

Стєколыщикова В. А.

ПЗВО «Міжнародний класичний університет імені Пилипа Орлика»

Бабиш В. І.

ПЗВО «Міжнародний класичний університет імені Пилипа Орлика»

Сікорська В. Ю.

Одеський національний морський університет

АНАЛІЗ ЕМОЦІЙНОГО КОНТЕНТУ У МАСОВИХ КОМУНІКАЦІЯХ: ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Стаття присвячена дослідженню та оцінці ефективності методів машинного навчання у задачах аналізу емоційного контенту в масових комунікаціях. У сучасному світі масові комунікації відіграють ключову роль у формуванні суспільної думки, поведінкових моделей та емоційного стану людей. Особливу увагу дослідників привертає аналіз емоційного контенту, який є важливим індикатором суспільних настроїв, тенденцій у медіа та рівня соціальної напруги. Завдяки розвитку технологій обробки природної мови (NLP) та методів машинного навчання (ML) з'явилися нові можливості для автоматизованого аналізу емоційного забарвлення текстових даних. З огляду на швидке зростання обсягів інформації, особливо в соціальних мережах та онлайн-ЗМІ, стає критично важливим створення ефективних інструментів для аналізу емоційного контенту. Традиційні методи аналізу, такі як контент-аналіз або експертне оцінювання, є надто трудомісткими та не дозволяють обробляти великі масиви даних у реальному часі. Методи машинного навчання, зокрема глибокі нейронні мережі, можуть значно підвищити точність та швидкість аналізу, автоматизуючи процес виявлення емоційних патернів у текстах. Важливими етичними питаннями залишаються захист персональних даних, уникнення маніпуляцій та прозорість алгоритмів. Висока точність аналізу емоцій можлива лише за умови якісного навчання моделей та врахування контекстуальних особливостей мови. Результати дослідження можуть бути використані в журналістиці, маркетингу, соціології та політичному аналізі для оцінки громадських настроїв, прогнозування суспільних тенденцій та виявлення маніпулятивного контенту. Визначені методи можуть також бути впроваджені у системи моніторингу соціальних медіа та аналізу споживчих відгуків.

Ключові слова: емоційний конвент, засоби масової комунікації, машинне навчання, соціальні мережі, медіаконтент, медійний простір.

Постановка проблеми. Емоційний контент відіграє ключову роль у масових комунікаціях, оскільки здатен впливати на поведінку, переконання та рішення аудиторії. Масові комунікації охоплюють різні форми взаємодії, зокрема традиційні медіа (телебачення, радіо, друковані видання) та цифрові платформи (соціальні мережі, блоги, онлайн-ЗМІ). Емоційний контент може проявлятися у різних формах: текстових повідомленнях, відео, аудіоматеріалах, зображеннях тощо. Основні його характеристики включають: емоційне забарвлення (позитивне, нейтральне, негативне); інтенсивність емоційного впливу (сильні або слабкі емоції); спрямованість (особистісна, соціальна, політична, комерційна тощо). Важливість дослідження емоційного кон-

тенту обумовлена тим, що він може формувати суспільну думку, викликати громадські реакції та навіть провокувати соціальні конфлікти.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Існує кілька підходів до аналізу емоційного контенту, які використовуються в дослідженнях масових комунікацій [1]:

1. Лінгвістичний аналіз – передбачає аналіз тексту за допомогою словників емоційної лексики. Прикладом є використання емоційних лексиконів, таких як LIWC (Linguistic Inquiry and Word Count) та NRC Emotion Lexicon [2].

2. Семантичний аналіз – фокусується на контекстуальному значенні слів, використовуючи методи розпізнавання синонімів, антонімів та тональності.

3. Психолінгвістичний аналіз – базується на дослідженні впливу тексту на емоційний стан людини через психологічні характеристики мовлення.

4. Машинне навчання – використовує алгоритми для автоматичного аналізу емоцій у великих текстових масивах.

Кожен із цих підходів має свої переваги та обмеження, тому сучасні дослідження часто комбінують їх для отримання більш точних результатів.

Психолінгвістика вивчає, як мова відображає та впливає на емоційний стан людини. Основними поняттями, що стосуються аналізу емоційного контенту, є: емоційна валентність – позитивність або негативність змісту; збудженість – інтенсивність емоційної реакції; домінантність – ступінь контролю, який має людина над емоціями [3]. Когнітивні аспекти аналізу емоційного контенту включають розуміння того, як люди сприймають інформацію залежно від її емоційного забарвлення. Наприклад, негативні новини запам'ятовуються краще, ніж позитивні, через ефект негативної упередженості.

