

УДК 004.8

Юрченко Д.Ю., Мазурець О.В., Залуцька О.О, Безпрозвана Ю.Г.

Хмельницький національний університет

ПІДХІД ДО ВІЗУАЛЬНОГО ПОЯСНЕННЯ РЕЗУЛЬТАТІВ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ПОВІДОМЛЕНЬ У СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖАХ

Розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Таке поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів. Точність аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах становить понад 97%.

Method of visual explanation of the results of neural network analysis of the emotional tonality of messages in social networks has been developed, which is based on the use of hybrid neural network, with local interpretation by machine learning model. To study the effectiveness of the proposed method of visual explanation of the results of neural network analysis of the emotional tonality of messages in social networks, software was developed that uses a pre-trained hybrid architecture model to analyze the emotional tonality of messages. The accuracy of analyzing the emotional tonality of messages in social networks is more than 97%.

У процесі взаємодії користувачі соціально-орієнтованих сервісів обмінюються різноманітним контентом, що включає як семантичні, так і сентиментальні елементи текстових повідомлень. Внаслідок цього стає надзвичайно актуальним розвиток інформаційних технологій для аналізу процесів, які відбуваються в соціально-орієнтованих сервісів, зокрема обробки та аналізу текстового контенту.

Наявність подібних інструментів у сфері обслуговування дає змогу організувати ефективний зворотний зв'язок із клієнтами, що сприяє аналізу та покращенню якості наданих послуг [1]. У цьому контексті варто виділити два ключових аспекти. Перший аспект пов'язаний із необхідністю аналізу текстового контенту клієнтів фахівцями обслуговуючих компаній, такими як маркетологи, логісти, рекламні спеціалісти, аналітики тощо. Другий аспект стосується розвитку автоматизованих сервісів, наприклад, чат-ботів, які можуть самостійно аналізувати повідомлення клієнтів і приймати відповідні рішення.

Практичний досвід показує, що при отриманні зворотного зв'язку від клієнтів важливо якнайшвидше виявити тенденції в їхніх емоційних реакціях на

певні події та здійснювати подальший моніторинг динаміки цих емоцій. Таке завдання може вимагати одночасного аналізу інформації з багатьох сотень або навіть тисяч джерел клієнтського контенту.

Тональність публікацій є показником, який застосовує аналіз настрою тексту з урахуванням його емоційної складової для класифікації згадок про компанію, бренд або продукт на позитивні, негативні або нейтральні [2]. Метрики, засновані на тональності, найчастіше використовуються для оцінки ефективності роботи PR-фахівців та менеджерів з комунікацій. Крім того, тональність є одним з ключових параметрів при проведенні репутаційного аудиту компанії та медіааналізі конкурентів.

Тональність відноситься до якісних параметрів медіааналітики та є основою показника Media Favourability Index. MFI представляє собою індекс прихильності медіа, що відображає співвідношення позитивних і негативних згадок. Якщо кількість позитивних публікацій за певний період перевищує кількість негативних, то MFI більше 1; якщо переважають негативні згадки, то MFI менше 1. Перевага MFI полягає в тому, що цей показник відображає не тільки співвідношення позитивних і негативних публікацій, але й те, як вони взаємодіють між собою та який результат дають. Крім того, MFI надається у вигляді зведеного цифрового значення, що значно спрощує роботу PR-фахівцям і спеціалістам з комунікацій.

У системах моніторингу показник тональності може присвоюватися автоматично за допомогою штучного інтелекту або спеціально розроблених алгоритмів. Проте цей підхід має свої недоліки, оскільки автори текстів можуть використовувати гумор, іронію, сарказм, перебільшення, сленг, фразеологізми та неоднозначні формулювання. Ці фактори можуть ускладнювати досягнення 100% точності результатів, які пропонують автоматизовані системи.

Отож, виявлення емоційної тональності є задачею контент-аналізу, яка є важливою задачею інформаційних технологій. Ефект від автоматизації дозволить підвищити ефективність та швидкість аналізу великих обсягів даних. Завдяки автоматизованим системам можливим є оперативне відстеження змін у настроях користувачів, виявлення тенденцій і потенційних проблем у комунікаціях. Це, в свою чергу, дозволяє компаніям швидко реагувати на негативні згадки та посилювати позитивні, що сприяє поліпшенню репутації бренду та зміцненню довіри клієнтів [3].

