

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2024-55-14>

УДК 004.02

Коровій Олександр Сергійович, аспірант

<https://orcid.org/0009-0002-2835-9173>

Терейковський Ігор Анатолійович, д.т.н., професор

<https://orcid.org/0000-0003-4621-9668>

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м. Київ, Україна

КОНЦЕПТУАЛЬНА МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ ВИЗНАЧЕННЯ ЕМОЦІЙНОГО ЗАБАРВЛЕННЯ ТА ТОНАЛЬНОСТІ ФРАГМЕНТІВ ТЕКСТУ

Коровій О.С., Терейковський І.А. Концептуальна модель процесу визначення емоційної тональності тексту. Задача розпізнавання емоційної тональності текстових фрагментів є важливою проблемою в галузі обробки природної мови з значним академічним і комерційним потенціалом. У роботі представлено концептуальну модель процесу визначення емоційної тональності тексту. Модель забезпечує формалізований та детальний опис задачі, сприяючи розробці відповідних засобів для розпізнавання емоційного забарвлення та тональності фрагментів тексту. Вона систематизує ключові етапи, включаючи формування навчальних даних, вибір архітектури нейронної мережі, її налаштування та навчання, а також безпосереднє використання для розпізнавання емоційного забарвлення та тональності. Концептуальна модель визначає залежності між різними факторами, що впливають на ефективність процесу розпізнавання емоційної тональності, такими як якість вхідних даних, параметри нейромережевої моделі, споживання ресурсів та похибки під час навчання і розпізнавання. Це дозволяє виявити критичні аспекти, які слід врахувати для підвищення загальної ефективності системи. Модель також передбачає залучення експертних знань на різних етапах для покращення якості вхідних даних та оптимізації параметрів моделі. Запропонована концептуальна модель може слугувати основою для розробки ефективних засобів розпізнавання емоційного забарвлення та тональності, що матиме практичне застосування в різних галузях, таких як аналіз соціальних мереж, обслуговування клієнтів та маркетинг.

Ключові слова: емоційна тональність, концептуальна модель, розпізнавання емоцій, обробка природної мови, нейронні мережі

Korovii O., Tereikovskiy I. Conceptual model of the process of determining the emotional tonality of the text. The task of recognizing the emotional tonality of text fragments is an important problem in the field of natural language processing with significant academic and commercial potential. This paper presents a conceptual model of the process of determining the emotional tonality of text. The model provides a formalized and detailed description of the task, facilitating the development of appropriate tools for recognizing the emotional coloring and tonality of text fragments. It systematizes the key stages, including the formation of training data, selection of the neural network architecture, its configuration and training, as well as direct use for recognizing emotional coloring and tonality. The conceptual model defines the dependencies between various factors that affect the efficiency of the emotional tonality recognition process, such as the quality of input data, parameters of the neural network model, resource consumption, and errors during training and recognition. This allows identifying critical aspects that should be considered to improve the overall efficiency of the system. The model also provides for the involvement of expert knowledge at various stages to improve the quality of input data and optimize model parameters. The proposed conceptual model can serve as a basis for the development of effective means of recognizing emotional coloring and tonality, which will have practical applications in various fields, such as social network analysis, customer service, and marketing.

Keywords: emotional tone, conceptual model, emotion recognition, natural language processing, neural networks

Постановка наукової проблеми.

Розв'язання проблеми ефективного розпізнавання емоційного забарвлення та тональності фрагментів тексту належить до актуальних завдань в галузі обробки природної мови, а також стало важливою темою через його значний академічний та комерційний потенціал. З розвитком технологій машинного навчання, це привертає все більше уваги тому, що задача розпізнавання емоційного забарвлення та тональності фрагментів тексту, розв'язанню якій і присвячена представлена наукова робота є актуальною на даний момент.

Аналіз досліджень. Важливість розпізнавання емоційного забарвлення та тональності (РЕЗТ) текстових фрагментів залишається незмінно великою сферою [1-3], особливо з огляду на масове використання соціальних мереж та інтернету загалом. Крім того, цей напрямок має значну наукову цінність, оскільки результати досліджень у цій сфері знаходять застосування в різноманітних сервісах і продемонстрували свою ефективність у комерційному секторі. Ефективність РЕЗТ фрагментів тексту визначається не лише точністю моделей, але і їхньою здатністю адаптуватися до динамічних умов зміни моделі світу, нових даних, тощо [3].

Існує багато різних підходів та методів, які використовуються для вирішення цього завдання, включаючи машинне навчання, глибинне навчання, обробку природної мови, лексикон-базовані методи та ін.