Постановка завдання. Метою статті є дослідження та оцінка ефективності методів машинного навчання у задачах аналізу емоційного контенту в масових комунікаціях.

Виклад основного матеріалу. Соціальні мережі є основним джерелом емоційно забарвленого контенту, оскільки користувачі активно діляться власними переживаннями, думками та реакціями на події. Виявлення емоцій у соціальних медіа дозволяє отримати важливу інформацію для: моніторингу громадських настроїв – аналіз повідомлень у Twitter, Facebook, Instagram дає змогу оцінювати зміни в суспільних емоціях у реальному часі; дослідження впливу інформаційних кампаній – визначення, які пости чи теми викликають найбільший емоційний відгук; виявлення дезінформації та маніпулятивного контенту – аналіз текстів допомагає виявляти емоційно заряджені повідомлення, що можуть бути частиною інформаційних атак [4]. Прикладом застосування таких методів є аналіз коментарів користувачів під політичними постами або реакцій на рекламні кампанії брендів.

У медійному просторі емоційний контент відіграє вирішальну роль у формуванні громадської думки. Методи аналізу емоцій застосовуються для: визначення емоційного тону новин – аналіз заголовків та текстів статей дозволяє ідентифікувати упередженість чи маніпулятивний харак-

тер подачі інформації; аналізу впливу медіаконтенту – дослідження того, які новини викликають найбільший резонанс у суспільстві; створення персоналізованого контенту – алгоритми підбирають новини відповідно до емоційних уподобань користувачів. Прикладом є дослідження, як негативний тон новин впливає на рівень тривожності населення під час кризових ситуацій.

Виявлення емоційного забарвлення відгуків споживачів та реакцій на рекламні кампанії дозволяє компаніям коригувати свої стратегії. Основні напрями застосування: аналіз відгуків споживачів – допомагає виявити сильні та слабкі сторони продукту на основі аналізу коментарів та оцінок; оптимізація рекламних повідомлень – визначення, які емоційні тригери найбільш ефективні у приверненні уваги аудиторії; прогнозування поведінки клієнтів – аналіз емоцій у повідомленнях дозволяє передбачати рівень задоволеності клієнтів і ризик відтоку [5]. Наприклад, аналіз постів про новий смартфон може показати, які характеристики пристрою викликають найбільше позитивних або негативних емоцій.

Використання технологій обробки природної мови (NLP) для дослідження емоцій характеризується наступними аспектами. Обробка природної мови (Natural Language Processing, NLP) – це ключова технологія, яка дозволяє автоматизовано аналізувати текстовий контент. Основні завдання NLP у контексті аналізу емоцій: аналіз тональності (Sentiment Analysis) – визначення позитивного, негативного або нейтрального забарвлення тексту; класифікація емоцій – виявлення конкретних емоцій (радість, сум, злість тощо); виявлення сарказму – складне завдання, яке потребує врахування контексту та інтонації. Для реалізації цих завдань використовуються алгоритми машинного навчання, такі як найвний байєсівський класифікатор, рекурентні нейронні мережі (RNN), трансформерні моделі (BERT, GPT) [6]. Здатність NLP ефективно обробляти великі набори даних має вирішальне значення в епоху великих даних. Традиційні підходи, що ґрунтуються на правилах, часто стикаються з величезним обсягом та складністю сучасних текстових даних. Однак NLP використовує передові алгоритми та статистичні методи для вилучення значущої інформації з цих даних, що робить його незамінним інструментом у різних галузях [7]. Машинне навчання стало рушійною силою нещодавнього сплеску можливостей NLP (рис. 1). Ці алгоритми навчаються на величезних обсягах розмічених даних, що



Рис. 1. Застосування машинного навчання у комп'ютерній лінгвістиці

Джерело: Lavanya P. M., Sasikala E. Deep learning techniques on text classification using Natural language processing (NLP) in social healthcare network: A comprehensive survey. 3rd international conference on signal processing and communication (ICPSC). IEEE, 2021. С. 603–609.

дозволяє їм виявляти закономірності та виконувати складні завдання без програмування.

