

дозволяє визначати вагомість окремих термінів у межах кожного відгуку [3]. Частота появи терміна  $t$  у відгуку і визначається як

$$TF = \frac{n_i}{\sum_k n_k}$$

де:

$n_i$  – кількість появ терміна в  $i$  у відгуку;

$\sum_k n_k$  – загальна кількість усіх термінів у відгуку.

Цей показник показує локальну важливість слів в межах одного відгука

$$IDF = \log \frac{|D|}{|(d_i \supset t_i)|}$$

де:

$|D|$  – загальна кількість відгуків у корпусі;

$|(d_i \supset t_i)|$  – кількість відгуків у яких зустрічається термін  $t_i$ .

Значення IDF зменшується для слів, що трапляються у більшості відгуків і зростає для рідкісних термінів

$$TF - IDF = TF \cdot IDF.$$

Чим вищий показник TF-IDF, тим більш значимим слово є для конкретного відгука. На основі TF-IDF відгуки класифікуються для визначення їхньої достовірності [3].

Отримані результати демонструють, що поєднання статистичного аналізу, методів виявлення аномалій та текстової обробки даних забезпечує ефективну автоматизацію процесу виявлення фальсифікованих рейтингів і відгуків. Запропонований підхід інтегрує статистичні техніки, алгоритми машинного навчання й методи обробки природної мови, що дозволяє істотно зменшити вплив шахрайських дій на систему оцінювання, підвищити об'єктивність рекомендацій і загальний рівень довіри користувачів до вебплатформи.

Крім того, такий підхід створює основу для подальшого вдосконалення системи аналізу користувацьких оцінок шляхом упровадження глибоких нейронних мереж для семантичного аналізу коментарів, розпізнавання емоційних маркерів і побудови більш точних моделей оцінювання достовірності відгуків.

#### Список використаної літератури

- [1] Bishop, C. M. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006.
- [2] Liu, F. T., Ting, K. M., & Zhou, Z.-H. Isolation Forest. IEEE ICDM, 2008.
- [3] Manning, C. D., Raghavan, P., & Schütze, H. Introduction to Information Retrieval. Cambridge University Press, 2008.
- [4] Ott, M., Choi, Y., Cardie, C., & Hancock, J. T. Finding Deceptive Opinion Spam by Any Stretch of the Imagination. ACL, 2011.
- [5] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2009.

УДК: 004.8

### НЕЙРОМЕРЕЖЕВЕ ВИЯВЛЕННЯ ДЕПРЕСИВНИХ ПАТЕРНІВ СОЦІАЛЬНО-ДЕСТРУКТИВНИХ НАРАТИВІВ У ТЕКСТАХ ІЗ ВІЗУАЛЬНИМ ПОЯСНЕННЯМ РЕЗУЛЬТАТІВ

Тимофієв І.А., Мазурець О.В.

(ilia.tumofiev@gmail.com, exe.chong@gmail.com)

Хмельницький національний університет (Україна)

У роботі представлено нейромережевий підхід до виявлення депресивних патернів соціально-деструктивних наративів у текстах із візуальним поясненням результатів. Запропоновано гібридну архітектуру на основі трансформерних моделей BERT і GPT-2, що забезпечує інтегроване моделювання синтаксичних і семантичних ознак тексту. Система доповнена

*пояснювальним модулем LIME, який візуалізує вплив окремих лексичних одиниць на класифікаційне рішення, дозволяючи ідентифікувати ключові емоційні тригери депресивних патернів. Експериментальні результати на корпусі Student-Depression-Text доводять ефективність моделі (точність понад 0.9, AUC = 0.98) та релевантність виявлених емоційних закономірностей.*

Проблематика дослідження пов'язана з актуальним завданням раннього виявлення депресивних станів, що проявляються у текстовій поведінці користувачів цифрових середовищ [1]. В умовах інтенсивної цифровізації соціальні мережі стали не лише майданчиком комунікації, але й джерелом даних про психоемоційний стан користувачів. Тексти, що містять приховані ознаки апатії, безнадії чи емоційного виснаження, відображають депресивні патерни, які можуть бути маркерами соціально-деструктивних нарративів від самоізоляції до поширення девіантних поведінкових моделей [2]. Виявлення таких патернів є складним завданням, оскільки емоційна семантика тексту часто виражена імпліцитно, а традиційні методи лінгвістичного аналізу не забезпечують необхідної глибини контекстуального розуміння [3]. Це зумовлює потребу у використанні глибинних нейронних архітектур, здатних навчатися на великих корпусах даних і відтворювати приховані когнітивні структури, притаманні депресивним висловлюванням.

