

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2023-52-15>

УДК 004.08

Ярошенко Олександр Сергійович, магістр, аспірант,

<https://orcid.org/0000-0003-1871-3810>

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

## МЕТОД АНАЛІЗУ ЕМОЦІЙНОГО ЗАБАРВЛЕННЯ ТЕКСТІВ ЗА ДОПОМОГОЮ ГРАФОВИХ ЗГОРТКОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ

**Ярошенко О.С. Метод аналізу емоційного забарвлення текстів за допомогою графових згорткових нейронних мереж.** У роботі досліджено графові згорткові нейронні мережі, як перспективний напрямок аналізу емоційного забарвлення текстів. Детально описано конструкції емоцій, їх природу та сутність. Зазначено основні способи класифікації емоцій такі як бінарна класифікація емоцій, класифікація емоцій з кількома мітками та багатокласова класифікація емоцій. Окреслено принцип формування нейронних мереж графів та наголошено, що моделі побудовані на графових нейронних мережах зазвичай не враховують семантичне значення тексту, що стосується значення, визначеного відношеннями між словами в реченні, що є важливим для класифікації емоцій тексту, що аналізується. Відокремлено поняття семантичного та синтаксичного аналізу тексту, описано підходи до реалізації. Наголошено, що семантичне представлення відображає зміст тексту в досить структурованій формі з виділенням різних представлень: представлення абстрактного значення, універсальна концептуальна когнітивна анотація, дволексичні семантичні залежності та універсальна декомпозиційна семантика. Зазначається, що модель синтаксичного аналізатора являє собою семантичний аналізатор на основі графів, який вирішує проблему синтаксичного аналізу конститuentів. Охарактеризовано рівні моделі та наведено принцип роботи. Математично представлено ациклічний орієнтовний граф системи аналізу емоційного забарвлення тексту, описано матрицю ознак та матрицю суміжності. Наведено модель нейронної мережі, яка працює з графоструктурованими даними, яка складається з трьох основних шарів. Запропоновано підхід до навчання такої нейронної мережі. Наголошено, що модель використовує конкатенацію вбудованих слів і синтаксичних вбудованих елементів у якості вхідних даних. Як результат отримано згорткову нейронну мережу для аналізу емоційного забарвлення текстів та проаналізовано її характеристики порівняно з іншими типами нейронних мереж. Зроблено висновок, що хоча й точність розробленого методу є досить високою, інші архітектури нейронних мереж краще підходять для задачі сентимент аналізу.

**Ключові слова:** згорткова нейронна мережа, емоція, граф, текст, аналіз, побудова, категорія.

**Yaroshenko O. Method of analysis of emotional coloring of texts using graph convolutional neural networks.** In the work, graph convolutional neural networks were investigated as a promising direction for the analysis of the emotional coloring of texts. The constructions of emotions, their nature and essence are described in detail. The main methods of classification of emotions are indicated, such as binary classification of emotions, classification of emotions with several labels and multi-class classification of emotions. The principle of forming graph neural networks is outlined and it is emphasized that models built on graph neural networks usually do not take into account the semantic meaning of the text, which refers to the meaning determined by the relations between words in the sentence, which is important for the classification of the emotions of the analyzed text. The concept of semantic and syntactic analysis of the text is separated, the approaches to implementation are described. It is emphasized that the semantic representation reflects the content of the text in a fairly structured form with the selection of different representations: abstract meaning representation, universal conceptual cognitive annotation, bilexical semantic dependencies and universal decomposition semantics. It is noted that the parser model is a graph-based semantic parser that solves the problem of constituent parsing. The model levels are characterized and the principle of operation is given. Mathematically, an acyclic indicative graph of the system of emotional coloring of the text is presented, the feature matrix and the adjacency matrix are described. A model of a neural network that works with graph-structured data is presented, which consists of three main layers. An approach to training such a neural network is proposed. It is emphasized that the model uses the concatenation of embedded words and syntactic embedded elements as input data. As a result, a convolutional neural network was obtained for the analysis of emotional coloring of texts and its characteristics compared to other types of neural networks were analyzed. It was concluded that although the accuracy of the developed method is quite high, other architectures of neural networks are better suited for the task of sentiment analysis.

**Key words:** convolutional neural network, emotion, graph, text, analysis, construction, category.

**Вступ та постановка проблеми.** У сучасній науковій літературі емоції відзначаються як вроджені конструкції, які зазвичай виникають під час спілкування та допомагають у міжособистісній взаємодії, яка є значною частиною повсякденного життя. Емоції фундаментально впливають на життя людини, певні рішення, психічне та фізичне здоров'я. У природі зустрічають як позитивні так і негативні емоції, позитивні емоції більшою мірою пов'язані з покращенням здоров'я людини та ефективністю роботи, тоді як негативні емоції можуть викликати проблеми зі здоров'ям. Емоції можна розглядати з двох ширших точок зору: неврологічної та людських переживань.

Сучасна людина схильна виражати свої емоції різними каналами. Зокрема, це соціальні медіа, які є популярною платформою, де люди виражають свої емоції в різних формах, таких як текст, зображення, аудіо чи відео. Це дослідження базується на класифікації текстових емоцій, де

мета класифікації емоцій, розширеної сфери аналізу настроїв, полягає в тому, щоб призначити можливі емоції фрагменту тексту, який найбільш точно відображає психічний стан автора.

Існує три способи вирішення проблеми класифікації емоцій: бінарна класифікація емоцій визначає, чи присутня емоція чи ні [1], багатокласова класифікація емоцій класифікує екземпляр до одного з попередньо визначених наборів даних [2], класифікація емоцій з кількома мітками – класифікує випадок як «нейтральний або без емоцій» або одну і більше з набору попередньо визначених міток, які найкраще представляють психічний стан автора [3]. Розробка моделей класифікації емоцій має вирішальне значення, враховуючи їх широкий вплив і повсюдність. Існують численні програми для моделей категоризації емоцій у різних областях людської діяльності, тому класифікація емоцій у тексті є завданням обробки природної мови (NLP).

**Аналіз останніх досліджень і публікацій.** Формулювання наукової думки у сфері аналізу емоційного забарвлення текстів є різномірним та масштабним. У сучасній науковій площині з'являються роботи присвячені дослідженням штучних нейронних мереж та алгоритмів їх реалізації у зазначеній сфері.

В останні роки, моделі глибокого навчання в завданнях NLP, таких як нейронний машинний переклад (NMT) [4] та семантична текстова подібність (STS) [5] використовуються багатьма вченими.

Так, А. Концевой і О. Бісікало [6] провели огляд найбільш поширених моделей класифікації текстів на основі глибокого навчання, розроблених за останні роки, та проаналізували їхній технічний внесок, схожість та сильні сторони.

Н. М. Холодна та В. А. Висоцький [7] розробили модель машинного навчання для корекції помилок в україномовних текстах. Авторами запропоновано універсальну схему розробки системи корекції помилок для різних мов. Відповідно до отриманих результатів, нейронна мережа має здатність виправляти прості речення, написані українською, однак розроблення повноцінної системи вимагатиме застосування перевірки орфографії за допомогою словників і перевірки правил, як простих, так і заснованих на результаті парсингу залежностей або інших ознак. Науковці довели, що з-поміж трьох моделей, найкращі показники має попередньо навчена модель нейронного перекладу mT5. З метою економії обчислювальних ресурсів можливим також є застосування попередньо навченої нейронної мережі типу BERT, використовуючи її як у якості енкодера, так і декодера. Така нейронна мережа має вдвічі менше параметрів, ніж інші попередньо навчені моделі машинного перекладу, і показує задовільні результати при виправленні граматичних та стилістичних помилок.

У [5] розроблено комплексний метод по автоматичному розпізнаванню природної мови та емоційного стану. Прототип і вирішення реальної бізнес задачі з виявлення емоцій демонструють можливості і обмеження систем розпізнавання мови та емоційних станів. З використанням запропонованих методів псевдо-лейбування вдається без значних інвестицій в обчислювальні ресурси отримати точність розпізнавання близьку до лідерів ринку а для мов з незначною кількістю відкритих даних навіть перевершити.

О. І. Голубенко та О. О. Підмогильний [8] описали тип штучного інтелекту (AI), який використовує алгоритми машинного навчання для створення тексту природною мовою. Розкрили принципи роботи, недоліки та переваги, запропонували схему реалізації.

Із зарубіжних авторів варто відмітити роботи таких науковців як: Фан А., Бхосале С., Швенк Х., Ма З., Ель-Кішки А., Гоял С., Бейнс М., Челебі О., Вензек Р., Чаудхарі Ст., Гоял Н., Берч Т., Липчинський Ст, Едунов С., Граве Е., Аулі М., Жоулін А. [9], Хао С., Хао Г. [10], Йосипів І. [11], Батюк Т. М., Висоцька Ст. [12], Ю. Сунь, С. Ван, Ю.-К. Лі, С. Фен, Х. Тянь, Х. Ву і Х. Ван [13], Сунь С., Ге Т., Ма С., Лі Дж., Вей Ф. та Ван Х. А. [14], Лех, М. [15], Тан Ю., Чан К., Лі Сянь, Чен П.-Дж., Гоял Н., Чаудхарі Ст, Гу Дж., Фань А. [16], Роте С., Маллінсон Дж., Мальмі Е., Краузе С., Северін А. [17], Йосипів І. [18], Ван З., Ван Х. [19], Ван Х., Чжун Ст [20], Роте С., Нараян С., Северін А. [21], та інших.

Однак незважаючи на масштабність наукових досліджень питання актуальності даної роботи не викликає сумнівів.

**Постановка завдання.** Мета дослідження полягає в розробці нового методу аналізу сентименту в тексті на основі графових згорткових нейронних мереж, та оцінці його як перспективного напрямку аналізу емоційного забарвлення текстів.

**Викладення основного матеріалу дослідження.** З домінуванням моделей глибокого навчання в задачах NLP, таких як аналіз настроїв, відповіді на запитання та машинний переклад,

широко використовувани моделі глибокого навчання також застосовуються для класифікації з кількома мітками, включаючи згорткові нейронні мережі (CNN), мережі довготривалої короткочасної пам'яті, двонаправлені мережі довготривалої пам'яті, керовані рекурентні блоки (GRU) [22].

Нейронні мережі графів – це клас методів глибокого навчання, призначених для формування висновків щодо даних, описаних графами, які широко використовуються в різних завданнях NLP, таких як аналіз залежностей та класифікація тексту. Моделі зазвичай не враховують семантичне значення тексту, що стосується значення, визначеного відношеннями між словами в реченні, що є важливим для класифікації емоцій тексту, що аналізується.

Семантичне представлення відображає зміст тексту в досить структурованій формі (наприклад, представлення на основі графів або дерева). Останніми роками представлення на основі графів привернули увагу дослідників завдяки їхній здатності виражати та генерувати адекватні цільові структури, особливо для синтаксичного аналізу та семантичного представлення тексту на рівні речень. Зростаюча популярність семантичних представлень на основі графів призвела до пропозиції різноманітних структур семантичного представлення, таких як представлення абстрактного значення, універсальна концептуальна когнітивна анотація, дволексичні семантичні залежності та універсальна декомпозиційна семантика. Ці представлення на основі графів виявилися корисними для завдань розуміння природної мови (NLU) і вже продемонстрували свою застосовність у різноманітних завданнях NLP, таких як резюмування тексту, виявлення перефразування, машинний переклад, відповіді на запитання та спрощення тексту.

Семантичне представлення являє собою спосіб вираження сенсу тексту, який машина може обробити для виконання конкретного завдання NLP, що вимагає розуміння сенсу. Семантичне представлення вирішує проблеми класифікації з кількома мітками на основі графів із багаторівневою структурою, де кожен рівень відповідає «модулю» семантичного розрізнення [23]. Основний рівень системи аналізу емоційного забарвлення тексту представлено спрямованим ациклічним графом (DAG), де вузли представляють термінальні (слова) і не термінальні лексеми, а ребра представляють семантичні ролі між вузлами. У представленні існує 4 різні категорії семантичних ролей:

1) Елементи сцени: Основним елементом репрезентації системи є сцена і процес (P), стан (S), учасник (A) і прислівник (D) є елементами сцени. Процес (P) і стан (S) є основними відносинами сцени, які визначають тип сцени. Якщо є дія або рух, основним відношенням є процес (P). Однак, якщо це тимчасово стійкий стан, відношення є станом (S). Учасник (A) є учасником основного відношення, і в сцені може бути один або більше учасників. Останній елемент прислівник (D) детально описує основне відношення, наприклад, час або місце.

2) Не сценарні елементи: Є також елементи системи аналізу емоційного забарвлення тексту, які не викликають сцени. Елементи: центр (C), розробник (E), з'єднувач (N) і представник (R), де центр (C) і розробник (E) концептуалізують одиницю, що не є сценою, а також діють як дескриптори класу. З'єднувач (N) з'єднує дві або більше сутностей зі схожими ролями, наприклад, розробник або центр. Нарешті, представник (R) пов'язує одну або більше сутностей з основною сценою.

3) Відносини між сценами: Системи аналізу емоційного забарвлення тексту може містити більше однієї сцени, що називається паралельною сценою (H). Зв'язок (L) – це зв'язок між сценами, який з'єднує паралельні сцени. Основа (G) – це сутність, яка відноситься до мовленнєвої події того хто говорить, слухача, в якому текст був вимовлений/написаний/задуманий.

4) Інше: функція (F) – це елемент, який функціонує як допоміжний елемент більшої конструкції.

Модель синтаксичного аналізатора являє собою семантичний аналізатор на основі графів, який вирішує проблему синтаксичного аналізу конститuentів. Він містить кодер і декодер, де кодер є механізмом самоуважності з 2 класифікаторами багатоваріантного перцептрона з 2 повнозв'язаними рівнями та нелінійною функцією активації у якості вихідного рівня. Вихідний рівень генерує оцінки, де діапазони відповідають складовим у дереві. Частиною декодера є алгоритм СУК (Socke-YoungerKasami) [10], який генерує дерево складових із максимальним балом, використовуючи бали, згенеровані на вихідному рівні кодера. Модель перетворює дерева конститuentів у представлення системи аналізу емоційного забарвлення тексту, використовуючи один із рівнів MLP для прогнозування віддалених країв представлення.

2) Розбір залежностей

Грамматика залежностей – це підхід до синтаксису природних мов. Залежність – це поняття мовних одиниць, які є словами, пов'язаними між собою спрямованими зв'язками. Щоб отримати синтаксичне представлення наборів даних для аналізу емоційного забарвлення тексту пропонується використовувати синтаксичний аналізатор глибокої біафінної нейронної залежності запропонований Дозатом і Меннінгом [18]. Модель аналізатора відповідає моделі Bi-LSTM з біафінними класифікаторами для прогнозування дуг і міток.

Математичне представлення ациклічного орієнтовного графу системи аналізу емоційного забарвлення тексту:

$$G = (V, E)$$

де  $V$  – набір вузлів в представленні системи аналізу емоційного забарвлення тексту;

$E$  – набір ребер, які є семантичними ролями системи аналізу емоційного забарвлення тексту.

Матриця ознак:

$$X(n \times k)$$

де  $n$  – кількість вузлів (кінцевих і не термінальних) у графі;

$k$  – розмірність вбудовування.

Матриця суміжності

$$A(n \times n)$$

де  $n$  – кількість вузлів у графі.

Для матриці ознак попередньо навчені вбудовування слів використовуються для кінцевих вузлів, а випадково згенероване вбудовування з тим самим розміром попередньо навченого вбудовування використовується для не термінальних вузлів. Аналогічна процедура застосовується до дерев залежностей, отриманих із аналізатора залежностей.

Модель нейронної мережі, яка працює з графоструктурованими даними використовує замасковані шари самоуважності, щоб усунути обмеження попередніх методів, заснованих на згортках, додаючи увагу кожному сусідові. Модель складається з трьох рівнів:

- вхідного рівня;
- рівня самоуважності;
- вихідного рівня.

Архітектура запропонованої моделі представлена на рисунку 1.

Вхідний рівень: вхідний рівень моделі розроблений як матриця суміжності та ознак, яка генерується з будь-якого семантичного представлення дерева залежностей;

Рівень самоуважності: обчислюється як:

$$H^{i+1} = \sigma(A \cdot H^i \cdot W^i)$$

де  $W^i$  – вагова матриця для шару  $i$ ;

$A$  – матриця суміжності;

$H^i$  – матриця ознак першого шару ( $H^0 = X$ );

де  $X$  – матриця ознак (витягнута на етапі попередньої обробки);

$\sigma$  – функція нелінійної активації.

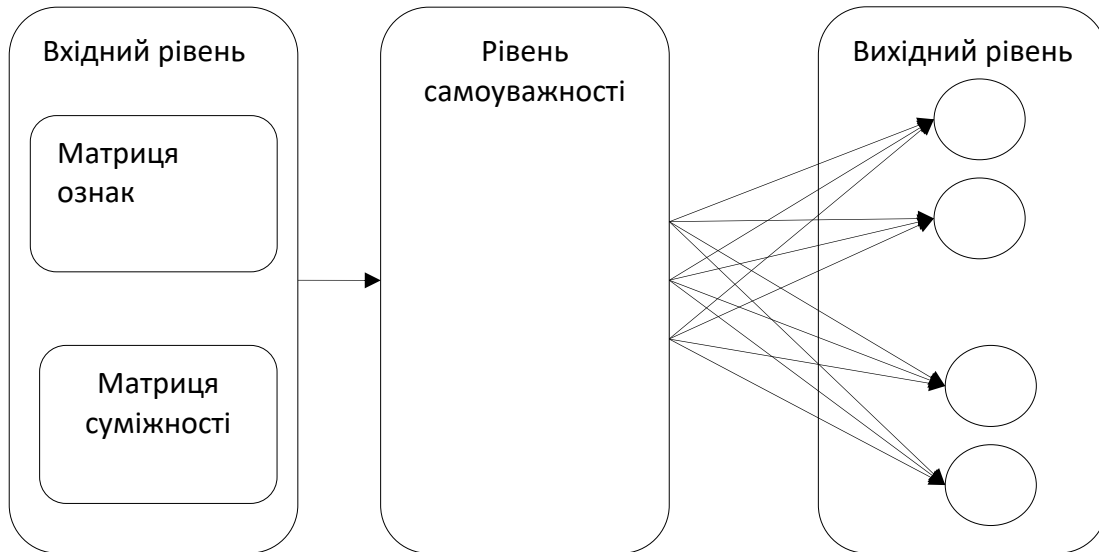


Рисунок 1 – Архітектура нейронної мережі, яка працює з графоструктурованими даними

У моделі нейронної мережі, яка працює з графоструктурованими даними застосовано багат шаровий GAT, де розмір шару є гіперпараметром, який потрібно налаштувати на графі.

Вихідний рівень: вихідним рівнем є сигмоїдний шар із  $m$  класів, де  $m$  – кількість емоцій у наборі даних. Сигмоїдний шар стискає результати між 0 і 1.

$$Z = \text{sigmoid}(H^l)$$

де  $H^l$  – матриця ознак кінцевого рівня графа.

Навчання зовнішнього аналізатора відбувається за допомогою комбінації всіх навчальних наборів даних. Модель використовує конкатенацію вбудованих слів і синтаксичних вбудованих елементів у якості вхідних даних.

На основі даних вище, була побудована модель нейронної мережі, яка складається з наступного набору шарів: 2 згорткових шари GCNConv, що використовується в цих мережах для розповсюдження інформації та виділення ознак із даних графа, шару GATConv, що вирішує проблему вивчення представлень вузлів у графі за допомогою механізмів уваги та шару Dropout для пониження ймовірності перетренування мережі (був доданий в ході експериментів), згорткового шару Conv2D та шару з функцією активації  $\log\_softmax$  на виході. В якості оптимізатора використовувався Adam. У якості бенчмарку для порівняння характеристик моделі було обрано модель FastText, адже вона показує досить високі результати для задачі сентимент аналізу без потреби в точному налаштуванні гіперпараметрів. Для обробки тексту використовувався TF-IDF векторизатор та модуль `sklearn.metrics.pairwise` для побудови матриці суміжності методом `cosine_similarity`. В результаті запуску моделі на датасеті з відгуками[24] маємо наступні результати:

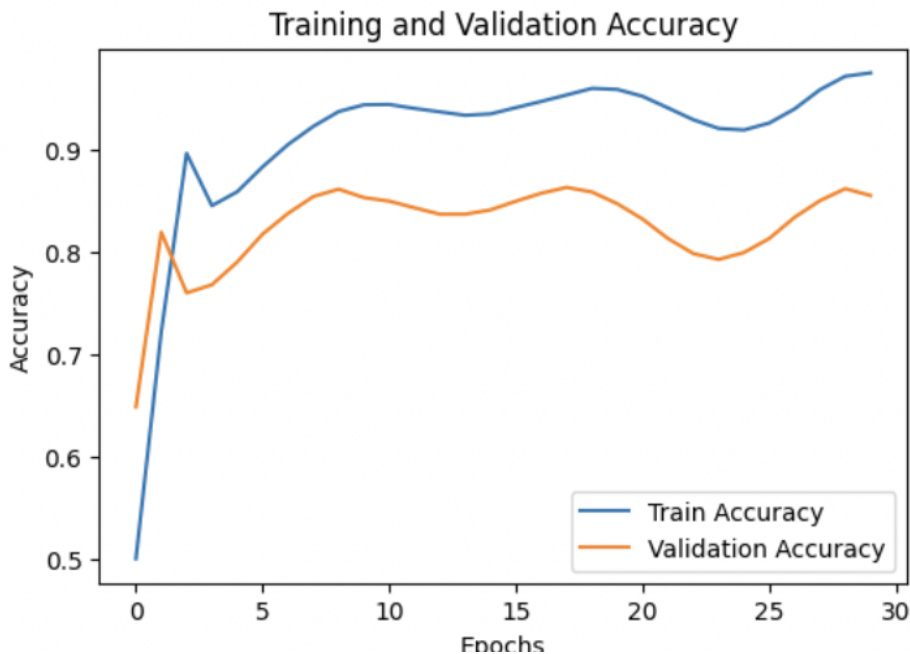


Рисунок 2 – Графік точності нейронної мережі в залежності від кількості епох

Графік точності нейронної мережі (рис. 2) може іти хвилями або демонструвати різкі коливання з ростом епох навчання з кількох причин, таких як overfitting та невірний вибір гіперпараметрів. Скорегуємо ці фактори за допомогою додавання шару Dropout та тюнінгу гіперпараметрів моделі.

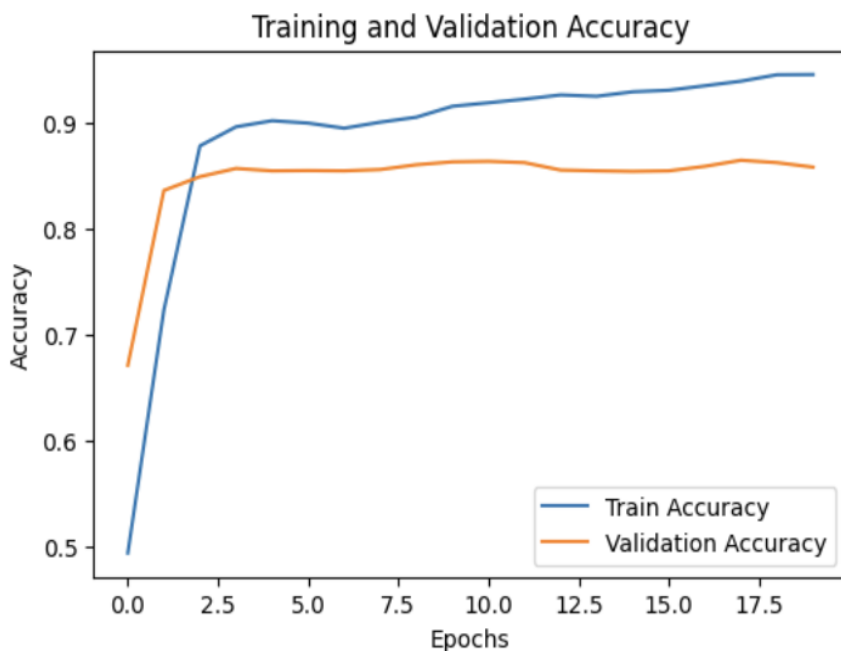


Рисунок 3 – Графік точності нейронної мережі в залежності від кількості епох тренування та наявності Dropout шару

В якості експерименту, було запущено навчання моделей GAT\_GC\_N, GAT\_GC\_N\_Dropout та GAT\_GC\_N\_Dropout на трьох датасетах з відгуками: Amazon Product Reviews [24], Twitter PC Games[25], Flipkart Product Reviews[26]

Модель	Набір даних	Точність	F-1 Positive	F-1 Negative
GAT_GC_N	Amazon Product Reviews	84.82%	0.85	0.85

GAT_GCN_Dropout	Amazon Product Reviews	86.48%	0.86	0.86
FastText	Amazon Product Reviews	89.18%	0.89	0.89
GAT_GCN	Twitter PC Games Reviews	85.70	0.85	0.86
GAT_GCN_Dropout	Twitter PC Games Reviews	87.20%	0.87	0.87
FastText	Twitter PC Games Reviews	90.5%	0.90	0.90
GAT_GCN	Flipkart Product Reviews	86.48%	0.87	0.86
GAT_GC_Dropout	Flipkart Product Reviews	86.98%	0.88	0.86
FastText	Flipkart Product Reviews	88.58%	0.89	0.88

Таблиця 1 – Результати експерименту з використанням нового методу

Як видно з результатів запуску, точність розробленого методу є відносно високою, хоча й не перевищує результати обраного бенчмарку. Тобто, розроблений метод можна розглядати як альтернативу іншим підходам при аналізі настрою. Також варто розглянути можливість подальшої настройки моделі GAT\_GCN та збільшення обсягу тренувальних даних для покращення її результатів. Але з даних експерименту можна зробити висновок, що хоча й новий метод з використанням графових згорткових мереж для аналізу настрою має високу точність, інші моделі, такі як FastText - краще підходять для поставленої задачі.

**Висновки.** У роботі досліджено графову згорткову нейронну мережу для аналізу емоційного забарвлення текстів. Враховуючи, що в останні роки семантично та синтаксично обізнані моделі набули популярності завдяки їхній вражаючій ефективності в проблемах обробки природної мови. Варто наголосити, що ці моделі не досліджувалися для проблеми аналізу емоційного забарвлення текстів за кількома мітками. У роботі описано процес аналізу та розроблено модель семантично та синтаксично обізнаної мережі графів для аналізу емоційного забарвлення текстів. Запропонована модель може бути застосована на складних наборах текстів за умови її попереднього перенавчання враховуючи напрямок вхідних даних. З результатів експериментів слідує, що дана модель може бути альтернативою для аналізу настрою, проте є інші рішення, які можуть більш точно визначати ставлення в текстах.

Перспективами подальших досліджень є розробка моделей з використанням інших архітектур і таких, що будуть враховувати декілька міток даних всередині тексту, що дозволить підвищити точність аналізу.

#### Список бібліографічного опису

- 1.Вершков О.О., Антонова Г.В. Психологічна модель, що оперує формальними позначеннями емоційних станів. Удосконалення освітньо-виховного процесу в закладі вищої освіти: збірник науково-методичних праць / Таврійський державний агротехнологічний університет імені Дмитра Моторного. Запоріжжя : ТДАТУ, 2023. Вип. 26. С. 26-30.
- 2.Ювченко К. С. Система розпізнавання емоцій людини з використанням алгоритмів глибокого навчання / К. С. Ювченко // Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті : тези доповідей 27-го Міжнародного молодіжного форуму, 10–12 травня 2023 р. – Харків : ХНУРЕ, 2023. Т. 7. С. 235-236.
- 3.Лосіфов Є. А. Комплексний метод по автоматичному розпізнаванню природної мови та емоційного стану. Кібербезпека: освіта, наука, техніка, 2023. № 3 (19). С. 146-164.
- 4.Шевченко О., Огурцова О. Основні принципи та обмеження нейронного машинного перекладу. Актуальні питання іноземної філології. 2022. С. 215-218. DOI: <https://doi.org/10.32782/2410-0927-2022-16-31>.
- 5.Zhou, Ya & Li, Cheng & Huang, Guimin & Guo, Qingkai & Li, Hui & Wei, Xiong. (2023). A Short-Text Similarity Model Combining Semantic and Syntactic Information. Electronics. 12. 3126. 10.3390/electronics12143126.

6. Концевой А., Бісікало О. Модели глубокого навчання для вирішення задачі класифікації текстової інформації. ІТКІ, 2022. вип. 55, вип. 3. С. 13–20. DOI: <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2022-55-3-13-20>
7. Холодна Н. М., В. А. Висоцька Технологія виправлення граматичних помилок в україномовному текстовому контенті на основі методів машинного навчання. Радіоелектроніка, інформатика, управління. 2023. № 1. С. 114–140. DOI 10.15588/1607-3274-2023-1-12
8. Голубенко О. І., Підмогильний О. О. Generative Pre-training Transformer. Науковий журнал «ІТ SYNERGY», 2022. випуск 2 (3). С. 19–27. DOI: <https://doi.org/10.53920/ITS-2022-2-2>
9. Fan A., Bhosale S., Schwenk H., Ma Z., El-Kishky A., Goyal S., Baines M., Celebi O., Wenzek G., Chaudhary V., Goyal N., Birch T., Liptchinsky V., Edunov S., Grave E., Auli M., Joulin A. Beyond English-Centric Multilingual Machine Translation, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2010.11125
10. Hao S., Hao G. A Research on Online Grammar Checker System Based on Neural Network Model, Journal of Physics, 2020, Vol. 1651, pp. 1–8. DOI: 10.1088/1742- 6596/1651/1/012135
11. Iosifov, I., et al. (2022). Transferability Evaluation of Speech Emotion Recognition Between Different Languages. In Advances in Computer Science for Engineering and Education (pp. 413–426). [https://doi.org/10.1007/978-3-031-04812-8\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-031-04812-8_35)
12. Batiuk T. M., Vysotska V. Technology for Personalities Socialization by Common Interests Based on Machine Learning Methods And SEO-Technologies, Radio Electronics, Computer Science, Control, 2022, Vol. 2 (61), pp. 53–68. DOI: 10.15588/1607-3274-2022-2-6
13. Y. Sun, S. Wang, Y.-K. Li, S. Feng, H. Tian, H. Wu, and H. Wang, “Ernie 2.0: A continual pre-training framework for language understanding.” in AAAI, 2020.
14. Sun X., Ge T., Ma S., Li J., Wei F., and Wang H. A Unified Strategy for Multilingual Grammatical Error Correction with Pre-trained Cross-Lingual Language Model, ArXiv, 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2201.10707
15. Lech, M., et al. (2020). Real-Time Speech Emotion Recognition Using a Pre-trained Image Classification Network: Effects of Bandwidth Reduction and Companding. Frontiers in Computer Science, 2. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2020.00014>
16. Tang Y., Tran C., Li Xian, Chen P.-J., Goyal N., Chaudhary V., Gu J., Fan A. Multilingual Translation with Extensible Multilingual Pretraining and Finetuning, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2008.00401
17. Rothe S., Mallinson J., Malmi E., Krause S., Severyn A. A Simple Recipe for Multilingual Grammatical Error Correction, ArXiv, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2106.03830
18. Iosifov, I., et al. (2022). Natural Language Technology to Ensure the Safety of Speech Information. In Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems II (pp. 216–226).
19. Wan Z., Wan X. A Syntax-Guided Grammatical Error Correction Model with Dependency Tree Correction, ArXiv, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2111.03294
20. Wang X., Zhong W. Research and Implementation of English Grammar Check and Error Correction Based on Deep Learning, Scientific Programming, 2022, Vol. 2022, Article ID 4082082. DOI: 10.1155/2022/4082082
21. Rothe S., Narayan S., Severyn A. Leveraging Pre-trained Checkpoints for Sequence Generation Tasks, ArXiv, 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1907.12461.
22. Zhou W., Ge T., Mu C., Xu K., Wei F., Zhou M. Improving Grammatical Error Correction with Machine Translation Pairs, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.1911.02825
23. Xue L., Constant N., Roberts A., Kale M., Al-Rfou R., Siddhant A., Barua A., Raffel C. mT5: A Massively Multilingual Pre-trained Text-to-Text Transformer, Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies, Online, Jun. 2021 : proceedings, pp. 483–498. DOI: 10.18653/v1/2021.naacl-main.41.
24. Amazon Product Reviews. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/arhamrumi/amazon-product-reviews> (date of access: 11.09.2023).
25. Twitter Sentiment Analysis. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jp797498e/twitter-entity-sentiment-analysis> (date of access: 11.09.2023).
26. Flipkart Product reviews with sentiment Dataset. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/niraliivaghani/flipkart-product-customer-reviews-dataset> (date of access: 11.09.2023).

#### References

1. Fan A., Bhosale S., Schwenk H., Ma Z., El-Kishky A., Goyal S., Baines M., Celebi O., Wenzek G., Chaudhary V., Goyal N., Birch T., Liptchinsky V., Edunov S., Grave E., Auli M., Joulin A. Beyond English-Centric Multilingual Machine Translation, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2010.11125
2. Hao S., Hao G. A Research on Online Grammar Checker System Based on Neural Network Model, Journal of Physics, 2020, Vol. 1651, pp. 1–8. DOI: 10.1088/1742- 6596/1651/1/012135
3. Iosifov, I., et al. (2022). Transferability Evaluation of Speech Emotion Recognition Between Different Languages. In Advances in Computer Science for Engineering and Education (pp. 413–426). [https://doi.org/10.1007/978-3-031-04812-8\\_35](https://doi.org/10.1007/978-3-031-04812-8_35)
4. Batiuk T. M., Vysotska V. Technology for Personalities Socialization by Common Interests Based on Machine Learning Methods And SEO-Technologies, Radio Electronics, Computer Science, Control, 2022, Vol. 2 (61), pp. 53–68. DOI: 10.15588/1607-3274-2022-2-6
5. Y. Sun, S. Wang, Y.-K. Li, S. Feng, H. Tian, H. Wu, and H. Wang, “Ernie 2.0: A continual pre-training framework for language understanding.” in AAAI, 2020.
6. Sun X., Ge T., Ma S., Li J., Wei F., and Wang H. A Unified Strategy for Multilingual Grammatical Error Correction with Pre-trained Cross-Lingual Language Model, ArXiv, 2022. DOI: 10.48550/arXiv.2201.10707



7. Lech, M., et al. (2020). Real-Time Speech Emotion Recognition Using a Pre-trained Image Classification Network: Effects of Bandwidth Reduction and Companding. *Frontiers in Computer Science*, 2. <https://doi.org/10.3389/fcomp.2020.00014>
8. Tang Y., Tran C., Li Xian, Chen P.-J., Goyal N., Chaudhary V., Gu J., Fan A. Multilingual Translation with Extensible Multilingual Pretraining and Finetuning, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.2008.00401
9. Rothe S., Mallinson J., Malmi E., Krause S., Severyn A. A Simple Recipe for Multilingual Grammatical Error Correction, ArXiv, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2106.03830
10. Iosifov, I., et al. (2022). Natural Language Technology to Ensure the Safety of Speech Information. In Workshop on Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems II (pp. 216–226).
11. Wan Z., Wan X. A Syntax-Guided Grammatical Error Correction Model with Dependency Tree Correction, ArXiv, 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2111.03294
12. Wang X., Zhong W. Research and Implementation of English Grammar Check and Error Correction Based on Deep Learning, *Scientific Programming*, 2022, Vol. 2022, Article ID 4082082. DOI: 10.1155/2022/4082082
13. Rothe S., Narayan S., Severyn A. Leveraging Pre-trained Checkpoints for Sequence Generation Tasks, ArXiv, 2019. DOI: 10.48550/arXiv.1907.12461.
14. Zhou W., Ge T., Mu C., Xu K., Wei F., Zhou M. Improving Grammatical Error Correction with Machine Translation Pairs, ArXiv, 2020. DOI: 10.48550/arXiv.1911.02825
15. Xue L., Constant N., Roberts A., Kale M., Al-Rfou R., Siddhant A., Barua A., Raffel C. mT5: A Massively Multilingual Pre-trained Text-to-Text Transformer, *Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Online, Jun. 2021 : proceedings, pp. 483–498. DOI: 10.18653/v1/2021.naacl-main.41.
16. Amazon Product Reviews. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/arhamrumi/amazon-product-reviews> (date of access: 11.09.2023).
17. Twitter Sentiment Analysis. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jp797498e/twitter-entity-sentiment-analysis> (date of access: 11.09.2023).
18. Flipkart Product reviews with sentiment Dataset. *Kaggle: Your Machine Learning and Data Science Community*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/niraliivaghani/flipkart-product-customer-reviews-dataset> (date of access: 11.09.2023).