Більшість досліджень зосереджені на класифікації емоцій у текстах різних типах текстових документах, таких як відгуки про товари [6, 7], новинні статті [8], повідомлення в соціальних мережах [5, 9], електронні листи [4] тощо. Вибір конкретних типів емоцій для класифікації значно відрізняється в різних роботах. Найпоширенішим є розгляд базових емоцій - позитивних, негативних та нейтральних [6, 9], що відповідає завданню аналізу тональності. Однак, багато досліджень розглядають більш детальну класифікацію на конкретні емоції, такі як радість, сум, гнів, страх, здивування, огида [4, 7] та ін. Це дозволяє глибше зрозуміти емоційний стан автора тексту. Деякі роботи також враховують інтенсивність емоцій [5] або розглядають кілька емоційних міток одночасно для одного тексту [7].

Значна увага в літературі [1-11] приділяється використанню глибинних нейронних мереж та методів глибинного навчання для РЕЗТ у текстах [6, 10, 11]. Ці підходи показали високу ефективність порівняно з традиційними машинно-навчальними методами. Найбільш поширеними архітектурами є згорткові нейронні мережі (CNN) [6, 10], які дозволяють вилучати локальні ознаки з тексту, та рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM, GRU) [4, 10], здатні обробляти послідовності та враховувати контекст. Часто використовуються двонаправлені рекурентні нейронні мережі [6] або комбіновані варіанти цих архітектур, а також моделі які засновуються на механізмі уваги [6, 10], які дозволяють мережі зосереджуватися на найбільш значущих частинах вхідного тексту, це передові моделі трансформерів (BERT, GPT тощо) [11], які також успішно застосовуються для розпізнавання емоційної тональності. Крім того, досліджуються ансамблеві та гібридні підходи [7], що поєднують декілька архітектур для покращення продуктивності.

Проте, автори відзначають низку викликів та обмежень, серед яких:

- Нестача великих, якісних та розмічених емоційних даних.
- Розмиті межі між емоціями та їх суб'єктивність.
- Неповна емоційна інформація в текстах.
- Складність РЕЗТ у діалогах та контекстуальних повідомленнях.

Крім того, слід вказати на невизначеність процесу РЕЗТ тексту що являється важливою запорукою розробкою ефективних засобів розпізнавання. Як показують результати [4-11], для виправлення вказаного недоліку слід розробити концептуальну модель процесу в РЕЗТ.

Слід зазначити, що концептуальна модель може слугувати основою для розробки більш ефективних та універсальних алгоритмів РЕЗТ у текстах, що матиме практичне застосування в різних галузях, таких як аналіз соціальних мереж, клієнтський сервіс, маркетинг тощо. Крім того, формалізована концептуальна модель дозволить систематизувати існуючі підходи, виявити їхні переваги та недоліки, а також допоможе визначити напрямки для подальших наукових досліджень. Це сприятиме кращому розумінню природи емоцій у текстах, розробці нових методів представлення та вилучення емоційних ознак, удосконаленню архітектур нейронних мереж для обробки емоційної інформації. Концептуальна модель також може слугувати основою для створення уніфікованих емоційних корпусів та стандартизованих метрик оцінювання, що полегшить порівняння різних підходів та алгоритмів між собою.

Мета роботи. Метою є розробка концептуальної моделі процесу РЕЗТ текстових фрагментів, що забезпечує формалізований та детальний опис задачі розробки відповідних засобів розпізнавання.

Виклад основного матеріалу дослідження. У загальному випадку концептуальна модель розпізнавання емоційного забарвлення та тональності у текстах являє собою модель предметної області, що складається з переліку взаємопов'язаних концепцій та понять, які використовуються для опису цієї області. Вона включає властивості та характеристики емоційних проявів у текстах, класифікацію емоцій за типами, ситуаціями, ознаками, а також приховані патерни та принципи, що керують емоційними процесами у текстових даних. Концептуальна модель, в даному випадку, є відображенням концепції емоційності тексту, під якою розуміється спосіб трактування емоційних проявів, основна точка зору та провідні ідеї для їх систематичного аналізу та інтерпретації.

Для визначення ефективності процесу РЕЗТ тексту доцільно використовувати визначення та підходи з галузі комп'ютерної лінгвістики, обробки природної мови та машинного навчання, оскільки ці галузі лежать в основі методів та моделей для автоматизованого виявлення емоцій у текстових даних. Концептуальна модель має охоплювати різні аспекти емоційності текстів та *забезпечувати* систематичний підхід до їх аналізу та інтерпретації.

Згідно міжнародних стандартів, ефективність програмної системи визначається низкою атрибутів, що характеризують її продуктивність, споживання ресурсів та дотримання встановлених норм і вимог. Ключовими показниками ефективності є швидкість виконання операцій, обсяг спожитих обчислювальних ресурсів та відповідність системи галузевим стандартам. Зокрема, до основних атрибутів ефективності належать: швидкість (час відгуку та обробки даних), ресурсоємність (споживання апаратних та програмних ресурсів) і узгодженість (дотримання правил, регламентів та специфікацій).

На першому етапі створення концептуальної моделі для розпізнавання емоційної тональності у текстах було проведено гармонізацію термінології, що використовується в цій галузі. Гармонізація виконувалась з метою відобразити сучасний стан наукових досліджень та практичних застосувань, а також забезпечити підтримку завдань, пов'язаних з розробкою систем РЕЗТ текстів. В результаті були визначені такі ключові терміни:

- Емоції в тексті - це суб'єктивне емоційне забарвлення, яке виражається автором через слова, фрази, стиль написання та передає певні почуття, настрої або ставлення до описуваних явищ, ситуацій чи об'єктів.
- Базові емоції - фундаментальні емоційні стани, до яких належать гнів, огида, смуток, зневага, страх, подив, радість.
- Нейронна мережа (НМ) - обчислювальна система, що імітує роботу біологічних нейронних мереж і складається з взаємопов'язаних простих елементів (штучних нейронів) для паралельної обробки інформації.
- Глибинне навчання - це підрозділ машинного навчання, який використовує багатопшарові нейронні мережі для автоматичного вивчення ієрархічних представлень даних. Воно дозволяє моделям самостійно вилучати та трансформувати релевантні ознаки з необроблених даних.
- Нейромережева модель (НММ) - модель машинного навчання, побудована на основі нейронної мережі, яка здатна вивчати та узагальнювати приховані закономірності в даних.
- Глибинна нейронна мережа (або, Глибока нейронна мережа) - це тип нейронної мережі, що містить кілька прихованих шарів між вхідним та вихідним шарами. Глибокі архітектури можуть ефективно вивчати складні взаємозв'язки та абстракції в даних завдяки великій кількості нелінійних перетворень.
- Фрагмент тексту - обмежена послідовність слів, словосполучень або речень, що формують змістовну цілісність.
- Емоційні ознаки - лінгвістичні, стилістичні або контекстуальні маркери в тексті, що вказують на певні емоції.
- Тональність - загальна емоційна оцінка фрагменту тексту, або всього тексту, що класифікується як позитивна, негативна або нейтральна, вимірюється значення від -1 до 1, де -1 – негативна, 0 – нейтральна, 1 – позитивна.
- Похибка першого роду - це помилка, яка виникає, коли система класифікує негативний приклад, як позитивний. У контексті розпізнавання емоцій це означає, що система невірно визначила наявність емоції в тексті, де її немає.
- Похибка другого роду - це помилка, коли система класифікує позитивний приклад як негативний. У контексті розпізнавання емоцій це означає, що система пропустила наявну емоцію в тексті.
- Емоційне забарвлення - це міра присутності базових емоцій у текстовому фрагменті. Воно може бути представлене, як набір значень від 0 до 1 для кожної базової емоції, де 0 означає повну відсутність цієї емоції, а 1 - максимальну присутність.

Ці визначення узгоджені з сучасними поглядами на природу емоцій та їх прояв у текстових даних. Вони забезпечують концептуальну основу для формального опису та моделювання процесу виявлення емоційного забарвлення фрагментів тексту за допомогою комп'ютерних алгоритмів.

Окрім того, в рамках дослідження цієї статті було встановлено, що концептуальна модель є засобом для систематизації причинно-наслідкових відносин, які є характерними для процесу ідентифікації емоцій. Це обумовлено потребою в оптимізації ефективності вказаного процесу.

У концептуальній моделі для РЕЗТ у текстах необхідно врахувати кілька ключових аспектів. По-перше, умови функціонування самої системи розпізнавання та її взаємодії з іншими компонентами. По-друге, потрібно забезпечити ефективне застосування нейромережевої моделі для

РЕЗТ. Крім того, модель повинна передбачати можливість управління системою та визначення її керованих параметрів.

Згідно із загальноприйнятою технологією використання НММ, процес розпізнавання емоційної тональності у текстах можна декомпонувати на кілька ключових етапів:

1. Формування бази даних фрагментів текстів: На цьому етапі створюється набір текстових даних, з розміткою відповідних емоцій, які будуть використовуватися для навчання та тестування нейронної мережі.

2. Формування параметрів навчальних та тестових вибірок: На цьому кроці визначаються та налаштовуються параметри для формування навчальної та тестової вибірок з наявних текстових даних.

3. Формування навчальної та тестової вибірки: Цей крок передбачає підготовку даних та поділ їх на навчальну та тестову вибірки для навчання та оцінки якості нейронної мережі відповідно.

4. Визначення типу НММ: Залежно від типу даних і вимог, які покладаються на НМ, приймається рішення щодо вибору найбільш відповідного типу нейронної мережі для розв'язання поставленої задачі.

5. Навчання НММ: Обрана нейромережева модель навчається на навчальній вибірці даних.

6. Верифікація НММ та оцінка якості: На цьому етапі відбувається верифікація та тестування НММ на навчальній та тестовій вибірках для оцінки похибок 1-го та 2-го роду при РЕЗТ та перевірка моделі відповідності вимогам до точності та ресурсоемкості.

7. Використання НММ для розпізнавання: Тут відбувається власне застосування навченої нейромережевої моделі для РЕЗТ на нових текстових даних.

Ця послідовність кроків зображена на рисунку 1.