Емоційний контент відіграє значну роль у масових комунікаціях, впливаючи на аудиторію через текст, аудіо- та візуальні засоби. Існує кілька методологічних підходів до аналізу емоцій у текстах, зокрема лінгвістичний, семантичний, психолінгвістичний та машинне навчання. Психолінгвістичні та когнітивні аспекти аналізу емоційного контенту допомагають зрозуміти, як люди сприймають інформацію з різним емоційним забарвленням. Обробка природної мови (NLP) та алгоритми машинного навчання значно покращили можливості автоматизованого аналізу емоцій у медійному контенті.

Машинне навчання (ML) пропонує широкий набір методів для аналізу текстових даних, зокрема для виявлення емоційного забарвлення контенту. До основних категорій методів відносяться:

– Лексиконні методи – аналіз тексту на основі словників емоційних слів.

– Статистичні методи – застосування алгоритмів класифікації, таких як Наївний Байєсівський класифікатор.

– Глибоке навчання – використання нейронних мереж для виявлення складних патернів у текстах.

Машинне навчання дозволяє автоматично класифікувати текст за емоційною валентністю та категоріями емоцій, що значно підвищує ефективність аналізу великих обсягів даних. Лексиконні методи базуються на попередньо створених словниках, що містять слова з певним емоційним забарвленням. Найпоширеніші лексикони: NRC Emotion Lexicon – містить слова, пов'язані з вісіма базовими емоціями (радість, смуток, страх тощо).; AFINN – містить оцінку слів за шкалою позитивності/негативності. Статистичні методи застосовують алгоритми машинного навчання, такі як:

найвний байєсівський класифікатор (Naive Bayes Classifier) – обчислює ймовірність належності тексту до певної категорії емоцій; метод опорних векторів (SVM) – ефективний для класифікації текстових даних з високою точністю. Ці методи добре працюють у задачах аналізу текстових даних, але мають обмеження, пов'язані з недостатньою гнучкістю в розпізнаванні контексту.

Сучасні дослідження використовують нейронні мережі, які дозволяють аналізувати текст у більш складний спосіб: рекурентні нейронні мережі (RNN) – ефективні для аналізу послідовностей слів, наприклад, у завданнях аналізу тональності; довга короткочасна пам'ять (LSTM) – покращена версія RNN, яка краще зберігає контекст тексту; трансформерні моделі (BERT, GPT) – найсучасніші моделі, що враховують контекст всього тексту і демонструють високу точність у класифікації емоцій. Використання BERT підвищило точність аналізу на 12% у порівнянні з традиційними методами. Найкращі результати отримані при використанні гібридного підходу (лексичний аналіз + машинне навчання). Використання глибокого навчання значно підвищує якість аналізу емоційного контенту, особливо при роботі з великими обсягами даних [8].

Аналіз тональності (Sentiment Analysis) є однією з найпоширеніших задач у дослідженні емоційного контенту. Основні методи аналізу включають: Rule-based – використання заздалегідь визначених правил для визначення тональності; Machine Learning-based – застосування алгоритмів класифікації; Hybrid models – поєднання двох підходів для підвищення точності. Популярні інструменти для аналізу тональності включають VADER (для соціальних мереж) та TextBlob (табл. 1). Останні розробки у сфері штучного інтелекту, зокрема моделі великих мов (Large Language Models, LLM), такі як ChatGPT, BERT, RoBERTa, показали високу ефективність у задачах емоційного аналізу [9]. Вони здатні: аналізувати

складні мовні конструкції; враховувати контекст у довгих текстах та виявляти сарказм та іронію.

Застосування LLM відкриває нові можливості для аналізу масових комунікацій, дозволяючи автоматично обробляти великі текстові масиви та виявляти емоційні патерни. Таким чином методи машинного навчання дозволяють автоматизувати аналіз емоційного контенту в масових комунікаціях. Лексиконні та статистичні підходи є ефективними, але мають обмеження щодо контекстного аналізу. Використання глибоких нейронних мереж значно підвищує якість класифікації емоцій у текстах [10]. Трансформерні моделі та великі мовні моделі (LLM) є найсучаснішим підходом, який демонструє високу точність у визначенні емоційного забарвлення контенту.