У роботі запропоновано нейромережеву технологію, яка поєднує методи обробки природної мови з інструментами візуальної пояснюваності результатів. Основою підходу є гібридна архітектура на базі двох трансформерних моделей BERT і GPT-2, об'єднаних у дуальну систему (рисунок 1). Потік BERT виконує синтаксичний аналіз, фіксуючи структуру висловлювання, тоді як GPT-2 моделює семантичний контекст, що дозволяє врахувати змістові та емоційні відтінки. Злиття результатів обох потоків здійснюється у повнозв'язному шарі, який формує інтегрований векторний опис тексту. Такий підхід забезпечує виявлення латентних ознак депресивних станів навіть у коротких і фрагментованих висловлюваннях, характерних для мікроблогів та коментарів.

Важливою складовою дослідження є інтерпретованість результатів. На відміну від традиційних моделей, які працюють як «чорна скринька», запропонована система інтегрує пояснювальний модуль LIME, що локально апроксимує поведінку нейромережі в околі конкретного тексту. Це дає змогу візуалізувати вплив окремих tokenів або фраз на класифікаційне рішення. Візуальні карти емоційної насиченості дозволяють ідентифікувати ключові тригери депресивних патернів слова, що підсилюють негативну тональність, посилюють відчуття ізоляції або самознецінення. Така інтерпретація надає дослідникам інструмент для глибшого когнітивного розуміння того, як формуються соціально-деструктивні нарративи, та створює можливість для психолінгвістичної верифікації отриманих результатів.

Експериментальна частина дослідження здійснювалася на основі англомовного набору даних Student-Depression-Text, який містить понад сім тисяч текстів, розмічених за наявністю або відсутністю депресивних ознак. Проведено попередню очистку даних, токенізацію та балансування вибірки для уникнення класового перекосу. Навчання здійснювалося із застосуванням GPU-акселерації та методів регуляризації, що забезпечило стабільну збіжність і високу узагальнювальну здатність моделі. Отримані результати демонструють точність класифікації понад 0.9 та площу під ROC-кривою 0.98, що перевищує показники базових моделей BERT і RedditBERT.

Візуальна інтерпретація результатів показала, що для депресивних висловлювань характерна асиметрія емоційного навантаження: початкові частини тексту зазвичай мають нейтральний або занижено-позитивний тон, тоді як завершення містить експресивні елементи безнадії, втоми чи самозвинувачення. Така динаміка емоційного зсуву була зафіксована у понад 80% випадків, що підтверджує релевантність моделі не лише як класифікатора, а й як аналітичного інструменту для когнітивного вивчення депресивного дискурсу. Візуальні карти LIME дозволили виділити типові емоційні домінанти вирази, пов'язані з відчуттям марності («nothing matters»), самознеціненням («I am useless»), відсутністю контролю («can't handle anymore») які є маркерами соціально-деструктивних тенденцій у комунікаційному просторі.

Застосування запропонованої моделі має не лише дослідницьке, а й практичне значення. Вона може бути інтегрована у системи моніторингу цифрових платформ для виявлення ризикових користувачьких повідомлень у режимі реального часу. Інтерпретованість результатів створює можливість їх використання в освітньому та психологічному середовищі для підтримки студентів,

профілактики емоційного вигорання, а також у межах інформаційної безпеки, де депресивні патерни часто стають частиною ширших соціально-деструктивних нарративів.

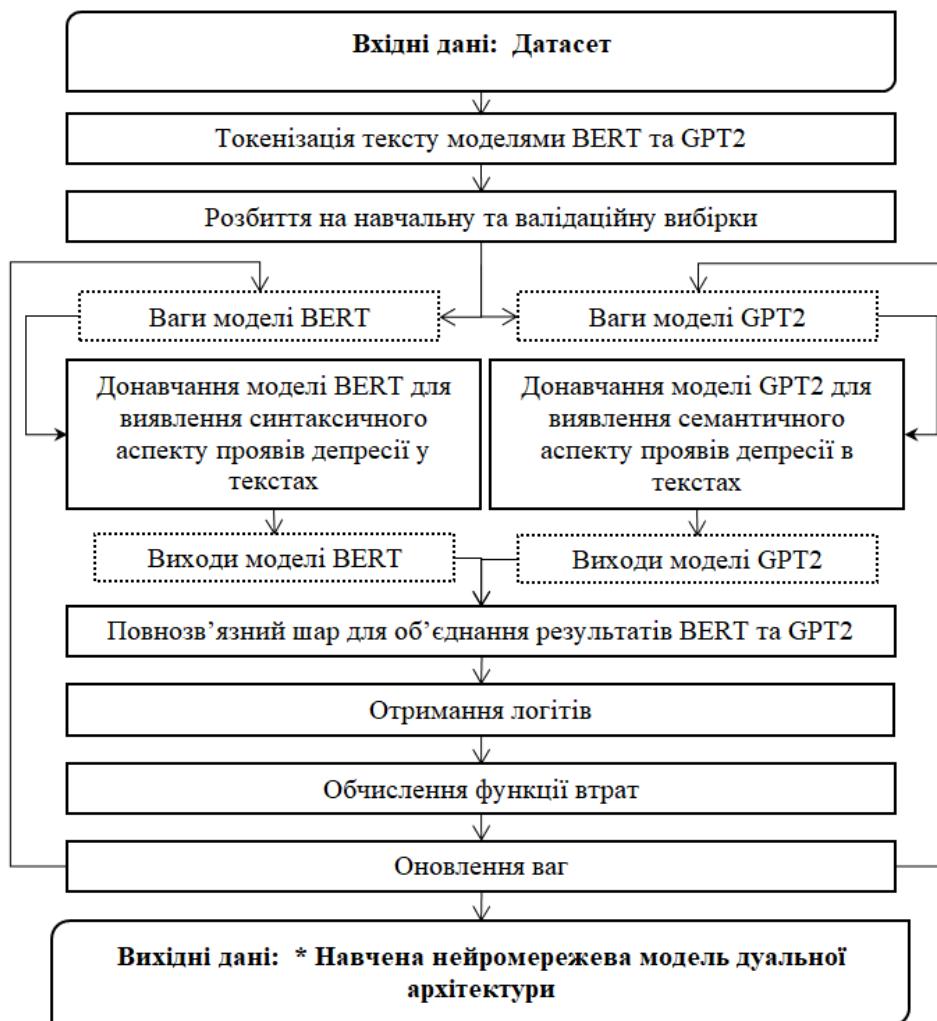


Рисунок 1 – Архітектура нейромережі

Наукова новизна роботи полягає у розробленні нейромережевого методу, що поєднує трансформерну дуальну архітектуру з візуальною пояснюваністю результатів. Це дозволяє одночасно підвищити точність класифікації та забезпечити когнітивну прозорість прийнятих рішень, що є ключовою вимогою до систем пояснюваного штучного інтелекту. Запропонований підхід формує методологічне підґрунтя для побудови інтелектуальних систем цифрової емпатії таких, що не лише реагують на дані, а й розуміють емоційні стани користувачів у контексті їх соціальної взаємодії.

У перспективі дослідження передбачає розширення корпусу текстів за рахунок багатомовних джерел і впровадження багатоканальних моделей, які поєднують текстові, візуальні та аудіальні ознаки. Це відкриває можливості для комплексного аналізу емоційного стану користувачів і створення мультисенсорних систем раннього попередження депресивних епізодів. Таким чином, нейромережеве виявлення депресивних патернів із візуальним поясненням результатів становить новий крок у розвитку когнітивно-орієнтованого штучного інтелекту, який об'єднує аналітичну точність, інтерпретованість і гуманістичну спрямованість.

#### Список використаних джерел

- [1] S. Zhou and M. Mohd, “Mental Health Safety and Depression Detection in Social Media Text Data: A Classification Approach Based on a Deep Learning Model” IEEE Access, 2025. [Online]. Available: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10960428/> [Accessed: Oct. 22, 2025].
- [2] О. В. Мазурець, І. А. Тимофієв, В. І. Кліменко, і О. О. Тищенко, “Метод виявлення депресивного стану, пов’язаного із навчанням у закладах освіти, із використанням нейромережі

дуальної архітектури”, Вісник Херсонського національного технічного університету, № 4 (91), с. 311–318, 2024. DOI: 10.35546/kntu2078-4481.2024.4.41.

[3] I. Tymofiiiev, O. Mazurets, D. Hardysh, and M. Molchanova, “Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services” in Proceedings of the XLVI International Scientific and Practical Conference “Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities”, Barcelona, Spain, Nov. 6–8, 2024, pp. 84–88. DOI: 10.70286/ISU-06.11.2024.

УДК 004

## РОЗПОДІЛЕННЯ РЕСУРСІВ ОС ДЛЯ БАГАТОПОТОКОВИХ АІ-ДОДАТКІВ

Фуркало Д.Ю. (daniilf077@knu.ua)

Ткаченко О. М. (olga.tkachenko@knu.ua)

Київський національний університет імені Тараса Шевченка (Україна)

*Сучасні додатки штучного інтелекту (ШІ), такі як системи глибокого навчання та обробки великих даних, активно використовують багатопоточність. У таких умовах операційна система (ОС) виконує ключову роль у забезпеченні ефективного використання обчислювальних ресурсів.*

Попри значний прогрес у розвитку операційних систем, багатопотокові АІ-додатки стикаються із низкою системних викликів, що безпосередньо впливають на їхню продуктивність. Одним із ключових факторів є надмірне переключення контексту між потоками, яке зростає при великій кількості дрібнозернистих завдань і призводить до додаткових накладних витрат на синхронізацію та управління потоками. Крім того, відсутність інтегрованого планування CPU та GPU у багатьох ОС зумовлює неефективне використання гетерогенних обчислювальних ресурсів, оскільки завдання на GPU часто виконуються асинхронно від потоків CPU. Особливо критичною проблемою є обмеженість пам'яті GPU під час роботи з великими моделями глибокого навчання (Large Language Models), що може призводити до частих операцій обміну даними між CPU та GPU і, як наслідок, до зниження продуктивності.

Сучасні АІ-додатки, особливо системи глибокого навчання та обробки великих даних, вимагають одночасного використання численних потоків CPU та GPU, а також ефективного управління пам'яттю та I/O. Для оптимальної роботи таких додатків операційні системи реалізують різні механізми керування ресурсами, що націлені на зменшення затримок, уникнення надмірних переключень контексту та балансування навантаження між процесорними ядрами та графічними прискорювачами.

**Windows.** У середовищі Windows для багатопотокових АІ-навантажень ключовим механізмом є апаратне планування GPU (Hardware-Accelerated GPU Scheduling, HAGS). Цей підхід дозволяє частково делегувати управління виконанням графічних задач безпосередньо GPU, що знижує накладні витрати на CPU та дозволяє прискорити обробку паралельних завдань. Крім того, Windows використовує пріоритетно-орієнтоване планування CPU із динамічною адаптацією пріоритетів потоків, що забезпечує ефективний розподіл процесорного часу між критичними та фоновими процесами. Такий підхід дозволяє більш гнучко управляти ресурсами при одночасному виконанні численних АІ-операцій, наприклад, тренування нейронних мереж або інференс великих моделей.

Проте інтеграція CPU і GPU у Windows реалізована на двох окремих рівнях: CPU керує підготовкою та відправкою завдань на GPU, а сам GPU управляє їх виконанням. У результаті при високому навантаженні може спостерігатися збільшення латентності через несинхронізоване планування потоків, що вимагає додаткових оптимізацій на рівні драйверів або фреймворків АІ.

**Linux.** Linux пропонує масштабовану та гнучку архітектуру для багатопотокових АІ-навантажень завдяки поєднанню планувальника Completely Fair Scheduler (CFS) і драйверів GPU, таких як CUDA та ROCm. CFS забезпечує справедливий розподіл процесорного часу між усіма