

# АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНИХ СТАНІВ У ТЕКСТОВИХ ПОВІДОМЛЕННЯХ

Вінницький національний технічний університет

## Анотація

*У роботі проаналізовано сучасні методи розпізнавання емоційних станів у текстових повідомленнях. Розглянуто лексично-правилові підходи, методи машинного навчання, а також глибокі нейронні мережі та трансформери для визначення емоційного забарвлення тексту. Проаналізовано переваги й недоліки цих підходів та окреслено перспективи розвитку систем розпізнавання емоцій у тексті.*

**Ключові слова:** розпізнавання емоцій, текстові повідомлення, лексичний підхід, машинне навчання, нейронні мережі, трансформери.

## Abstract

*This paper analyzes contemporary methods for recognizing emotional states in text messages. It examines lexicon- and rule-based approaches, machine learning methods, as well as deep neural networks and transformers for determining the emotional tone of text. The advantages and disadvantages of these approaches are discussed, and the prospects for further development of text-based emotion recognition systems are outlined.*

**Key words:** emotion recognition, text messages, lexicon-based approach, machine learning, neural networks, transformers.

## Вступ

Стрімке зростання обсягів текстового спілкування (соціальні мережі, месенджери, тощо) зумовило потребу автоматичного аналізу емоційного змісту повідомлень для розуміння настроїв та психоемоційного стану користувачів. Традиційний аналіз тональності (sentiment analysis) визначає лише полярність висловлювання (позитив, негатив або нейтральність), тоді як для детальнішого розуміння необхідне розпізнавання конкретних емоційних станів (радість, гнів, сум тощо) [1].

Визначення емоцій у тексті є актуальним напрямом в обробці природної мови та афективних обчисленнях, що має застосування у сферах від моніторингу настроїв суспільства до вдосконалення взаємодії людина-комп'ютер. За останнє десятиліття опубліковано сотні досліджень, присвячених автоматичному аналізу емоцій у тексті [2]. Однак задача ускладнюється контекстністю мови, суб'єктивністю оцінок, наявністю сарказму і сленгу, тому постійно розробляються нові методи для підвищення точності розпізнавання емоцій.

## Основна частина

Сучасні методи автоматичного розпізнавання емоцій у текстових повідомленнях можна умовно поділити на три групи: (1) лексично- або правилобазовані, (2) методи з використанням класичного машинного навчання та (3) методи глибокого навчання (нейронні мережі, зокрема трансформерні моделі).

Лексичний підхід використовує заздалегідь підготовлені словники емоційних слів. Кожному слову в такому словнику присвоєно певну мітку емоції або полярності. Прикладом є WordNet-Affect та NRC Emotion Lexicon, який містить понад 14 тисяч слів з відповідними емоційними категоріями [1, 3]. Аналіз тексту виконується шляхом пошуку слів із словника та агрегування їхніх значень. Перевагами лексичних або правилкових методів є простота реалізації та інтерпретованість результатів (зрозуміло, яке слово спричинило визначену емоцію). Вони не потребують великого навчального набору даних і можуть працювати в реальному часі. Проте точність таких методів обмежена: вони не враховують контексту,

синтаксису та інтенсивності емоції. Лексичні методи погано розпізнають сарказм, нові сленгові вирази та залежать від повноти словника. Традиційні словники емоцій часто не враховують силу емоційного прояву, через що їх висновки можуть бути надто узагальненими.

Методи машинного навчання передбачають навчання класифікатора на розмічених даних. Використовуються алгоритми, такі як наївний Байес, метод опорних векторів (SVM), дерева рішень, які здатні розрізняти класи емоцій за статистичними ознаками тексту. Для представлення тексту застосовуються різноманітні ознаки: частотні характеристики слів чи N-Gram, індекси тональності, емоційні словники, синтаксичні та семантичні особливості, тощо. Перевагою класичних ML-методів є їх гнучкість та вища точність порівняно з простими правилами у випадку наявності достатнього обсягу навчальних даних. Моделі машинного навчання можуть враховувати непрямі індикатори емоцій через поєднання численних ознак. Дослідження показують, що такі алгоритми здатні досягати ~70–90% точності в задачах класифікації емоцій за умови якісної підготовки даних і вибору ознак. Наприклад, баєсівський класифікатор продемонстрував точність близько 71% при визначенні емоцій у Twitter-повідомленнях, а комбінований підхід з автоматичним розмічуванням даних за хештегами дозволив підняти точність класифікації до 90% [1]. Недоліками цих методів є потреба у значному обсязі розмічених даних для навчання та ручному конструюванні ознак (feature engineering). Крім того, класичні моделі поступаються сучасним глибоким нейронним мережам у здатності враховувати контекстні залежності у тексті.

Методи глибокого навчання використовують нейронні мережі для автоматичного виокремлення патернів, пов'язаних з емоціями. Широко застосовуються рекурентні нейронні мережі (RNN) та їхні варіації LSTM/GRU, а також згорткові нейромережі (CNN) для аналізу текстових послідовностей. Такі моделі спроможні самостійно виділяти суттєві ознаки з тексту (наприклад, послідовності слів, контекстні залежності) без ручного конструювання правил. У багатьох випадках глибокі нейронні мережі перевершують традиційні алгоритми: зокрема, показано, що моделі на основі LSTM і CNN забезпечують вищу точність, ніж SVM чи інші класичні методи, на різноманітних наборах даних [1]. Це зумовлено здатністю нейромереж навчатися на великих масивах даних та враховувати нелінійні мовні залежності. Наприклад, глибока модель на основі двошарового LSTM успішно класифікує одночасно кілька емоцій, перевершуючи базові підходи [2]. Перевагою є і те, що нейронні мережі можна донавчати на нових даних, адаптуючи до специфіки предметної області. Недоліки глибоких підходів пов'язані з їх «вимогливістю»: для навчання потрібні значні обчислювальні ресурси і великі обсяги даних з правильними мітками. Крім того, складність нейромереж утруднює інтерпретацію їхніх рішень (проблема «чорного ящика»), що актуально для практичного використання.