Аналіз емоцій у масових комунікаціях допомагає державним установам та соціологічним компаніям відстежувати зміни в суспільних настроях. Основні напрямки використання: політичний аналіз – виявлення ставлення громадян до політичних рішень та подій; соціологічні дослідження – оцінка рівня довіри до державних інституцій, соціальних проблем та економічних викликів; моніторинг кризових ситуацій – визначення рівня соціальної напруги та прогнозування можливих протестних рухів. Прикладом є аналіз постів у Twitter під час виборів для визначення основних емоційних реакцій виборців [11].

Попри численні переваги, аналіз емоційного контенту викликає етичні питання, серед яких: приватність даних – аналіз текстів користувачів може порушувати їхнє право на конфіденційність; можливість маніпуляції – розуміння емоційної реакції аудиторії може бути використане для нав'язування певних точок зору; точність алгоритмів – моделі можуть припускатися помилок, неправильно інтерпретуючи тональність або сарказм. Вирішення цих проблем вимагає прозорих політик щодо обробки даних, а також удосконалення алгоритмів машинного навчання.

Таблиця 1

Визначення емоційної тональності текстів за допомогою машинного навчання

Текст	Емоційна категорія	Ймовірність (%)
Це була одна з найкращих подій у моєму житті!	Радість	92.5
Новини мене постійно засмучують, так багато негативу	Смуток	88.7
Я не можу повірити, що вони це зробили! Це несправедливо!	Гнів	85.3
Чесно кажучи, я не знаю, як до цього ставитися.	Нейтральна	76.2
Цей продукт перевершив усі мої очікування!	Захоплення	90.1

Джепело: Garg, S., Panwar, D. S., Gupta, A., & Katarya, R. (2020, November). A literature review on sentiment analysis techniques involving social media platforms. In 2020 Sixth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC) (pp. 254–259). IEEE.

У ході дослідження було зроблено такі основні висновки:

1. Теоретичні основи аналізу емоційного контенту:

– Емоції відіграють ключову роль у сприйнятті інформації, формуванні громадської думки та поведінці аудиторії.

– Масові комунікації, зокрема соціальні мережі та ЗМІ, активно використовують емоційне забарвлення для залучення уваги та впливу на користувачів.

– Психологічні та лінгвістичні аспекти аналізу емоційного контенту є важливими для правильного розуміння тональності тексту.

2. Методи машинного навчання у аналізі емоцій:

– Лексиконні методи, статистичні підходи та алгоритми глибокого навчання ефективно використовуються для аналізу емоцій у текстах.

– Використання нейронних мереж, зокрема трансформерних моделей (BERT, GPT), значно покращує точність визначення емоційного забарвлення контенту.

– Гібридні методи (поєднання лексиконного підходу та машинного навчання) демонструють високу ефективність у розпізнаванні складних емоційних патернів.

3. Практичне застосування аналізу емоційного контенту:

– Соціальні мережі використовують аналіз емоцій для моніторингу громадської думки, аналізу впливу контенту та виявлення дезінформації.

– У журналістиці та ЗМІ емоційний аналіз допомагає визначати маніпулятивний характер матеріалів та оцінювати ефективність новинного контенту.

– У сфері маркетингу методи аналізу емоційного контенту застосовуються для оптимізації реклами, персоналізації контенту та прогнозування поведінки споживачів.

– Політичні та соціологічні дослідження використовують аналіз емоцій для відстеження суспільних настроїв і прогнозування змін у політичних уподобаннях громадян.

Таким чином, методи аналізу емоційного контенту широко застосовуються у соціальних мережах, журналістиці, маркетингу та політичних дослідженнях. Автоматизований аналіз дозволяє моніторити суспільні настрої та прогнозувати реакції аудиторії. Використання алгоритмів машинного навчання в аналізі емоцій відкриває нові можливості, але потребує дотримання етичних стандартів та забезпечення конфіденційності даних.

Висновки. Дослідження аналізу емоційного контенту в масових комунікаціях із застосуванням методів машинного навчання підтвердило актуальність цієї теми у сучасному інформаційному просторі. Автоматизоване розпізнавання емоцій у текстах дозволяє отримувати цінні дані про настрої аудиторії, вплив контенту та ефективність комунікаційних стратегій. Таким чином, використання методів машинного навчання для аналізу емоційного контенту є перспективним напрямом у дослідженні масових комунікацій. Впровадження цих технологій дозволяє не лише краще розуміти реакції аудиторії, а й оптимізувати інформаційні потоки, що має велике значення для журналістики, маркетингу, політики та інших сфер суспільної діяльності.

Список літератури:

1. Ушаков Д. В. Аналіз контенту засобів масової інформації. Дніпро: НТУ «Дніпровська політехніка», 2023. 58 с.
2. Abualigah L., Alfar H. E., Shehab M., Hussein A. Sentiment analysis in healthcare: a brief review. *Recent advances in NLP: the case of Arabic language*, 2020. pp. 129–141.
3. Юськів Б.М. Контент-аналіз. Історія розвитку і світовий досвід: Монографія. Рівне: Перспектива, 2006. 203 с. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/212999464.pdf>
4. Батаєва К., Іванов В., Коритнікова Н., Костенко Н., Семотюк О., Юзва Л. Сучасні методики контент-аналізу/за заг. ред. Костенко Н., Батаєвої К., Іванової В. Київ: Центр вільної преси, 2018. 416 с.
5. Проскурніна Н., Бестужева С., Козуб В. Аналітичні аспекти дослідження поведінки споживачів в умовах цифровізації економіки України. *Економіка та суспільство*. 2022. № (36). <https://doi.org/10.32782/2524-0072/2022-36-40>
6. Іващенко В.М. Сучасні медіакомунікативні технології. Київ: Київський університет імені Бориса Грінченка, 2021. 200 с. URL: https://elibrary.kubg.edu.ua/39534/1/V_Ivashchenko_SMKT_2021.pdf
7. Lavanya P. M., Sasikala E. Deep learning techniques on text classification using Natural language processing (NLP) in social healthcare network: A comprehensive survey. *3rd international conference on signal processing and communication (ICPSC)*. IEEE, 2021. pp. 603–609.

8. Zucco C. Sentiment analysis for mining texts and social networks data: Methods and tools. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*. 2020. Vol. 10. №. 1. pp. 13–33.
9. Garg S., Panwar D.S., Gupta A., Katarya R. A literature review on sentiment analysis techniques involving social media platforms. In *2020 Sixth International Conference on Parallel, Distributed and Grid Computing (PDGC)* 2020. pp. 254–259.
10. Захаров Д.О. Методи контент-аналізу в комп'ютерній лінгвістиці для автоматизованого маркування емоційно-забарвленої лексики. Харків: ХНУРЕ, 2024. 168 с. URL:<https://openarchive.nure.ua/bitstreams/7495105d-c702-4644-bd79-2586dd2cfe06/download>
11. Данилик В., Висоцька В., Назаркевич М. Методи ідентифікації дезінформації, фейків та пропаганди в засобах масової інформації на основі машинного навчання. *Кибербезпека: освіта, наука, техніка*. 2024. №.1(25). С. 449–467. URL:<https://doi.org/10.28925/2663-4023.2024.25.449467>

Stiekolshchykova V. A., Babych V. I., Sikorska V. Yu. ANALYSIS OF EMOTIONAL CONTENT IN MASS COMMUNICATIONS: APPLICATION OF MACHINE LEARNING METHODS

The article is devoted to the study and assessment of the effectiveness of machine learning methods in the tasks of analyzing emotional content in mass communications. In the modern world, mass communications play a key role in shaping public opinion, behavioral patterns and the emotional state of people. The analysis of emotional content, which is an important indicator of public sentiment, trends in the media and the level of social tension, attracts particular attention of researchers. Thanks to the development of natural language processing (NLP) technologies and machine learning (ML) methods, new opportunities have appeared for automated analysis of the emotional coloring of text data. Given the rapid growth of information volumes, especially in social networks and online media, the creation of effective tools for analyzing emotional content is becoming critically important. Traditional analysis methods, such as content analysis or expert evaluation, are too laborious and do not allow processing large amounts of data in real time. Machine learning methods, in particular deep neural networks, can significantly increase the accuracy and speed of analysis, automating the process of identifying emotional patterns in texts. Important ethical issues remain the protection of personal data, avoidance of manipulation and transparency of algorithms. High accuracy of emotion analysis is possible only if the models are trained qualitatively and the contextual features of the language are taken into account. The results of the study can be used in journalism, marketing, sociology and political analysis to assess public sentiment, predict social trends and identify manipulative content. The identified methods can also be implemented in social media monitoring systems and consumer feedback analysis.

Key words: emotional convention, mass media, machine learning, social networks, media content, media space.