційної тональності текстових повідомлень у соціально орієнтованих сервісах за допомогою гібридної архітектури CNN та BiLSTM. Ця архітектура дозволяє ефективно виділяти локальні патерни та враховувати довгострокові залежності в текстах, що покращує точність аналізу емоційної тональності. Модель досягла точності 0.974 при функції втрат 0.07, що на 0.07 більше, ніж у аналогічних моделях, підвищуючи ефективність розпізнавання емоцій. Навчання моделі було проведено в хмарному середовищі «Google Colab», а для тренування використано датасет «IMDB Movie Ratings Sentiment Analysis».

Подальші дослідження зосередяться на експериментах із модифікацією архітектури, зокрема зміною кількості та розмірів шарів для підвищення точності класифікації.

Література

1. Показник тональності та його значення для медіааналітики [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
2. How RNNs work. [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>.
3. Li W. BiERU: Bidirectional emotional recurrent unit for conversational sentiment analysis / W. Li, W. Shao, S. Ji, E. Cambria // *Neurocomputing*. – 2022. – С. 73–82.
4. Medhat W. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey / W. Medhat, A. Hassan, H. Korashy // *Ain Shams Engineering Journal*. – 2014. – Vol. 5, Issue 4. – С. 1093–1113.
5. Li H. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies / H. Li, Q. Chen, Z. Zhong, R. Gong, G. Han // *Information Processing & Management*. – 2022. – doi: 10.1016/j.ipm.2021.102784.
6. Marcec R. Using Twitter for sentiment analysis towards AstraZeneca/Oxford, Pfizer/BioNTech and Moderna COVID-19 vaccines / R. Marcec, R. Likic // *Postgraduate Medical Journal*. – 2022. – Vol. 98, Issue 1161. – С. 544–550.
7. Qorib M. Covid-19 vaccine hesitancy: Text mining, sentiment analysis and machine learning on COVID-19 vaccination Twitter dataset / M. Qorib, T. Oladunni, M. Denis, E. Ososanya, P. Cotae // *Expert Systems with Applications*. – 2023.
8. Hartmann J. More than a Feeling: Accuracy and Application of Sentiment Analysis / J. Hartmann, M. Heitmann, C. Siebert, C. Schamp // *International Journal of Research in Marketing*. – 2022.
9. Mazurets O. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State / O. Mazurets, I. Tymofiiiev, R. Dydo // *Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche: Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Conferenza scientifica e pratica internazionale*. – 2024. – Bologna, Repubblica Italiana. – С. 147–151.
10. Юрченко Д.Ю. Підхід до візуального пояснення результатів неймережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах / Д.Ю. Юрченко, О.В. Мазурець, О.О. Залуцька, Ю.Г. Безпрозвана // *Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024»*. – 2024. – Хмельницький. – С. 565–571.
11. Yurchenko D. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of

Texts Emotional Tonality / D. Yurchenko, O. Mazurets, V. Didur, M. Molchanova // The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies: Proceedings of the XLVII International Scientific and Practical Conference. – 2024. – Marseille, France. – С. 108–113.

12. Tymofiiiev I. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services / I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, M. Molchanova // Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities: Proceedings of the XLVI International Scientific and Practical Conference. – 2024. – Barcelona, Spain. – С. 84–88.

13. Movie Rating Sentiment Analysis. [Електронний ресурс] – 2024 – режим доступу до ресурсу: <https://www.kaggle.com/code/ashwinshetgaonkar/movie-rating-sentiment-analysis>

References

1. Pokaznyk tonalnosti ta yoho znachennia dlia mediaanalitiki [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhym dostupu do resursu: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
2. How RNNs work. [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhym dostupu do resursu: <https://www.ibm.com/topics/recurrent-neural-networks>.
3. Li W. BiERU: Bidirectional emotional recurrent unit for conversational sentiment analysis / W. Li, W. Shao, S. Ji, E. Cambria // Neurocomputing. – 2022. – S. 73–82.
4. Medhat W. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey / W. Medhat, A. Hassan, H. Korashy // Ain Shams Engineering Journal. – 2014. – Vol. 5, Issue 4. – S. 1093–1113.
5. Li H. E-word of mouth sentiment analysis for user behavior studies / H. Li, Q. Chen, Z. Zhong, R. Gong, G. Han // Information Processing & Management. – 2022. – doi: 10.1016/j.ipm.2021.102784.
6. Marcec R. Using Twitter for sentiment analysis towards AstraZeneca/Oxford, Pfizer/BioNTech and Moderna COVID-19 vaccines / R. Marcec, R. Likic // Postgraduate Medical Journal. – 2022. – Vol. 98, Issue 1161. – S. 544–550.
7. Qorib M. Covid-19 vaccine hesitancy: Text mining, sentiment analysis and machine learning on COVID-19 vaccination Twitter dataset / M. Qorib, T. Oladunni, M. Denis, E. Ososanya, P. Cotaie // Expert Systems with Applications. – 2023.
8. Hartmann J. More than a Feeling: Accuracy and Application of Sentiment Analysis / J. Hartmann, M. Heitmann, C. Siebert, C. Schamp // International Journal of Research in Marketing. – 2022.
9. Mazurets O. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State / O. Mazurets, I. Tymofiiiev, R. Dydo // Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche: Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Konferentsii naukovoi i praktychnoi mizhnarodnoi konferentsii. – 2024. – Bologna, Repubblica Italiana. – S. 147–151.
10. Yurchenko D.Iu. Pidkhid do vizualnoho poiasnennia rezul'tativ neiromerezhevoho analizu emotsiinoi tonalnosti povidomlen u sotsialnykh merezhakh / D.Iu. Yurchenko, O.V. Mazurets, O.O. Zalutska, Yu.H. Bezprozvana // Zbirnyk naukovykh prats za materialamy XVI Vseukrainskoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Aktualni problemy kompiuternykh nauk APKN-2024». – 2024. – Khmelnytskyi. – S. 565–571.
11. Yurchenko D. Approach to Using Cloud Services for Visual Analytics of Neural Network Analysis of Texts Emotional Tonality / D. Yurchenko, O. Mazurets, V. Didur, M. Molchanova // The Future of Scientific Discoveries: New Trends and Technologies: Proceedings of the XLVII International Scientific and Practical Conference. – 2024. – Marseille, France. – S. 108–113.
12. Tymofiiiev I. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services / I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, M. Molchanova // Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities: Proceedings of the XLVI International Scientific and Practical Conference. – 2024. – Barcelona, Spain. – S. 84–88.
13. Movie Rating Sentiment Analysis. [Elektronnyi resurs] – 2024 – rezhym dostupu do resursu: <https://www.kaggle.com/code/ashwinshetgaonkar/movie-rating-sentiment-analysis>