

УДК 004.8

Тимофієв І.А., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДО ВИЯВЛЕННЯ ДЕПРЕСИВНИХ ПАТЕРНІВ ЗА АНАЛІЗОМ ТЕКСТОВОГО КОНТЕНТУ ЦИФРОВИХ СЕРВІСІВ У ЗАКЛАДАХ ОСВІТИ

Запропоновано метод виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої нейромережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Запропонований метод виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як деталі мовної структури, так і зміст тексту для точнішого визначення депресивного стану.

The method for detecting depressive patterns by analyzing the text content of digital services in educational institutions is proposed, which is designed to transform input data in the form of text and a trained neural network model of a dual architecture into output data in the form of a numerical assessment of the presence of a depressive state. The proposed method for detecting depressive patterns by analyzing the text content of digital services in educational institutions differs from its analogues in that it combines a two-stream architecture based on the use of two parallel neural networks, each of which specializes in analyzing different aspects of the text – syntactic and semantic. The syntactic analysis stream is aimed at detecting the syntactic structure of the text, and the semantic analysis stream is aimed at understanding the content and context of the text. After processing the text by each stream, the results are combined at the level of a higher layer, which allows taking into account both the details of the linguistic structure and the content of the text for a more accurate determination of the depressive state.

В умовах сучасного соціального і академічного середовища тиск, стрес і тривожність стали поширеними явищами, що можуть призвести до розвитку депресії [1, 2]. Особливо це актуально в умовах інтенсивного навчального процесу, високих вимог та обмеженого часу для відпочинку і саморегуляції [3]. Виявлення депресивних станів на ранніх етапах може суттєво вплинути на своєчасну підтримку та профілактику серйозніших психічних розладів [4].

В умовах цифровізації та широкого використання комунікаційних платформ [5], NLP стає потужним інструментом для моніторингу психологічного

стану студентів під час навчального процесу [6, 7]. Розробка і впровадження сучасних методів для автоматизованого виявлення депресивних ознак допоможе вчасно ідентифікувати осіб, які потребують допомоги, і забезпечити їм необхідну підтримку для покращення їхнього психічного здоров'я.

Сучасні підходи NLP, зокрема трансформерні моделі (BERT, RoBERTa, GPT-похідні моделі) [8, 9], контекстні ембединги та багаторівневі рекурентні архітектури [10], забезпечують високу чутливість до лінгвістичних маркерів [11], що можуть вказувати на емоційне виснаження [12], зниження мотивації [13], безнадійність або самоізоляцію [14] – ключові індикатори депресивних станів за текстовими даними. Нейромережеві моделі здатні виявляти як поверхневі [15], так і латентні [16] патерни: зменшення різноманітності лексики, часте використання негативно забарвлених слів, зниження рівня персональної агентності (“не можу”, “не знаю”, “мені байдуже”), емоційні контрасти, зміни тональності та синтаксичної структури [17, 18].

Важливою перевагою сучасного NLP є можливість моделювання контексту в широкій часовій перспективі: аналіз динаміки повідомлень користувача, виявлення стійких тенденцій, а не лише одиничних висловлювань [19]. Крім того, методи багатомодального аналізу дозволяють поєднувати текстові дані з поведінковими сигналами (активність у сервісі, частота звернень, часові патерни), що підвищує точність виявлення [20].

Подальший розвиток даного напрямку передбачає створення нейромережевих систем підтримки, здатних працювати в режимі анонімного, етичного та безпечного моніторингу текстового контенту. Особливо важливими є інтерпретованість моделей, використання методів Explainable AI (XAI) для пояснення рішень системи, а також адаптація лінгвістичних маркерів саме до українськомовного освітнього середовища, яке характеризується власними мовними, стилістичними та культурними особливостями.

Додаткові перспективи пов'язані з інтеграцією таких систем у цифрові освітні платформи для формування інтелектуальних модулів раннього сповіщення, персоналізованої підтримки та психологічної допомоги. Це сприятиме створенню безпечного освітнього простору, де цифрові технології використовуються не лише для навчання, а й для підтримки добробуту учасників освітнього процесу.

Метою роботи є розробка нейромережевого підходу до виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти.

Метод виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти полягає в трансформації вхідних текстових даних за допомогою навченої нейромережевої моделі для отримання числової оцінки, що відображає ймовірність наявності депресивних проявів. Схема та кроки методу виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти наведені на рисунку 1.



Рисунок 1 – Схема та кроки методу виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти

Вхідними даними методу виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти є нейромережева модель з дуальною архітектурою на основі трансформерів, що поєднує моделі BERT та GPT2, які відповідають за аналіз синтаксичного та семантичного контексту тексту користувача. Модель BERT використовується для синтаксичного аналізу, а GPT2 – для семантичного відповідно.

Першим етапом є токенизація тексту користувача з використанням токенизаторів моделей BERT та GPT2. Токенизатори використовуються такі, на яких було навчено нейромережу.

Наступним етапом є паралельний аналіз токенизованого тексту обома нейромережами: BERT обробляє текст з точки зору синтаксичних залежностей, а GPT2 – з семантичної.

Третій етап передбачає об'єднання результатів обробки за допомогою спеціального злитого шару, що дозволяє отримати числову оцінку рівня депресивних проявів у тексті користувача. Вихідними даними є числова оцінка наявності депресивного стану в аналізованому тексті.

Вихідні дані методу виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти представляють собою числову оцінку прояву репресивності.

У якості даних дослідження буде використано набір «Student-Depression-Text», що містить інформацію у форматі «Excel», яка включає близько 7489 даних із

соціальних мереж, коментарів у «Facebook» тощо. Приклад даних з датасету наведено на рисунку 2.

Student-Depression-Text

14 New Notebook

Data Card Code (2) Discussion (3) Suggestions (0)



Detail	Compact	Column	5 of 5 columns			
△ text	# label	# Age	△ Gender	△ Age Category		
7371 unique values			Male 54% Female 46% Other (3) 0%	Young Age 53% Teen Age 47% Other (3) 0%		
dis...						
keep it up hahaha	0	16	Male	Teen Age		
The match cycle I had.Buy-brought-out-lost.	0	16	Male	Teen Age		
nctb! jewel case dream, which doesn't have a poster, you can choose members using dh1, pls rep fp wi...	0	16	Male	Teen Age		
college but it's like not going to college, but not on vacation too confused	0	16	Male	Teen Age		
I often dream during the day np da :(0	16	Male	Teen Age		
The romantic guy when he wants to eat at the warteg, the warteg is hugged from behind and then	0	16	Male	Teen Age		

Рисунок 2 – Приклад даних для навчання

Набір даних є анотованим англомовним набором, зібраним з людей які дуже добре володіють англійською мовою та є студентами, віковий діапазон від 15 до 17 [21]. Датасет містить текст, мітку, вік, вікову категорію та стать. У текстових стовпцях наявний текст «Нормальний стан» і «тривога/депресія», а стовпець мітки вказує, чи позначає відповідний текст тривогу чи депресію. Таке анотоване маркування дозволяє точно визначити та проаналізувати психологічний стан підлітків на основі їхніх висловлювань у соціальних мережах.

Записи в датасеті охоплюють віковий діапазон, що відповідає підлітковому періоду, коли ризик розвитку депресії є особливо високим. Датасет також містить демографічну інформацію, таку як стать і вікова категорія. Ці додаткові параметри дозволяють враховувати вплив гендерних та вікових факторів на прояви депресивних станів.

Продуктивність нейромережових моделей визначається метриками, до яких належать: точність, влучність, повнота, F_1 -міра та матриця невідповідностей.

Матриця невідповідностей представляє собою таблицю та відображає результати класифікації за такими полями: істинно позитивні, хибно позитивні, істинно негативні, хибно негативні. Матриця невідповідностей – на рисунку 3.

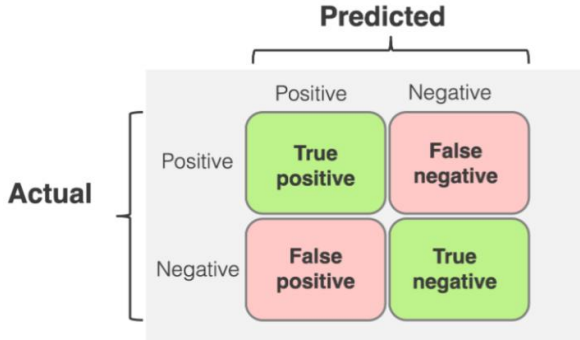


Рисунок 3 – Вигляд матриці невідповідностей для бінарної класифікації

Точність є часткою правильно класифікованих об'єктів у загальній кількості об'єктів. Ця метрика показує, як часто модель правильна в цілому. Ілюстрація змісту метрики точності на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведена на рисунку 4.

Accuracy

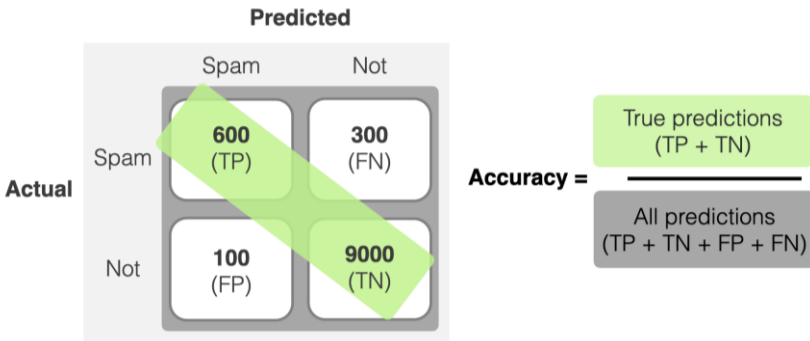


Рисунок 4 – Зміст метрики точності (Accuracy)

Влучність (Precision) є часткою правдивих позитивних прогнозів у всіх позитивних прогнозах. Іншими словами, влучність показує, як часто модель права,

коли прогнозує цільовий клас. Ілюстрація змісту метрики влучності на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведено на рисунку 5.

Precision

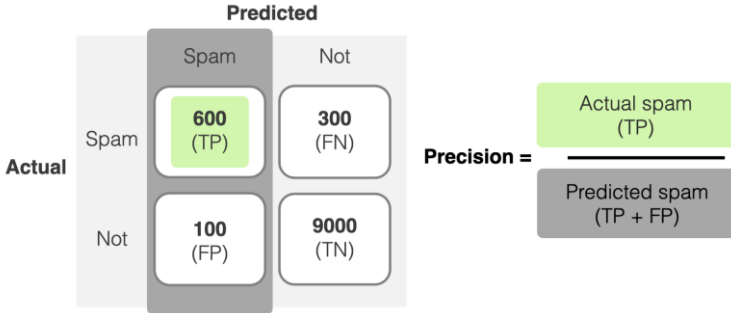


Рисунок 5 – Зміст метрики влучності (Precision)

Повнота (Recall) показує частку істинно позитивних прогнозів, зроблених моделлю, серед усіх позитивних зразків у наборі даних. Іншими словами, повнота показує, яку кількість зразків цільового класу може знайти модель. Ілюстрація змісту метрики повноти на прикладі фільтрації спам-повідомлень наведено на рисунку 6.

Recall

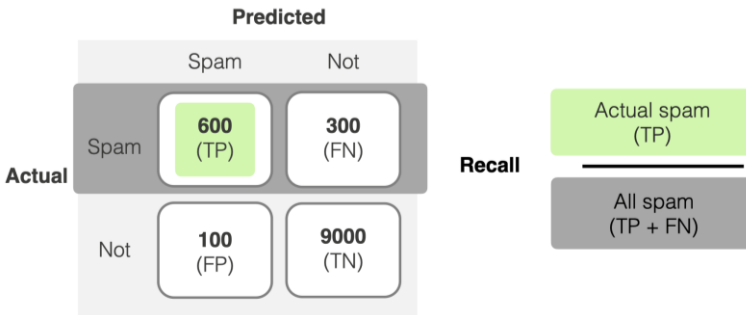


Рисунок 6 – Зміст метрики точності (Accuracy)

F₁-міра є середнім гармонійним показником влучності та повноти моделі. Обчислюється шляхом підсумовування зворотного значення кожного значення в наборі даних, а потім ділення кількості значень у наборі даних на цю суму. На відміну від інших типів середніх, середнє гармонічне надає більшої ваги меншим

значенням у наборі даних, що є корисним у ситуаціях, коли викиди або екстремальні значення можуть спотворити результати.

Для дослідження ефективності методу виявлення депресивного стану засобами NLP було проведено експериментальне порівняння архітектур-трансформерів GPT-2, BERT та розробленої нейромережевої моделі дуальної архітектури. Експеримент було проведено на 20 текстах, сформованих з використанням мовної моделі GPT 3.5, де 10 текстів з проявами депресії та 10 без проявів депресії. Результат класифікації та оцінок прояву депресивного стану наведено в таблиці 4.6 та 4.7.

Загалом, дуальна архітектура не допустила жодної помилки під час класифікації, а її результати за винятком 3-х текстів з 20 корелюють із моделями трансформерами GPT-2 та BERT. Це пов'язано з тим, що дані моделі самі по собі є потужними з малою похибкою, однак при підході з поєднанням, відбувається комбінація їх сильних сторін. BERT краще аналізує синтаксичні структури, тоді як GPT-2 забезпечує глибше розуміння контексту. Результати наведені на рисунку 7.

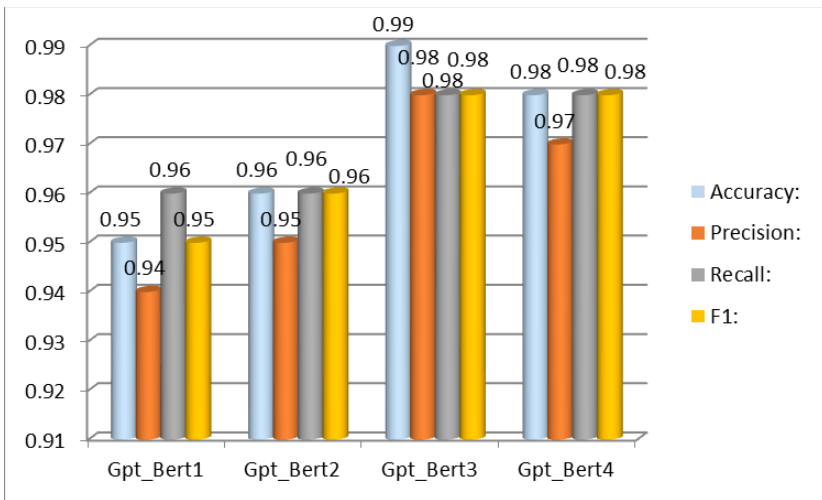


Рисунок 7 – Результати навчання нейромережевих моделей за метриками

Як видно з рисунку 7, найкращі результати отримала модель Gpt_Bert3, яка навчалась з параметрами кількість епох 2, швидкість навчання $2e-5$, розмір батча 16 та довжиною вхідної послідовності 128.

Однак, решта результатів також є доволі високими, що говорить про можливість всіх навчених моделей до коректної ідентифікації депресивного стану, що пов'язаний із навчанням у закладах освіти.

Для найкращої моделі також було проведено тестування на розміченій вибірці з понад 7000 текстових зразків, результат наведено на рисунку 8 у вигляді матриці сплутувань.

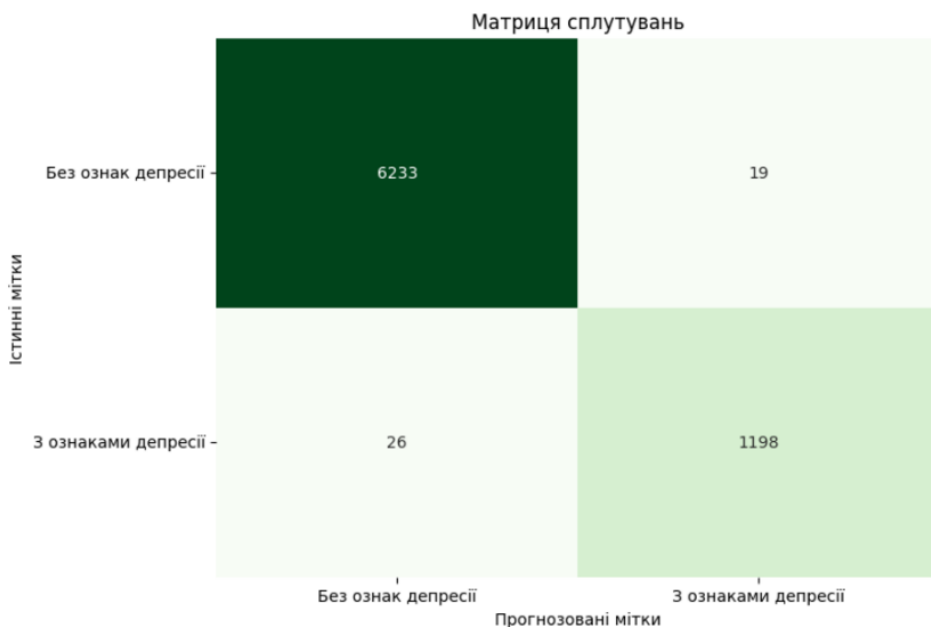


Рисунок 8 – Матриця сплутувань моделі Gpt_Bert3

Як показує матриця сплутувань, неймережа дійсно має мінімальний показник хибних відповідей.

Отже, було розроблено метод виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти, що призначений для перетворення вхідних даних у вигляді тексту та навченої неймережевої моделі дуальної архітектури у вихідні дані у вигляді числової оцінки наявності депресивного стану. Запропонований метод виявлення депресивних патернів за аналізом текстового контенту цифрових сервісів у закладах освіти відрізняється від аналогів тим, що поєднує двопоточну архітектуру, яка базується на використанні двох паралельних нейронних мереж, кожна з яких спеціалізується на аналізі різних аспектів тексту – синтаксичного та семантичного. Потік синтаксичного аналізу спрямований на виявлення синтаксичної структури тексту, а потік семантичного аналізу – на розуміння змісту та контексту тексту. Після обробки тексту кожним потоком результати комбінуються на рівні вищого шару, що дозволяє врахувати як

деталі мовної структури, так і загальний зміст тексту для більш точного визначення депресивного стану.

Подальші дослідження будуть спрямовані на продовження навчання нейромережі дуальної архітектури з різними параметрами, такими як кількість епох, розмір батча, швидкість навчання з метою зменшення похибки.

Перелік посилань

1. Havigerová, J. M., Haviger, J., Kučera, D., & Hoffmannová, P. (2019). Text-based detection of the risk of depression. *Frontiers in psychology*, 10, 513.
2. William, D., & Suhartono, D. (2021). Text-based depression detection on social media posts: A systematic literature review. *Procedia Computer Science*, 179, 582-589.
3. Tejaswini, V., Sathya Babu, K., & Sahoo, B. (2024). Depression detection from social media text analysis using natural language processing techniques and hybrid deep learning model. *ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing*, 23(1), 1-20.
4. Rahman, A. B. S., Ta, H. T., Najjar, L., Azadmanesh, A., & Gönül, A. S. (2024). DepressionEmo: A novel dataset for multilabel classification of depression emotions. *Journal of Affective Disorders*, 366, 445-458.
5. Thekkekara, J. P., Yongchareon, S., & Liesaputra, V. (2024). An attention-based CNN-BiLSTM model for depression detection on social media text. *Expert systems with applications*, 249, 123834.
6. Shevchuk P., Molchanova M., Mazurets O. Software for Text Messages Reliability Analysis Based on the Machine Learning Models Ensemble. *Proceedings of IV International Scientific and Practical Conference «Innovative research and perspectives of the development of science and technology»*. January 29-31, 2024. Stockholm, Sweden. 2024. Pp. 347-354.
7. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Віт Р.В., Назаров В.В. Алгоритм виявлення аб'юзивного вмісту в україномовному аудіоконтенті для імплементації в об'єктно-орієнтовану інформаційну систему. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»* серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №1 (331). С. 101-106.
8. Овчарук О.М., Мазурець О.В. Нейромережеве діагностування проявів ПТСР у текстовому контенті з використанням помилко-орієнтованого навчального набору даних. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»* серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №6, Т.1 (343). С. 195-200.
9. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Кліменко В.І., Андрощук В.І. Метод нейромережевого виявлення кібербулінгу з використанням хмарних сервісів та об'єктно-орієнтованої моделі. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»* серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №2 (333). С. 200-206.
10. Mazurets O., Sobko O., Vit R., Pasternak V. Practical Approach for Detection by Deep Learning of Target Objects of Subject Area Based on Semantic Connectivity Indicators in Audio Database. *Proceedings of XXIV International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Challenges are the Driving Force of the Development of Scientific Research»*. May 22-24, 2024. Bruges, Belgium. *International Scientific Unity*. 2024. Pp. 91-96.
11. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В., Мельник О.І., Скрипник Т.К. Метод інтелектуального аналізу емоційної тональності текстової інформації для визначення поведінкових намірів нейромережевими засобами. *Науковий журнал «Вісник*

- Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2023. №5 (325). Т.1. С. 67-73.
12. Мазурець О.В., Козенко О.В., Собко О.В. Метод автоматизованого підбору відповідей на користувачські запитання за семантичною подібністю. Матеріали XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Глушковські читання». Київ – 2023. с. 106-109.
 13. Мазурець О.В., Віт Р.В. Інтелектуальний метод виявлення цільових об'єктів предметної області за показниками семантичної зв'язності для класифікації текстової інформації. Розвитки інформаційно-керуючих систем та технологій.: монографія. Львів-Торунь : Lina-Pres, 2024. – С.223-244.
 14. Mazurets O., Vit R. Practical Application of Method of Thematic Classification of Text Information Using LDA. Information Technology and Implementation (Satellite). Proceedings 11th International Conference. November 21, 2024. Kyiv, Ukraine. 2024. Pp. 151-152.
 15. Sobko O., Mazurets O., Didur V., Chervonchuk I. Recurrent Neural Network Model Architecture for Detecting a Tendency to Atypical Behavior Of Individuals by Text Posts. Theoretical and Practical Aspects of Modern Research. Proceedings of XXVI International scientific and practical conference. June 5-7, 2024. International Scientific Unity. Ottawa, Canada. 2024. Pp. 113-117.
 16. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Prosvitliuk M Practice Implementation of Neural Network Model BART-Large-CNN for Text Annotation. Prospects of Scientific Research in the Conditions of the Modern World. Proceedings of XXVII International scientific and practical conference. June 12-14, 2024. Rotterdam, Netherlands. 2024. Pp. 97-102.
 17. Tymofiiiev I., Mazurets O., Hardysh D., Molchanova M. Neural Network Dual Architecture for Depression Detection Using Cloud Services. Scientific Research in the Era of Digital Technologies: Challenges and Opportunities. Proceedings of the XLVI International scientific and practical conference. November 6-8, 2024. Barcelona, Spain. 2024. Pp. 84-88.
 18. Mazurets O., Tymofiiiev I., Dydo R. Approach for Using Neural Network BERT-GPT2 Dual Transformer Architecture for Detecting Persons Depressive State. Ricerche scientifiche e metodi della loro realizzazione: esperienza mondiale e realtà domestiche. Raccolta di articoli scientifici con gli atti della VI Conferenza scientifica e pratica internazionale. 15 novembre, 2024. Bologna, Repubblica Italiana. 2024. Pp. 147-151.
 19. Тимофієв І.А., Масловська В.В., Молчанова М.О., Мазурець О.В. Виявлення пов'язаного із навчанням у закладах освіти депресивного стану за дописами з використанням нейромережевої моделі дуальної архітектури. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 494-498.
 20. Мазурець О.В., Тимофієв І.А., Кліменко В.І., Тищенко О.О. Метод виявлення депресивного стану пов'язаного із навчанням у закладах освіти із використанням нейромережі дуальної архітектури. Науковий журнал «Вісник Херсонського національного технічного університету». 2024. №4 (91). С. 311-318.
 21. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/nidhiy07/student-depression-text>