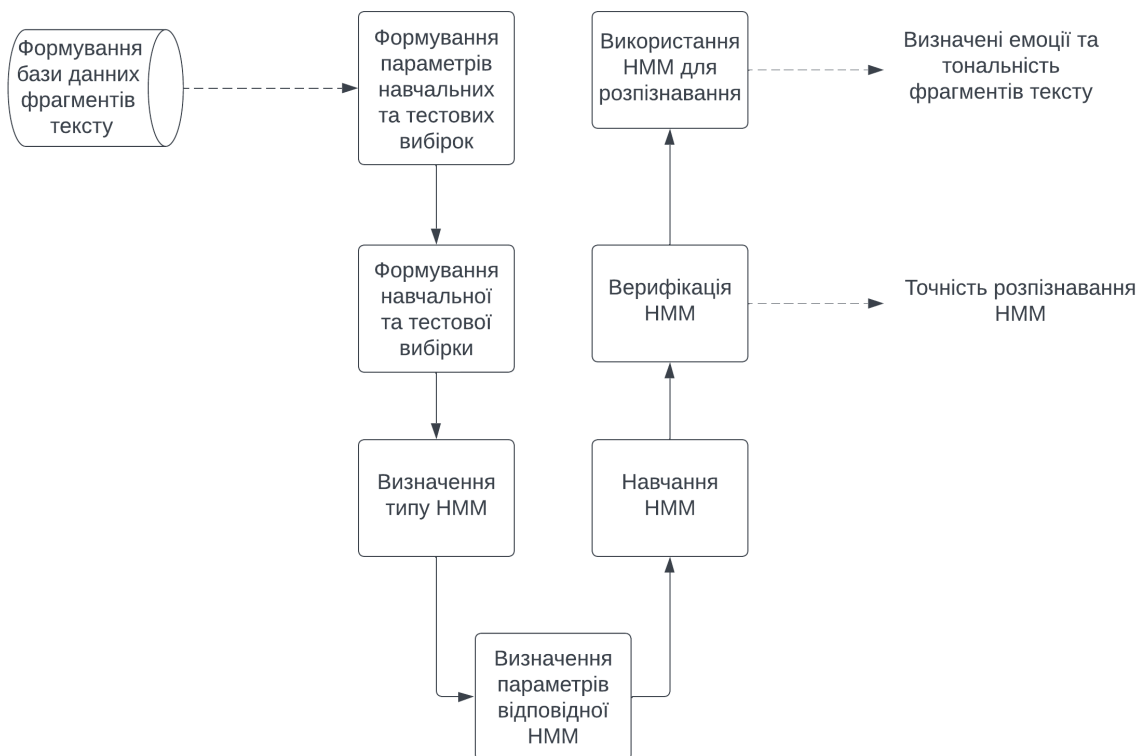


Рис. 1. Схема застосування нейромережевих моделей для розпізнавання.

При розробці концептуальної схеми РЕЗТ у текстових фрагментах на основі нейронних мереж необхідно врахувати кілька ключових особливостей. По-перше, важливим етапом є обґрунтований вибір баз даних фрагментів текстів, які будуть використовуватися для навчання та тестування системи. Від якості та репрезентативності цих текстових даних залежить здатність системи адекватно розпізнавати емоції в різноманітних текстах. По-друге, визначення оптимального виду та параметрів нейромережевої моделі для розпізнавання емоційної тональності

є складним завданням, що потребує ретельного налаштування та експериментів. Архітектура, глибина, функція оцінки похибки та інші параметри моделі суттєво впливають на її продуктивність.

Також слід зазначити недосконалість існуючих способів формування навчальних прикладів для неймережових моделей, призначених для РЕЗТ у текстах. Це стосується як вибору відповідних текстових фрагментів, так і встановлення релевантних емоційних категорій для кожного прикладу. Через ці особливості концептуальна модель передбачає залучення експертів на ключових етапах - формування баз даних текстових фрагментів, створення навчальних прикладів та визначення параметрів неймережової моделі. Експертний досвід та знання дозволяють підвищити якість вхідних даних та оптимізувати роботу системи розпізнавання емоційної тональності. Тому це було враховано при створенні схеми взаємодії компонентів НММ РЕЗТ у фрагментах текстів зображених на рисунку 2.