Виявленням емоційної тональності займається розділ науки, що називається NLP [4, 5]. Цей напрямок комп'ютерної лінгвістики розробляє алгоритми і моделі для автоматизованого аналізу текстових даних, включаючи визначення емоційного забарвлення повідомлень [6, 7]. У соціально-орієнтованих сервісах, таких як соціальні мережі, форуми, блоги та інші платформи, цей процес має велике значення для аналізу настроїв користувачів, покращення обслуговування клієнтів та управління репутацією [8].

Пояснюваний III стає все більш важливим через непрозорість існуючих систем III, що створює розрив довіри між користувачами та алгоритмами [9].

Користувачам часто бракує розуміння того, як приймаються рішення на основі ШІ, що викликає скептицизм і невпевненість [10, 11]. Особливо важливо розуміти результати, коли вони безпосередньо впливають на життя, наприклад, у медичних діагнозах або кредитних рішеннях [12, 13].

Метою роботи є розробка методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, а для апробації запропонованого методу потрібно створити відповідне програмне забезпечення.

Метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах оснований на використанні гібридної нейронної мережі архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME.

Поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті (CNN), такі як ключові слова або фрази, які можуть мати важливе значення для класифікації емоційної тональності, а Bidirectional LSTM дозволяє враховувати довгострокові залежності в тексті з обох напрямків. Це покращує розуміння контексту і забезпечує більш точні передбачення. Схема та етапи методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах наведені на рисунку 1.

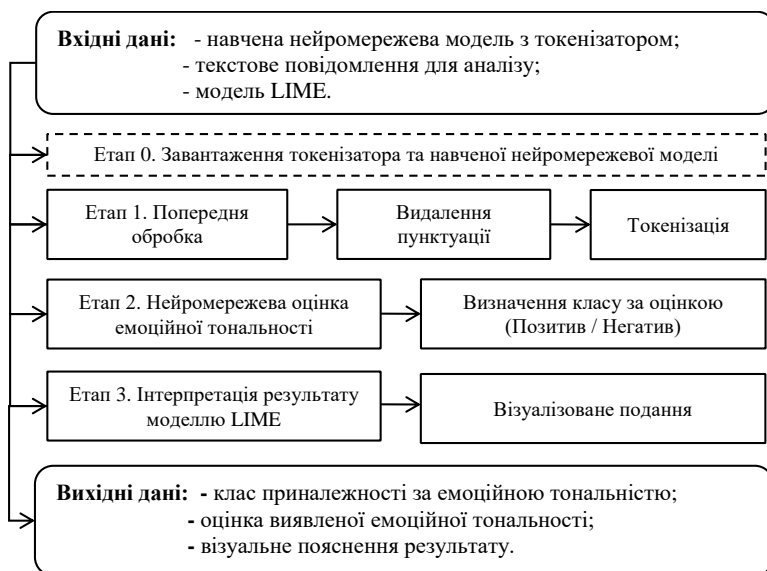


Рисунок 1 – Схема методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах

Вхідними даними є навчена нейромережева модель з токенизатором, текстове повідомлення для аналізу, модель LIME для інтерпретації результатів.

Початковим етапом є завантаження токенизатора та навченої нейромережевої моделі. Він потрібен для того щоб у подальшому можна було подавати текстове повідомлення соціально-орієнтованих сервісів для нейромережевого аналізу.

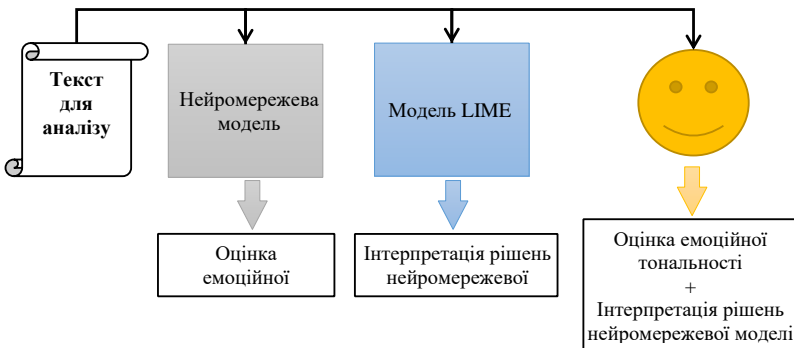
На першому етапі методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах здійснюється попередня обробка текстового повідомлення, що повинна бути аналогічна тій, яка відбувалась при навчанні нейромережі. Вона включає в себе видалення знаків пунктуації, видалення стоп-слів та токенизацію [14].

Наступним етапом здійснюється нейромережева оцінка емоційної тональності. Для цього використовується нейромережа гібридної архітектури, що поєднує в собі архітектури CNN та BiLSTM. Нейромережа має один вихід, тому повідомлення вважається позитивним, якщо сила прояву позитивної тональності понад 0.5, в свою чергу якщо менше 0.5 – тональність вважається негативною.

Третім етапом відбувається інтерпретація результату моделлю LIME. Інтерпретація здійснюється у формі візуального подання, яке показує ключові слова-ознаки, які сприяли прийнятим моделлю рішенням, та показує оцінку важливості цих ознак.

Вихідними даними методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах є клас приналежності за емоційною тональністю, оцінка виявленої емоційної тональності; візуальне пояснення результату.

Як вже було вище зазначено, проблема використання нейромережі полягає у відсутності інтерпретованості [15], тому, пропонується підхід на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності, наведений на рисунку 2.



Рисунко 2 – Схема підходу до візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності

У рамках запропонованого підходу на основі візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності пропонується використати модель LIME, що є локальною моделлю інтерпретованих модельно-агностичних пояснень. Такий підхід дозволить використовувати всі переваги нейромережевих рішень, однак мати розуміння для користувача що вплинуло на ці рішення. Це збільшить довіру до результатів нейромережі та дозволить бачити помилки, які вона допускає.

Для дослідження ефективності запропонованого методу візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах було розроблено програмне забезпечення, яка використовує попередньо навчену модель гібридної архітектури для аналізу емоційної тональності повідомлень [15].

Створене програмне забезпечення, що реалізує метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, наведена на рисунку 3.

Інформаційна система візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень

Повідомлення для аналізу емоційної тональності

Where to start...Oh yes, Message to the bad guys: When you first find the person you have been tracking (in order to kill) that witnessed a crime you committed, don't spend time talking to her so that she has yet another opportunity to get away. Message to the victims: when the thugs are talking amongst themselves and arguing, take that opportunity to "RUN AWAY", don't sit there and watch them until you make a noise they hear. Message to the Director: if someone has a 5 or 10 minute head start in a vehicle or on foot, you can't have the bad guys on their heels or bumper right away! time and motion doesn't work that way. It would also be nice to think that a woman doesn't have to brutally kill(4) men in order to empower herself to leave an abusive relationship at home.

Висновки нейромережевий аналіз емоційної тональності

Висновки візуальне пояснення результату (LIME)



Рисунок 3 – Інформаційна система візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах

У ході експерименту буде досліджено можливість створеного програмного забезпечення для ефективного аналізу емоційної тональності повідомлень, а також поясненості отриманих рішень. Для експерименту було взято частину набору даних, які не використовувались у навчанні та валідації нейромережі у кількості 100 повідомлень з негативною забарвленістю та 100 повідомлень з позитивною. Результат ідентифікації наведено на рис. 4 у вигляді матриці сплутування.

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.

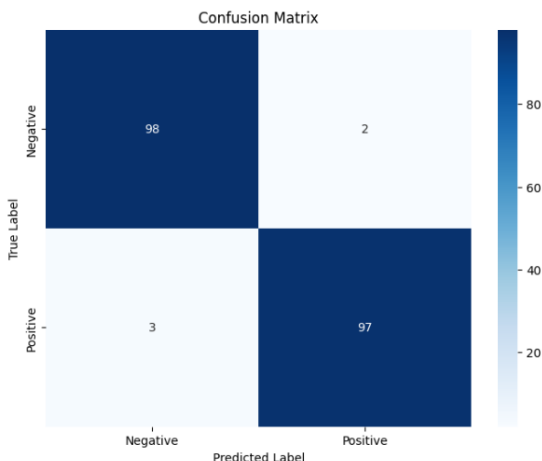


Рисунок 4 – Матриця сплутувань нейромережі гібридної архітектури

Отже, розроблено метод візуального пояснення результатів нейромережевого аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах, що оснований на використанні гібридної нейронної мережі поєднання архітектур CNN та BiLSTM, з локальною інтерпретацією моделлю машинного навчання LIME. Таке поєднання архітектур CNN та BiLSTM допомагає виділяти локальні патерни в тексті та дозволяє враховувати довгострокові залежності з обох напрямків, що відрізняє запропонований метод від існуючих аналогів. Точність аналізу емоційної тональності повідомлень у соціальних мережах становить понад 97 %.

Перелік посилань

1. Метод та інформаційна технологія сентиментаналізу текстового контенту із соціальних мереж на основі класифікації часових рядів сентимент-оцінок. URL: <https://nure.ua/wp-content/uploads/2020/Konkurs/23-emonito.pdf>
2. Показник тональності та його значення для медіааналітики. URL: <https://uk.looqme.io/blog/pokaznik-tonalnosti-ta-yogo-znachennya-dlya-mediaanalitiki>
3. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Віт Р.В., Мазурець О.В. Конфігурування нейронної мережі для класифікації емоційної тональності текстової інформації за показниками семантичної зв'язності. Збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023». Хмельницький, 2023. с. 102-107.
4. Mazurets O., Tymofiiiev I., Dydo R. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State. 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. 15 novembre, 2024. Bologna, Repubblica Italiana. 2024. Pp. 147-151.
5. Zalutska O., Molchanova M., Sobko O., Mazurets O., Pasichnyk O., Barmak O., Krak I. Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network. CEUR Workshop Proceedings, 2023, vol. 3387, pp. 344–356.
 6. Krak I., Zalutska O., Molchanova M., Mazurets O., Bahrii R., Sobko O., Barmak O. Abusive Speech Detection Method for Ukrainian Language Used Recurrent Neural Network. CEUR Workshop Proceedings, 2024, vol. 3688, pp. 16-28.
 7. Мазурець О.В., Віт Р.В. Дослідження ефективності методу виявлення цільових об'єктів предметної області. Інформаційні технології і автоматизація. Матеріали XVII міжнародної науково-практичної конференції. Одеса, ОНТУ. 2024. С.650-653.
 8. Mazurets O., Molchanova M., Klimentko V., Prosvitliuk M Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation. Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International scientific and practical conference. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.
 9. Мазурець О.В., Молчанова М.О., Кліменко В.І., Собко О.В., Супрун П.К. Даталогічна модель бази даних для виявлення гендерної приналежності за SVM-аналізом дописів інтернет-мереж з використанням об'єктно-орієнтованого проєктування. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №3, Т.2 (337). С. 197-204.
 10. Sobko O., Mazurets O., Didur V., Chervonchuk I. Recurrent Neural Network Model Architecture for Detecting a Tendency to Atypical Behavior Of Individuals by Text Posts. Theoretical and Practical Aspects of Modern Research. Proceedings of XXVI International scientific and practical conference. International Scientific Unity. Ottawa, Canada. 2024. Pp. 113-117.
 11. Mazurets O.V., Sobko O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Yurchak A.V. Practical Implementation of Neural Network Method for Stress Features Detection by Social Internet Networks Posts. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference «Scientific Review of the Actual Events, Achievements and Problems». Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. 2024. Pp. 160-167.
 12. Molchanova M., Mazurets O., Sobko O., Boiarchuk I. Object-Oriented Approach for Ethnic Enmity Detection in Text Messages by NLP. Proceedings of XXI International Scientific and Practical Conference «Scientific Achievements and Innovations as a Way to Success». Vilnius, Lithuania. 2024. Pp. 73-77.
 13. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Кліменко В.І., Андрощук В.І. Метод нейромережевого виявлення кібербулінгу з використанням хмарних сервісів та об'єктно-орієнтованої моделі. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №2 (333). С. 200-206.
 14. Blazhuk V., Mazurets O., Zalutska O. An Approach to Using the mBERT Deep Learning Neural Network Model for Identifying Emotional Components and Communication Intentions. The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of the XLIV International scientific and practical conference. Dubrovnik, Croatia. 2024. Pp. 79-84.
 15. Krak I., Didur V., Molchanova M., Mazurets O., Zalutska O., Manziuk E., Barmak O. Method for Political Propaganda Detection in Internet Content Using Recurrent Neural Network Models Ensemble. CEUR Workshop Proceedings, 2024, vol. 3806, pp. 312-324.