Останнім часом домінуючими в задачах NLP стали трансформерні моделі, зокрема архітектура BERT [4] та її похідні. Моделі типу BERT попередньо навчаються на величезних корпусах текстів, завдяки чому ефективно захоплюють контекстуальні зв'язки слів і семантику речень [4]. При тонкому налаштуванні під задачу розпізнавання емоцій такі моделі демонструють найвищі показники точності. Наприклад, модель BERT досягала ~94% точності при класифікації емоційного тону твітів про COVID-19, суттєво перевершивши попередні результати [1]. Перевагою трансформерів є здатність враховувати довготривалий контекст у тексті та узагальнювати знання з різноманітних джерел завдяки попередньому навчанні на великих даних. Нині багато сучасних досліджень зосереджені на застосуванні таких моделей для аналізу емоцій [5]. Водночас їхні недоліки пов'язані з високою обчислювальною складністю і потребою в продуктивному апаратному забезпеченні (GPU/TPU) для тренування й використання. Також дуже великі мовні моделі потребують ретельного налаштування під конкретний домен (наприклад, стиль повідомлень у соцмережах) для досягнення оптимальних результатів.

### **Перспективи розвитку**

Один із перспективних напрямків розвитку — поєднання різних підходів (гібридні системи), що дозволяє компенсувати недоліки окремих методів. Застосування трансферного навчання (transfer learning) дає змогу використовувати вже навчені на великих корпусах мовні моделі для специфічних задач аналізу емоцій, зменшуючи потребу в об'ємних розмічених вибірках. Актуальним є вдосконалення моделей щодо розуміння контексту та іронії: додаються спеціальні механізми для виявлення сарказму та прихованих

емоційних смислів. Розвиваються мультимодальні підходи, де текст аналізується разом із даними інших типів (аудіо, відео) для точнішого визначення емоційного стану автора. Також увага приділяється підвищенню інтерпретованості нейронних моделей – розробці методів пояснення, які слова або характеристики найбільше вплинули на рішення класифікатора. Загалом, дослідження у галузі розпізнавання емоцій у тексті рухаються в напрямку створення більш точних, стійких до шуму та здатних до перенавчання між доменами систем [2, 5].

### Висновки

Аналіз сучасних методів показав, що для розпізнавання емоційних станів у тексті використовується широкий спектр підходів – від простих правил і словників до комплексних моделей глибокого навчання. Лексично-правилкові методи забезпечують швидке базове оцінювання емоцій, але поступаються в точності статистичним і навчальним моделям. Традиційні алгоритми машинного навчання були важливим кроком уперед, проте нині їх перевершують нейронні мережі, які здатні навчатися складних шаблонів емоційної мови. Найновіші трансформерні моделі встановлюють новий стандарт якості у задачах аналізу емоцій, хоча і потребують значних ресурсів. Подальший прогрес у цій сфері пов'язаний з удосконаленням моделей (врахування контексту, сарказму, багатомовності), комбінуванням підходів та вирішенням проблем інтерпретованості. Результати огляду підтверджують важливість дослідження методів розпізнавання емоцій, адже розуміння емоційного забарвлення тексту відкриває можливості для більш природної взаємодії людини з інформаційними системами та глибшого аналізу соціальних процесів.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Nandwani P., Verma R. *A review on sentiment analysis and emotion detection from text* / P. Nandwani, R. Verma // *Social Network Analysis and Mining*. – 2021. – Vol. 11. – Art. 81.
2. Chutia T., Baruah N. *A review on emotion detection by using deep learning techniques* / T. Chutia, N. Baruah // *Artificial Intelligence Review*. – 2024. – Vol. 57(8). – Art. 203.
3. Mohammad S.M., Turney P.D. *Crowdsourcing a word–emotion association lexicon* / S.M. Mohammad, P.D. Turney // *Computational Intelligence*. – 2013. – Vol. 29(3). – P. 436–465.
4. Devlin J., Chang M.W., Lee K., Toutanova K. *BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding* / J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova // *Proc. of NAACL-HLT*. – 2019. – P. 4171–4186.
5. Acheampong F.A., Nunoo-Mensah H., Chen W. *Transformer models for text-based emotion detection: a review of BERT-based approaches* / F.A. Acheampong, H. Nunoo-Mensah, W. Chen // *Artificial Intelligence Review*. – 2021. – Vol. 54. – P. 5789–5829.

**Катрук Катерина Олександрівна** - студентка групи ІПІ-24м, факультет інформаційних технологій та комп'ютерної інженерії, Вінницький національний технічний університет, Україна, email: [katkatruk@gmail.com](mailto:katkatruk@gmail.com)

Науковий керівник: **Бабюк Наталя Петрівна** – доцент кафедри ПЗ, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, e-mail: [babiuk@vntu.edu.ua](mailto:babiuk@vntu.edu.ua)

**Katrak Kateryna O.** - student of group IPI-24m, Faculty of Information Technology and Computer Engineering, Vinnytsia National Technical University, Ukraine, email: [katkatruk@gmail.com](mailto:katkatruk@gmail.com)

Supervisor: **Nalalia P. Babiuk** – Associate Professor of the Department of Software, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: [babiuk@vntu.edu.ua](mailto:babiuk@vntu.edu.ua)