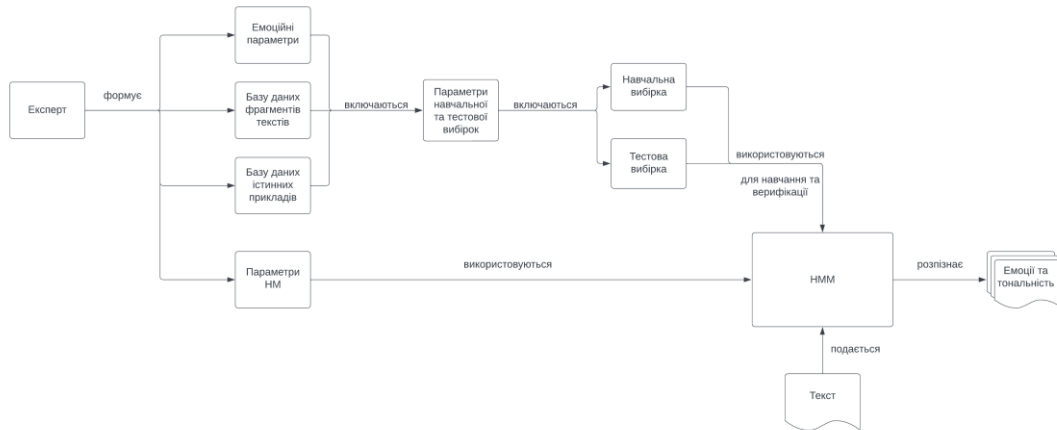


Рис. 2. Схема взаємодії компонентів НММ РЕЗТ у фрагментах текстів

Виходячи з аналізу схем, зображених на рис. 1 та рис. 2, було проаналізовано залежності, які впливають на ефективність НММ для РЕЗТ.

На рис. 3. представлено схему взаємопов'язаних процесів та чинників, які визначають ефективність НММ у завданні РЕЗТ у текстових фрагментах.

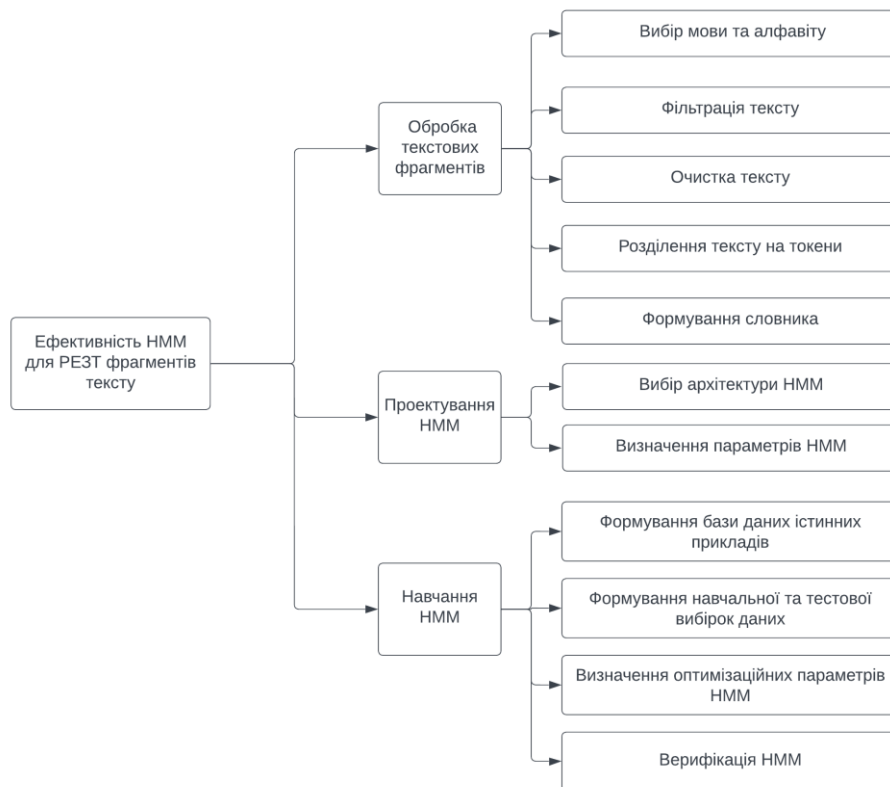


Рис. 3. Схема взаємопов'язаних процесів та чинників, які визначають ефективність НММ, для розпізнавання емоційної тональності фрагментів тексту.

Ключовими залежностями, що впливають на ефективність НММ, є:

- належна обробка вхідних текстових даних є критично важливою для коректного навчання та роботи НММ. Якість та репрезентативність навчальних даних визначають здатність НММ узагальнювати та розпізнавати емоції та тональність в різноманітних текстах.
- правильний вибір архітектури та налаштування параметрів нейромережі забезпечують її здатність ефективно вивчати закономірності в даних та розпізнавати емоції.
- правильний підбір оптимізаційних параметрів під час навчання дозволяє досягти максимальної ефективності НММ у завданні РЕЗТ.

Також, в рамках концептуальної моделі потрібно навести формули для метрик оцінки якості РЕЗТ:

1. Вірність (англ. Accuracy) - вимірює частку всіх вірно класифікованих результатів (і позитивних, і негативних) відносно всіх результатів. Вона включає істинно позитивні та істинно негативні результати та є мірою загальної правильності прогнозів моделі.:

$$\begin{aligned} \text{Вірність} &= \frac{\text{Істинно Позитивні (TP)} + \text{Істинно Негативні (TN)}}{\text{Всього прикладів}} = \\ &= \frac{\text{ІП (TP)} + \text{ІН (TN)}}{\text{ІП (TP)} + \text{ХП (FP)} + \text{ІН (TN)} + \text{ХН (FN)}} \end{aligned} \quad (1)$$

де TP - істинно позитивні (англ. true positives) класифіковані приклади, TN - істинно негативні (англ. true negatives), FP - хибно позитивні (англ. false positives), FN - хибно негативні (англ. false negatives).

