

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

ВІТ РОМАН ВІТАЛІЙОВИЧ

УДК 004.8

ДИСЕРТАЦІЯ

МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ У ТЕКСТОВОМУ КОНТЕНТІ
ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

12 Інформаційні технології
(галузь знань)

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Подані до захисту наукові положення є власним напрацюванням. Всі використані ідеї, наукові результати, цитати супроводжуються належними посиланнями на їх авторів та джерела опублікування. Всі частини тексту дисертації, під час написання яких використовувались технології штучного інтелекту, перевірені та відредаговані особисто.



Віт Роман Віталійович

(підпис)

Наукові керівники:

Мазурець Олександр Вікторович, кандидат технічних наук, доцент

Коробчинський Максим Володимирович, доктор технічних наук, професор

АНОТАЦІЯ

Vim P.V. Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами штучного інтелекту. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки. – Хмельницький національний університет, Хмельницький, 2026.

Актуальність теми цифрової втоми та виснаження зумовлена глибокими трансформаціями, що відбуваються у структурі людської діяльності під впливом цифровізації. В епоху постійної підключеності до мережі цифрове середовище не лише формує нові канали взаємодії, а й накладає додаткове когнітивне та емоційне навантаження, яке раніше було розподілене більш збалансовано між фізичними та соціальними просторами. Психіка людини, адаптована до чергування соціальної активності та приватності, виявляється неготовою до тривалого функціонування у режимі постійної цифрової взаємодії, що часто не залишає простору для реального відновлення.

Цифрова втома, як прояв дезадаптації до надлишкової стимуляції інформаційного середовища, порушує базові механізми саморегуляції та веде до формування нових психоемоційних станів, які не завжди виявляються на ранніх етапах. Їхнє накопичення поступово переростає у хронічне цифрове виснаження, що зачіпає не лише професійну ефективність, а й особистісне функціонування. Особливо загрозливим є те, що ці процеси відбуваються на тлі нормалізації цифрової залежності, що ще більше ускладнює усвідомлення шкідливих наслідків.

Крім того, цифрове виснаження не обмежується лише індивідуальним виміром – воно має ширший соціальний вплив. Масове виснаження впливає на продуктивність колективів, ефективність освітніх процесів, якість міжособистісних зв'язків та навіть на загальний рівень ментального

здоров'я населення. У зв'язку з цим дослідження цифрової втоми та виснаження набуває не лише психологічного, а й міждисциплінарного значення, інтегруючи в себе аспекти соціології, інформаційних технологій, нейронауки та охорони здоров'я.

Об'єкт дослідження: процес інтелектуального аналізу текстового контенту для виявлення цифрової втоми.

Предмет дослідження: методи та засоби обробки природної мови для виявлення цифрової втоми у текстовому контенті.

Метою дослідження є підвищення якості виявлення цифрової втоми у текстовому контенті з деталізацією за комунікативними сегментами засобами штучного інтелекту й подальша інтерпретація прийнятих рішень.

У дисертаційній роботі розроблено новий метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, який на відміну від існуючих підходів до аналізу цифрової активності, розглядає не глобальний цифровий профіль автора, а множину локальних сегментів спілкування, що дає змогу інтерпретувати кожен сегмент як окреме джерело когнітивного навантаження.

У дисертаційній роботі розроблено новий метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання, який на відміну від існуючих підходів, орієнтованих на глобальні показники активності користувача (загальний обсяг повідомлень, час онлайн, усереднений емоційний фон тощо), забезпечує посегментний аналіз цифрової втоми за текстовими даними, що дає змогу визначати стан цифрового виснаження як узагальнення неоднорідного впливу цифрової втоми за окремими комунікативними сегментами.

У дисертаційній роботі розроблено новий метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора, особливістю якого є використання результатів локального оцінювання цифрової втоми за комунікативними сегментами для побудови інтегрального профілю цифрового виснаження, що на відміну від існуючих підходів, орієнтованих

переважно на агреговані показники цифрової активності, запропонований метод дає змогу розмежовувати локальні прояви цифрової втоми та критичний стан цифрового виснаження.

Практичне значення отриманих результатів полягає у програмній реалізації розроблених методів інтелектуального аналізу текстових даних, які забезпечують сегментування комунікативної активності користувача, інтерпретоване виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та формування інтегрального профілю цифрового виснаження автора з можливістю відмежування стану цифрової втоми від критичного стану цифрового виснаження. Запропоновані рішення забезпечують підвищення інтерпретованості моніторингу стану користувача в цифровому середовищі, що створює підґрунтя для своєчасного виявлення ризиків цифрового перевантаження та запобігання розвитку цифрового виснаження. Система, реалізована на основі нейромережових моделей глибокого навчання, дозволяє не лише виявляти наявність цифрової втоми, а й візуалізувати тематичні зони когнітивного перевантаження у структурі тексту, що відкриває нові можливості для моніторингу стану користувачів та адаптації цифрових сервісів до індивідуальних потреб.

Теоретичні та практичні результати дисертаційної роботи були впроваджені в освітній процес Воєнної академії імені Євгенія Березняка у блоці військово-спеціальних дисциплін при удосконаленні навчально-лабораторного комплексу другої кафедри Другого навчально-наукового інституту та в освітній процес Хмельницького національного університету при викладанні дисциплін «Методи та системи штучного інтелекту» й «Моделі та методи текстової аналітики». Апробація та впровадження розробок здійснені в діяльності ГО «ІТ Кластер м. Хмельницького» та ПП «Авіві», а також при виконанні держбюджетних тем Хмельницького національного університету: «Розробка методів та алгоритмів ідентифікації та класифікації залишків зруйнованих будівель на основі нейромережевого аналізу візуальних даних» (ДР № 0125U003585) та

«Нейромережеві методи класифікації текстильних відходів для систем циркулярної економіки» (ДР № 0126U002064).

Основні результати дисертації опубліковані в 12 наукових працях (Додаток А), серед яких 4 статті у фахових наукових журналах України, включених на дату опублікування до переліку наукових фахових видань України категорії Б; 6 публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації; 2 авторських свідоцтва.

Ключові слова: цифрова втома, цифрове виснаження, BERT, комунікативні сегменти, нейромережеве виявлення цифрової втоми, оброблення природної мови.

ANNOTATION

Vit R.V. Methods for Detecting Digital Fatigue in Textual Content Using Artificial Intelligence. – Qualifying scientific manuscript.

PhD thesis submitted for the degree of Doctor of Philosophy in Specialty 122 Computer Science. – Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, 2026.

The relevance of the topic of digital fatigue and exhaustion is determined by the profound transformations taking place in the structure of human activity under the influence of digitalization. In the era of constant network connectivity, the digital environment not only creates new channels of interaction but also imposes an additional cognitive and emotional load, which was previously distributed more evenly between physical and social spaces. The human psyche, adapted to the alternation of social activity and privacy, appears insufficiently prepared for prolonged functioning in a mode of continuous digital interaction, which often leaves no space for genuine recovery.

Digital fatigue, as a manifestation of maladaptation to excessive stimulation from the information environment, disrupts basic mechanisms of self-regulation and leads to the formation of new psycho-emotional states that are not always detected at early stages. Their accumulation gradually develops into chronic digital

exhaustion, affecting not only professional efficiency but also personal functioning. A particularly threatening aspect is that these processes occur against the background of the normalization of digital dependence, which further complicates awareness of their harmful consequences.

In addition, digital exhaustion is not limited to the individual dimension; it also has a broader social impact. Mass exhaustion affects team productivity, the effectiveness of educational processes, the quality of interpersonal relationships, and even the general level of mental health in the population. In this regard, the study of digital fatigue and exhaustion acquires not only psychological but also interdisciplinary significance, integrating aspects of sociology, information technology, neuroscience, and healthcare.

The object of the study is the process of intelligent analysis of textual content for detecting digital fatigue.

The subject of the study is methods and tools of natural language processing for detecting digital fatigue in textual content.

The aim of the study is to improve the quality of digital fatigue detection in textual content with detailing by communicative segments using artificial intelligence tools and subsequent interpretation of the decisions made.

The PhD thesis develops a new method for identifying users' communicative segments using artificial intelligence tools, which, unlike existing approaches to the analysis of digital activity, considers not the global digital profile of an author but a set of local communication segments, making it possible to interpret each segment as a separate source of cognitive load.

The PhD thesis develops a new method for detecting digital fatigue by communicative segments using deep learning neural network models, which, unlike existing approaches focused on global indicators of user activity, such as the total number of messages, time spent online, averaged emotional background, and similar parameters, provides segment-level analysis of digital fatigue based on textual data. This makes it possible to determine the state of digital exhaustion as a

generalization of the heterogeneous impact of digital fatigue across individual communicative segments.

The PhD thesis develops a new method for detecting digital exhaustion with visual interpretation based on the author's profile. A distinctive feature of the method is the use of local digital fatigue assessment results for communicative segments to construct an integral profile of digital exhaustion. Unlike existing approaches, which are mainly focused on aggregated indicators of digital activity, the proposed method makes it possible to distinguish local manifestations of digital fatigue from the critical state of digital exhaustion.

The practical significance of the obtained results lies in the software implementation of the developed methods for intelligent analysis of textual data. These methods provide segmentation of a user's communicative activity, interpreted detection of digital fatigue by communicative segments, and formation of an integral profile of the author's digital exhaustion with the possibility of distinguishing the state of digital fatigue from the critical state of digital exhaustion. The proposed solutions increase the interpretability of monitoring the user's state in the digital environment, thereby creating a basis for the timely detection of risks of digital overload and prevention of the development of digital exhaustion. The system implemented on the basis of deep learning neural network models makes it possible not only to detect the presence of digital fatigue but also to visualize thematic zones of cognitive overload in the structure of the text, which opens up new opportunities for monitoring users' states and adapting digital services to individual needs.

The theoretical and practical results of the PhD thesis have been implemented in the educational process of the Yevhenii Berezniak Military Academy in the block of military-specialized disciplines during the improvement of the educational and laboratory complex of the Second Department of the Second Educational and Scientific Institute, as well as in the educational process of Khmelnytskyi National University in teaching the courses «Methods and Systems of Artificial Intelligence» and «Models and Methods of Text Analytics». The

developed solutions were tested and implemented in the activities of the NGO «IT Cluster of Khmelnytskyi» and the private enterprise «Avivi», as well as during the implementation of state-funded research projects of Khmelnytskyi National University: «Development of Methods and Algorithms for the Identification and Classification of Remains of Destroyed Buildings Based on Neural Network Analysis of Visual Data» (State Registration No. 0125U003585) and «Neural Network Methods for Classifying Textile Waste for Circular Economy Systems» (State Registration No. 0126U002064).

The main results of the PhD thesis have been published in 12 scientific works (Appendix A), including 4 articles in professional scientific journals of Ukraine, which at the time of publication were included in the List of Scientific Professional Publications of Ukraine, Category B; 6 publications certifying the approbation of the thesis materials; and 2 copyright certificates.

Keywords: digital fatigue, digital exhaustion, BERT, communicative segments, neural network detection of digital fatigue, natural language processing.

СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових видань України:

1. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення психологічного цифрового перевантаження за аналізом текстових даних нейромережевими моделями глибокого навчання. Науковий журнал «Вісник Херсонського національного технічного університету». 2025. №2 (93). Т. 2. С. 107-114. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.12>

2. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод інтерпретованого виявлення цифрового виснаження за профілем автора. