

Дичка І.А.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Терейковський І.А.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Коровій О.С.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

Терейковська Л.О.

Київський національний університет будівництва і архітектури

Романкевич В.О.

Національний технічний університет України
«Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»

ОЦІНКА ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСОБІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНОЇ ТОНАЛЬНОСТІ ФРАГМЕНТІВ ТЕКСТУ

У статті розглянуто проблематику аналізу тексту в контексті визначення емоційної тональності. Показано обмеженість методології розробки відповідних засобів розпізнавання з точки зору визначення їх ефективності. Запропоновано співвіднести ефективність засобів розпізнавання емоційного забарвлення тексту з забезпеченням вимог поставленої задачі розпізнавання. На основі результатів аналізу відомих рішень в області розпізнавання емоційного забарвлення текстових фрагментів сформовано базовий перелік характеристик, що можуть бути використані для оцінки ефективності зазначених засобів. Визначена множина відповідних критеріїв ефективності. До вказаних критеріїв відносяться: розпізнавання основних емоцій, розпізнавання лише сентиментів, розпізнавання на рівні окремих висловів, розпізнавання на рівні речень, розпізнавання на рівні документу, використання лексичного аналізу, використання сучасних нейромережесвих засобів, використання відомих наборів даних, використання власних наборів даних, можливість підтримки одночасно декількох мов, використання комбінації моделей для розпізнавання, використання однієї моделі для розпізнавання, точність та повнота розпізнавання.

З використанням розробленого переліку по бінарній шкалі реалізована оцінка відомих засобів розпізнавання. Показано перспективність застосування засобів розпізнавання емоційної тональності фрагментів тексту. Запропоновано співвіднести шляхи подальших досліджень з розробкою математичного забезпечення процедури оцінки ефективності засобів розпізнавання та інтеграції засобів розпізнавання емоцій на основі аналізу текстових фрагментів та голосових повідомлень користувачів комп'ютерних систем.

Ключові слова: обробка природної мови, текстовий фрагмент, розпізнавання емоцій, емоційна тональність тексту, нейромережева модель, критерій ефективності.

Постановка проблеми. У сучасному світі аналіз тексту, особливо його емоційної тональності, важливий для розуміння настрою автора та контексту. Зростання соціальних медіа та онлайн-спілкування збільшує потребу в точному комп'ютерному аналізі емоцій. Однак, складність мови, включаючи іронію та сленг, робить цей процес викликом. Хоча багато алгоритмів та методів

створені для цієї мети, їхня ефективність часто недостатня. Оцінювання цих методів та урахування мовних варіацій може покращити розпізнавання емоційної тональності.

На цьому ґрунтується актуальність науково-прикладної проблеми розпізнавання емоційної тональності фрагментів тексту. Воно допомагає краще зрозуміти соціальні процеси, динаміку

громадської думки та індивідуальну психологію [2, 3]. Отже, пошук ефективних і точних засобів для розпізнавання емоційної тональності фрагментів тексту є невід'ємною складовою сучасних наукових і практичних досліджень.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Розпізнавання емоційної тональності тексту, також відоме ще, як аналіз сентиментів, є одним з ключових напрямків в галузі обробки природної мови (англ. Natural Language Processing, NLP). Це стосується вивчення і розуміння емоційних відтінків, які можуть бути закодовані в тексті. Також це включає в себе аналіз емоційно забарвлених слів, виразів, та контексту, в якому вони використовуються.

Основні емоції, які визначаються в цій задачі, складаються з шести основних емоцій: радість, смуток, гнів, страх, відраза, та здивування. Однак, в контексті аналізу сентиментів, часто фокусуються на трьох основних категоріях: позитивна, негативна та нейтральна емоційна тональність. Список емоцій часто розширюється і доповнюється іншими емоціями або станами.

Одним із підходів до розпізнавання емоційної тональності, можна виокремити підходи, які розпізнають в тексті поклики до емоцій. В статті [5] до прикладу є близько 18 ознак, які автоматичного визначаються в тексті для виявлення дезінформації та маніпулятивних текстів. За допомогою цих ознак автори припускають, що обман та маніпуляцію читача можна виявити за зовнішніми ознаками контенту, такими як використана лексика, почуття, емоційний відгук, навантажена мова, суб'єктивність тощо. Стаття [7] зосереджена на виявленні причини (стимулу) емоції, методи та підходи, котрі можуть бути використані для покращення розпізнавання емоційної тональності, так як включають спільні лінгвістичні та стилістичні особливості.

При розпізнаванні емоційної тональності тексту, часто зіштовхуються зі складнощами та нюансами людської мови. Наприклад, сарказм або іронія можуть бути важкими для виявлення і вірної інтерпретації. У статті [9] обговорюється важливість виявлення сарказму в аналізі емоційної тональності та виклики, які він створює через властиву йому природу вираження значення, протилежного буквальному.

Також вирізняються різні рівні розпізнавання емоційного тонального забарвлення:

– Рівень окремих висловів (лексичний підхід): Цей підхід базується на ідентифікації окремих слів або фраз, які несуть емоційне забарв-

лення, однак цей підхід може бути обмеженим, оскільки він не враховує контексту, в якому вживаються слова.

– Рівень речень: цей підхід враховує контекст на рівні окремих речень, що може бути особливо корисно для сентименту в більш складних текстах, де емоційне забарвлення може змінюватися від речення до речення [7].

– Рівень документів: На цьому рівні аналізується весь текст, це може бути корисно, наприклад, при аналізі відгуків клієнтів або публікацій в соціальних медіа, де можна врахувати загальний контекст та взаємозв'язок між різними частинами тексту.

Зазвичай ці підходи комбінують разом для покращення точності визначення емоційної тональності. В роботах [4, 8, 10], використовують підхід де комбінують визначення на рівнів окремих висловів, а також рівень документів. Спочатку визначається контекстна залежність між словами та фразами, а потім ця інформація передається, разом із всім текстом, в модель для подальшого розпізнавання. Для визначення, які слова та фрази можуть викликати емоції доцільніше використовувати рівень слів та фраз, а також рівень речень, це допомагає точно ідентифікувати емоційний окрас частини тексту [7]. При комбінації різних рівнів використовується також комбінація різних моделей машинного навчання. Таке використання декількох моделей збільшує точність визначення [2, 7, 8].

Також останнім часом набувають популярність використання великих мовних моделей (англ. Large Language Model, LLM), що містять великі знання про світ, і можуть вирішувати задачі NLP без навчання, або з мінімальним попереднім навчанням. Стаття [6] зосереджується на покращенні розпізнавання емоційної тональності у різних областях знань з використання LLM та вказівок (англ. prompts).

Одночасно, в доступній літературі, що була проаналізована, не наведено обґрунтованого переліку характеристик засобів розпізнавання емоційної тональності, які повинні відповідати вимогам поставленої задачі. Притаманність таких характеристик і їх належна адаптація до поставленої задачі визначення емоційного забарвлення тексту відіграють важливу роль в ефективності застосування цих методів.

Метою статті є формування переліку характеристик, які можна застосувати для оцінки придатності моделей та методів аналізу емоційного забарвлення тексту відповідно до вимог конкретної задачі. Для досягнення цього слід проаналі-

зувати відомі рішення, за останній час, в області розпізнавання емоційної тональності тексту.

Виклад основного матеріалу. Для формування переліку основних характеристик, що визначають ефективність емоційного забарвлення тексту, було використано наведений в дисертації [1] підхід, що полягає у співвіднесенні критеріїв ефективності з вимогами до комп'ютерних засобів розпізнавання емоційної тональності фрагментів тексту. Базисом визначення вказаних вимог стали сучасні науково-прикладні роботи в області природної обробки мови з використання методів та моделей штучного інтелекту.

В статті [5] обговорюється стандартний механізм обробки природної мови та машинного навчання, який використовується для класифікації тексту. У ньому підкреслюється перехід від старих методів, які навчали класифікаторів на різних ручних функціях, витягнутих із тексту, до останніх підходів, які використовують методи глибокого навчання, де класифікатор працює безпосередньо з вихідним текстом. Відповідно акцентується увага на вимозі, щодо необхідності використання процедур попередньої обробки текстової інформації. Автори, в даному дослідженні, також представляють огляд відомих наборів даних і корпусів, які використовуються для досліджень у цій галузі. Таким чином однією із вимог являється необхідність формування корпусу даних, або використання уже відомих. Слід зазначити, що формування означених корпусів є складною та достатньо ресурсоємною процедурою, що вимагає залучення людей-анотаторів. Крім того можна зробити висновок про залежність ефективності комп'ютерних засобів розпізнавання емоційної тональності фрагментів текстів від можливості використання відомих корпусів.

В статті [10] автори пропонують нову стратегію маркування частин тексту, яка включає два набори міток пари токенів: основний набір міток і повний набір міток. Автори також пропонують ефективну модель, що побудована на основі глибокої нейронної мережі, яка працює з їх стратегією маркування. Ця модель використовує мережі звернення уваги на графі для ітеративного уточнення представлень токенів і адаптивний класифікатор із кількома мітками для динамічного прогнозування кількох зв'язків між парами токенів. Для своїх експериментів автори використовували п'ять контрольних наборів даних чотирма мовами. В статті повідомляється, що їхня модель значно перевершила попередні найсучасніші моделі. Також використовуючи стратегію маркування та

ефективну архітектуру моделі, демонструється багатообіцяючі результати в експериментах на кількох наборах даних.

В статті [9] для аналізу сарказму, що є однією із складовою при аналізі емоційної тональності тексту, використовуються декілька підходів:

1. Лексичний аналіз: цей метод передбачає аналіз текстового контексту або використання певних лексичних шаблонів у саркастичних фразах.

2. Глибоке навчання: цей метод передбачає використання архітектур глибоких нейронних мереж, як LSTM і DNN.

3. Моделі на основі архітектури трансформерів: Одна модель, названа «Contextual Response Augmentation» (CRA), яка має найвищу точність.

У статті також обговорюється використання різних наборів даних, як відомих так для навчання та тестування цих моделей. До них належать набори даних, отримані з API Twitter, набори даних із анотаціями хештегів і набори даних із різних воркшопів. На завершення в статті висвітлено сильні та слабкі сторони різних підходів виявлення сарказму. У ньому підкреслюється важливість урахування контексту та потенціал моделей на основі архітектури трансформерів у цьому завданні.

Стаття [6] пропонує використовувати загальнодоступний набір даних аналізу емоційної тональності, як для адаптації області знань з одного джерела, так і для адаптації з кількох джерел. Вони розробили нову стратегію для вивчення області знання для маркера «[MASK]». Архітектура моделі передбачає використання LLM, таких як GPT і BERT. Автори також використовують стратегію змагальності, щоб вивчити предметно-інваріантні знання токена «[MASK]». Оцінювання даного підходу відбувалося на наборі даних відгуків Amazon, який є загальнодоступним набором даних та включає в себе різні області знань.

Методи, використані в статті [7], включають позначення послідовності слів та класифікацію речень. Модель маркування послідовності слів приймає послідовність слів, як вхідні дані та призначає кожному слову мітку. З іншого боку, модель класифікації речень бере послідовність речень і класифікує кожне речення як таке, що містить стимул чи ні. Модель для спільної класифікації речень дещо відрізняється від попередніх моделей, оскільки робить передбачення для речення у контексті всього тексту. Набори даних, які використовуються в експериментах, як власні, так і загальнодоступні. Вони включають набір даних EmotionStimulus, і набір даних ElectoralTweets.

Стаття [4] представляє метод «Попереднє навчання з розширеними знаннями про настрої» (англ. Sentiment Knowledge Enhanced Pre-training for Sentiment Analysis, SKEP), який включає знання про емоційну тональність тексту шляхом самонавчання. SKEP містить маскування тональності та цілі попереднього навчання. Маскування емоційної тональності розпізнає інформацію про тональність вхідної послідовності на основі автоматично отриманих знань про тональності та створює пошкоджену версію тексту, видаляючи цю інформацію. Ціль попереднього тренування настрою вимагають, щоб нейронна мережа на архітектурі трансформер відновив інформацію про тональність для пошкодженої версії тексту. Автори використовували кілька наборів даних для своїх експериментів, включаючи SST-2, SemEval 2014 і Amazon-2. В архітектурі SKEP використовуються нейромережа BERT, як основу для перевірки ефективності свого підходу.

Методи, використані в дослідженні [2], включають моделі глибокого навчання для виявлення емоційної тональності тексту. Автори використовують глибоку нейронну мережу, що складається з входу, виходу та набору прихованих шарів із кількома вузлами. Процес навчання DNN складається з попереднього навчання та етапу донавчання. Дослідження використовує кілька наборів даних. Автори зібрали твіти користувачів, опубліковані на ранніх етапах кризи COVID-19. Вони також використовували загальнодоступні набори даних для навчання класифікатора оцінки полярності настроїв. Для навчання класифікатора емоцій використовувався набір даних Emotional Tweets. У статті також визнаються обмеження запропонованої моделі, такі як її нездатність зрозуміти контекст, особливо коли він є саркастичним, і її зосередженість на твітах лише англійською мовою.

У статті [3] також обговорюють використання нейронних мереж у своїх дослідженнях по розпізнаванню емоційної тональності у новинах. Згадується використання згорткових нейронних мереж і довгострокових мереж короткочасної пам'яті для аналізу настроїв коротких текстів. У дослідженні використовуються різноманітні набори даних, як створені власноруч, так і публічні. Автори зазначають, що перші моделі використовували власні спеціально створені набори даних для експериментів. В статті міститься комплексний огляд ролі розпізнавання емоційної тональності у виявленні фейкових новин, обговорюються різні методи та прийоми, які використовуються для включення тональності у процес виявлення фейкових новин.

В дослідженнях також можуть використовуватися комбінації моделей. Метод представлений в статті [8] включає три основні кроки: визначення категорії аспектів, класифікацію полярності настрою та їх поєднання. Модель виявлення категорії аспектів – це модель двійкової класифікації, яка визначає, чи пов'язаний даний аспект із текстом, чи ні. Класифікатор полярності настроїв – це модель, навчена визначати мітки настроїв (позитивні, негативні, нейтральні, конфліктні) для певного аспекту та введення тексту. Остаточна модель поєднує в собі моделі класифікації настроїв і аспектів. Автори використовували за основу попередньо навчену мовну модель BERT для свого завдання. Використовувалися також загальнодоступні набори даних для своїх експериментів, зокрема набір даних SemEval.

В результаті проведеного аналізу різних методів до вирішення задачі розпізнавання емоційної тональності тексту було виділені базові характеристики наведені в табл. 1. В подальшому базовий перелік характеристик може бути модифіковано з урахуванням найбільш сучасних методів розпізнавання та деталізації задачі розпізнавання.

Таблиця 1

Характеристики методів розпізнавання емоційної тональності тексту

№	Опис характеристик
N ₁	Розпізнавання основних емоцій
N ₂	Розпізнавання лише сентиментів
N ₃	Розпізнавання на рівні окремих висловів
N ₄	Розпізнавання на рівні речень
N ₅	Розпізнавання на рівні документу
N ₆	Використання лексичного аналізу
N ₇	Використання сучасних нейромережових засобів
N ₈	Використання відомих наборів даних
N ₉	Використання власних наборів даних
N ₁₀	Можливість підтримки одночасно декількох мов
N ₁₁	Використання комбінації моделей для розпізнавання
N ₁₂	Використання однієї моделі для розпізнавання
N ₁₃	Точність та повнота розпізнавання

Проведений аналіз відомих методів дозволив використовувати вибрані характеристики для оцінки потенціалу розглянутих методів розпізнавання емоційної тональності в тексті. В основному, оцінки були призначені за допомогою бінарної шкали (0/1), що відображає відсутність або наявність згаданих можливостей. Отримані оцінки характеристик частково показані в табл. 2. Так як, всі наведені методи використовують наявні спільні характеристики, то ці характеристики не були включені в табл. 2.

Оцінки характеристик методів розпізнавання

Назва роботи	Характеристики							
	N ₁	N ₂	N ₃	N ₄	N ₅	N ₉	N ₁₁	N ₁₂
Technological Approaches to Detecting Online Disinformation and Manipulation	1	0	1	0	0	0	0	1
Effective Token Graph Modeling using a Novel Labeling Strategy for Structured Sentiment Analysis	0	1	1	0	1	0	0	1
A Survey on Automated Sarcasm Detection on Twitter	0	0	0	0	1	1	1	0
Adversarial Soft Prompt Tuning for Cross-Domain Sentiment Analysis	0	1	0	0	1	0	0	1
Token Sequence Labeling vs. Clause Classification for English Emotion Stimulus Detection	1	0	1	1	0	1	1	0
SKEP: Sentiment Knowledge Enhanced Pre-training for Sentiment Analysis	0	1	0	0	1	0	0	1
Cross-Cultural Polarity and Emotion Detection Using Sentiment Analysis and Deep Learning on COVID-19 Related Tweets	1	0	0	0	1	1	0	1
Sentiment Analysis for Fake News Detection	0	1	0	0	1	1	0	1
Aspect-Based Sentiment Analysis using BERT	0	1	1	0	1	0	1	0

Виходячи з аналізу табл. 2 майже всі проаналізовані методи мають певні недоліки, так як, в більшості концентруються на знаходження сентименту, тобто тільки три емоції (негатив, позитив та нейтрал), на рівні документа. Також вони погано пристосовані до більш складніших емоцій та до розпізнавання на рівні речень, окремих висловів.

Формування переліку характеристик розпізнавання емоційної тональності в тексті дозволяє окреслити напрямок наступного етапу досліджень – розробкою математичного забезпечення процедури оцінки ефективності засобів розпізнавання та інтеграції засобів розпізнавання емоцій на основі аналізу текстових фрагментів. Крім іншого, це забезпечить розробку методу та моделей розпізнавання емоційної тональності в тексті, з покриттям основних емоцій на рівні речень та окремих висловів. Базуючись на підходах, що викладенні у роботах [5, 9], доцільно використовувати

комбінацію моделей та відомі набори даних, з можливістю розширення власними даними, для підвищення точності та повноти розпізнавання. Також базуючись на результатах [1] можна вважати доцільним розробку методів інтеграції засобів розпізнавання емоцій на основі аналізу текстових фрагментів та голосових повідомлень користувачів комп'ютерних систем

Висновки. В ході проведених досліджень було обґрунтовано базовий перелік характеристик засобів для автоматичного розпізнавання емоційного забарвлення в тексті. Цей перелік дозволяє оцінювати, наскільки обрані методи відповідають вимогам задачі розпізнавання емоційного тону тексту. Визначено перспективність подальших досліджень в напрямку розробкою математичного забезпечення процедури оцінки ефективності засобів розпізнавання та інтеграції засобів розпізнавання емоцій на основі аналізу текстових фрагментів.

Список літератури:

1. Терейковська Л. О. Методологія автоматизованого розпізнавання емоційного стану слухачів системи дистанційного навчання: дис. ... докт. техн. наук: 05.13.06. Київ, 2002. 395 с.
2. A. S. Imran, S. M. Daudpota, Z. Kastrati and R. Batra. Cross-Cultural Polarity and Emotion Detection Using Sentiment Analysis and Deep Learning on COVID-19 Related Tweets. *IEEE Access*. 2020. vol. 8, P. 181074-181090, DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3027350.
3. Alonso, M.A.; Vilares, D.; Gómez-Rodríguez, C.; Vilares, J. Sentiment Analysis for Fake News Detection. *Electronics*. 2021, 10, p. 1348. DOI: 10.3390/electronics10111348
4. Hao Tian, Can Gao, Xinyan Xiao, Hao Liu, Bolei He, Hua Wu, Haifeng Wang, and Feng Wu. SKEP: Sentiment Knowledge Enhanced Pre-training for Sentiment Analysis. In *Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Association for Computational Linguistics. 2020. P. 4067–4076. DOI: 10.18653/v1/2020.acl-main.374
5. Horák, A., Baisa, V., Herman, O. Technological Approaches to Detecting Online Disinformation and Manipulation. *Gregor, M., Mlejnková, P. (eds) Challenging Online Propaganda and Disinformation in the 21st Century. Political Campaigning and Communication. Palgrave Macmillan, Cham*. 2021. DOI: 10.1007/978-3-030-58624-9_5

6. Hui Wu and Xiaodong Shi. Adversarial Soft Prompt Tuning for Cross-Domain Sentiment Analysis. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*. Dublin, Ireland. Association for Computational Linguistics. 2022. P. 2438-2447. DOI: 10.18653/v1/2022.acl-long.174
7. Laura Ana Maria Oberländer and Roman Klinger. Token Sequence Labeling vs. Clause Classification for English Emotion Stimulus Detection. In *Proceedings of the Ninth Joint Conference on Lexical and Computational Semantics*. Barcelona, Spain (Online). Association for Computational Linguistics. 2020. P. 58–70. URL: <https://aclanthology.org/2020.starsem-1.7/> (дата звернення 01.05.2023)
8. Mickel Hoang, Oskar Alija Bihorac, and Jacobo Rouces. 2019. Aspect-Based Sentiment Analysis using BERT. *Proceedings of the 22nd Nordic Conference on Computational Linguistics*. Turku, Finland. Linköping University Electronic Press. 2019. P. 187-191. URL: <https://aclanthology.org/W19-6120.pdf> (дата звернення 01.05.2023)
9. Moores, B., Mago, V.K. (2022). A Survey on Automated Sarcasm Detection on Twitter. *ArXiv*. DOI: abs/2202.02516.
10. Wenxuan Shi, Fei Li, Jingye Li, Hao Fei, and Donghong Ji. Effective Token Graph Modeling using a Novel Labeling Strategy for Structured Sentiment Analysis. *Proceedings of the 60th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*. Dublin, Ireland. Association for Computational Linguistics. 2022. P. 4232–4241. DOI: 10.18653/v1/2022.acl-long.291

Dychka I.A., Tereikovskiy I.A., Korovii O.S., Tereikivska L.O., Romankevych V.O.
**ASSESSMENT OF THE EFFICIENCY OF MEANS OF RECOGNITION
OF THE EMOTIONAL TONE OF TEXT FRAGMENTS**

The article examines the problems of text analysis in the context of determining emotional tonality. The limitations of the methodology for developing appropriate recognition tools from the standpoint of assessing their effectiveness are shown. It is proposed to correlate the effectiveness of these recognition tools with the fulfilment of the requirements of a given recognition task. A fundamental list of characteristics that can be used to evaluate the effectiveness of these tools has been formed based on the results of known solutions analysis in the field of emotional tonality recognition in text fragments. A set of relevant performance criteria has been defined. These specified criteria include: recognition of basic emotions; recognition of sentiments only; recognition at the level of individual expressions; recognition at the sentence and document levels; use of lexical analysis; use of modern neural network tools; use of established data sets; use of custom data sets; support for multiple languages simultaneously; use of a combination of models for recognition; use of a single model for recognition; accuracy and completeness of recognition.

Using the developed list and a binary scale, an evaluation of known recognition tools was implemented. The potential for using tools to recognize the emotional tonality of text fragments is demonstrated. It is proposed to correlate further research with the development of mathematical support for the procedure for evaluating the effectiveness of recognition tools and the integration of emotion recognition tools based on the analysis of text fragments and voice messages from computer system users.

Key words: natural language processing, text fragment, emotion recognition, emotional tonality of the text, neural network model, efficiency criterion.