2. Точність (англ. Precision) - відображає частку істинно позитивних результатів відносно всіх результатів, які модель класифікувала як позитивні (сума істинно позитивних та хибно позитивних результатів). Це міра якості позитивних прогнозів моделі:

$$\text{Точність} = \frac{\text{Істинно Позитивні (TP)}}{\text{Істинно Позитивні (TP)} + \text{Хибно Позитивні (FP)}} \quad (2)$$

3. Повнота (англ. Recall) - вимірює здатність моделі ідентифікувати всі релевантні випадки в даних. Вона показує, яку частку із всіх реально позитивних випадків модель змогла правильно класифікувати як позитивні.:

$$\text{Повнота} = \frac{\text{Істинно Позитивні (TP)}}{\text{Істинно Позитивні (TP)} + \text{Хибно Негативні (FN)}} \quad (3)$$

Вимірювання похибки є критично важливим етапом у процесі навчання нейронних мереж для завдань РЕЗТ у текстових даних. Функція втрат кількісно оцінює розбіжність між передбаченими моделлю імовірностями та фактичними мітками емоцій у навчальному наборі даних. Її значення використовується, як цільова функція для оптимізації вагових коефіцієнтів нейронної мережі з метою мінімізації похибки під час навчання.

У випадку завдання визначення присутності базових емоцій у текстах, яке розглядається в рамках розпізнавання емоційного забарвлення тексту (РЕЗТ), широко застосовується бінарна перехресна ентропія (Binary Cross-Entropy, BCE) як функція втрат. BCE є спеціалізованою метрикою для задач бінарної класифікації, де необхідно передбачити імовірність належності прикладу до позитивного класу (наявність емоції) або негативного класу (відсутність емоції).

Також вона Формула:

$$\text{BCE} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)] \quad (4)$$

де:

- N — кількість спостережень у наборі даних,
- y_i — фактична мітка класу для i -го спостереження, яка може приймати значення 0 або 1,
- \hat{y}_i — передбачена моделлю ймовірність того, що i -те спостереження належить класу 1,
- \log — натуральний логарифм.

Під час навчання нейромережева модель намагається мінімізувати значення бінарної перехресної ентропії шляхом налаштування своїх вагових коефіцієнтів (параметрів) таким чином, щоб передбачені імовірності якомога точніше відповідали фактичним міткам емоцій у навчальних даних.

Зазвичай під час навчання нейронних мереж метрики вірності, точності, повноти та похибки розраховуються на валідаційній та тестовій вибірці для оцінки якості моделі та вибору оптимальних параметрів.

Для обчислення ресурсозатратності нейронної мережі, тобто кількості операцій, необхідних для її обчислення, можна використати наступну формулу:

$$R = k_p \times P \quad (5)$$

де:

- R – ресурсозатратність нейронної мережі (кількість операцій обчислення)
- P - кількість параметрів (вагових коефіцієнтів) нейронної мережі
- k_p - коефіцієнт, що враховує тип нейронної мережі.

Для повнозв'язаних, рекурентних та заснованих на основі механізму уваги нейронних мереж коефіцієнт $k_t \sim 1$ оскільки всі параметри моделі задіяні в обчислювальному процесі, де кожен нейрон бере участь у поширенні та трансформації інформаційного потоку через повний масив зв'язків між нейронами сусідніх шарів.

Для згорткових нейронних мереж (англ. Convolutional Neural Networks, CNN) коефіцієнт $k_t > 1$, оскільки згорткові шари мають інший тип зв'язків між нейронами, ніж повнозв'язані, завдяки використанню ядер згортки та потребують значно більше операцій обчислення. Значення k_t залежить від конкретної архітектури мережі та розмірів ядер згортки.

Формула дозволяє приблизно оцінити ресурсозатратність нейронної мережі, що є важливим фактором при виборі архітектури та налаштуванні параметрів моделі для забезпечення її ефективної роботи на доступних обчислювальних ресурсах.

Таким чином, сумарна ефективність РЕЗТ у тексті ($E_{ст}$) залежить від ефективності розробки системи (E_p) та ефективності самого процесу розпізнавання за допомогою навченої нейромережевої моделі ($E_{НММ}$). Цю залежність можна виразити формулою:

$$E_{ст} = f(E_p, E_{НММ}) \quad (6)$$

де f - деяка функція, що визначає вплив кожного чинника на загальну ефективність.

Ефективність розробки (E_p) залежить від термінів, обсягу та ресурсозатратності формування бази даних істинних прикладів, а також від похибок на тестовій вибірці під час налаштування моделі.

Ефективність розпізнавання НММ ($E_{НММ}$) визначається ресурсозатратністю та швидкістю під час навчання та розпізнавання текстових фрагментів, а також похибками 1-го та 2-го роду під час розпізнавання. Для підвищення сумарної ефективності $E_{ст}$ необхідно враховувати розвиток нейромережевих технологій та покращувати відповідні показники E_p та $E_{НММ}$. Це може включати використання більш ефективних архітектур нейронних мереж, оптимізацію алгоритмів навчання, збільшення обсягів та якості навчальних даних тощо. Крім того, слід враховувати матеріальні та часові ресурси, необхідні для розробки та впровадження системи РЕЗТ. Ці чинники можуть накладати обмеження на можливості підвищення ефективності та вимагати компромісів між якістю розпізнавання та вартістю реалізації проекту.

Тому, сумарна ефективність $E_{ст}$ залежить від комплексної взаємодії багатьох факторів, пов'язаних з розробкою та використанням нейромережевих моделей для РЕЗТ у текстах, а також від доступних ресурсів та врахування новітніх технологічних досягнень у цій галузі. Виходячи з цього було сформовано схему сумарної ефективності зображену на рисунку 4.

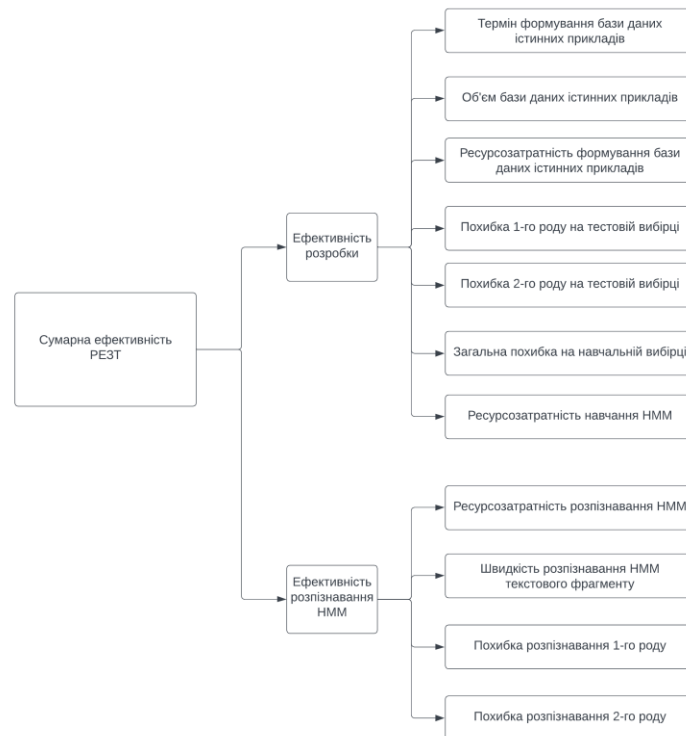


Рисунок 4. Схема сумарної ефективності розпізнавання емоційної тональності в тексті.

Висновки. РЕЗТ текстових фрагментів є важливою задачею в галузі обробки природної мови [1-3] та має значний практичний потенціал у різних сферах застосування. Формалізація процесу побудови систем РЕЗТ є необхідною для систематичного вивчення та розробки ефективних засобів автоматизованого виявлення емоційного забарвлення та тональності у текстових даних. У представленій роботі запропоновано концептуальну модель процесу РЕЗТ тексту, яка формалізує та систематизує підходи до розв'язання цієї задачі. Модель охоплює ключові етапи, такі як формування навчальних даних, вибір архітектури нейронної мережі, її налаштування та навчання, а також безпосереднє використання для РЕЗТ. Концептуальна модель визначає залежності між різними факторами, що впливають на ефективність процесу РЕЗТ, зокрема якістю вхідних даних, параметрами нейромережевої моделі, ресурсозатратністю та похибками під час навчання і розпізнавання. Це дозволяє виявити критичні аспекти, на які слід звернути увагу для підвищення загальної ефективності системи. Модель також передбачає залучення експертних знань на різних етапах для покращення якості вхідних даних та оптимізації параметрів моделі.

Список бібліографічного опису

1. I. Tereikovskiy, Z. Hu, D. Chernyshev, L. Tereikovska, O. Korystin, and O. Tereikovskiy, "The Method of Semantic Image Segmentation Using Neural Networks," *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, vol. 14, no. 6, pp. 1-14, 2022, doi: 10.5815/ijigsp.2022.06.01.
2. S. Toliupa, Y. Kulakov, I. Tereikovskiy, O. Tereikovskiy, L. Tereikovska, and V. Nakonechniy, "Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network," in *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 416-420, doi: 10.1109/TCSET49122.2020.235466.
3. I. A. Dychka, I. A. Tereikovskiy, O. S. Korovii, L. O. Tereikovska, and V. O. Romankevych, "Evaluation of the effectiveness of means for recognizing the emotional tonality of text fragments," *Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, vol. 34 (73), no. 3, part 1, pp. 130-135, 2023.
4. Z. Halim, M. Waqar, and M. Tahir, "A machine learning-based investigation utilizing the in-text features for the identification of dominant emotion in an email," *Knowledge-Based Systems*, vol. 208, pp. 1-17, 2020.
5. A. Adikari, G. Gamage, D. de Silva, N. Mills, S.-M. J. Wong, and D. Alahakoon, "A self structuring artificial intelligence framework for deep emotions modelling and analysis on the social web," *Future Generation Computer Systems*, vol. 116, pp. 302-315, 2021.
6. M. E. Basiri, S. Nemati, M. Abdar, E. Cambria, and U. R. Acharya, "ABCDM: an attention-based bidirectional CNN-RNN deep model for sentiment analysis," *Future Generation Computer Systems*, vol. 115, pp. 279-294, 2021.
7. A. M. G. Almeida, R. Cerri, E. C. Paraiso, R. G. Mantovani, and S. Barbon Junior, "Applying multi-label techniques in emotion identification of short texts," *Neurocomputing*, vol. 320, pp. 35-46, 2018.

8. A. Bandhakavi, N. Wiratunga, D. Padmanabhan, and S. Massie, "Lexicon based feature extraction for emotion text classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 93, pp. 133–142, 2017, doi: 10.1016/j.patrec.2016.12.009.
9. K. Sailunaz and R. Alhajj, "Emotion and sentiment analysis from Twitter text," *Journal of Computational Science*, vol. 36, pp. 1–18, 2019.
10. M. Usama, B. Ahmad, E. Song, M. S. Hossain, M. Alrashoud, and G. Muhammad, "Attention-based sentiment analysis using convolutional and recurrent neural network," *Future Generation Computer Systems*, vol. 113, pp. 571–578, 2020.
11. J. Deng and F. Ren, "A Survey of Textual Emotion Recognition and Its Challenges," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 14, no. 1, pp. 49–67, Jan.–Mar. 2023.

References:

1. I. Tereikovskiy, Z. Hu, D. Chernyshev, L. Tereikovska, O. Korystin, and O. Tereikovskiy, "The Method of Semantic Image Segmentation Using Neural Networks," *International Journal of Image, Graphics and Signal Processing (IJIGSP)*, vol. 14, no. 6, pp. 1–14, 2022, doi: 10.5815/ijigsp.2022.06.01.
2. S. Toliupa, Y. Kulakov, I. Tereikovskiy, O. Tereikovskiy, L. Tereikovska, and V. Nakonechnyi, "Keyboard Dynamic Analysis by Alexnet Type Neural Network," in *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, pp. 416–420, doi: 10.1109/TCSET49122.2020.235466.
3. I. A. Dychka, I. A. Tereikovskiy, O. S. Korovii, L. O. Tereikovska, and V. O. Romankevych, "Evaluation of the effectiveness of means for recognizing the emotional tonality of text fragments," *Scientific notes of Taurida National V.I. Vernadsky University. Series: Technical Sciences*, vol. 34 (73), no. 3, part 1, pp. 130–135, 2023.
4. Z. Halim, M. Waqar, and M. Tahir, "A machine learning-based investigation utilizing the in-text features for the identification of dominant emotion in an email," *Knowledge-Based Systems*, vol. 208, pp. 1–17, 2020.
5. A. Adikari, G. Gamage, D. de Silva, N. Mills, S.-M. J. Wong, and D. Alahakoon, "A self structuring artificial intelligence framework for deep emotions modelling and analysis on the social web," *Future Generation Computer Systems*, vol. 116, pp. 302–315, 2021.
6. M. E. Basiri, S. Nemati, M. Abdar, E. Cambria, and U. R. Acharya, "ABCDM: an attention-based bidirectional CNN-RNN deep model for sentiment analysis," *Future Generation Computer Systems*, vol. 115, pp. 279–294, 2021.
7. A. M. G. Almeida, R. Cerri, E. C. Paraiso, R. G. Mantovani, and S. Barbon Junior, "Applying multi-label techniques in emotion identification of short texts," *Neurocomputing*, vol. 320, pp. 35–46, 2018.
8. A. Bandhakavi, N. Wiratunga, D. Padmanabhan, and S. Massie, "Lexicon based feature extraction for emotion text classification," *Pattern Recognition Letters*, vol. 93, pp. 133–142, 2017, doi: 10.1016/j.patrec.2016.12.009.
9. K. Sailunaz and R. Alhajj, "Emotion and sentiment analysis from Twitter text," *Journal of Computational Science*, vol. 36, pp. 1–18, 2019.
10. M. Usama, B. Ahmad, E. Song, M. S. Hossain, M. Alrashoud, and G. Muhammad, "Attention-based sentiment analysis using convolutional and recurrent neural network," *Future Generation Computer Systems*, vol. 113, pp. 571–578, 2020.
11. J. Deng and F. Ren, "A Survey of Textual Emotion Recognition and Its Challenges," *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 14, no. 1, pp. 49–67, Jan.–Mar. 2023.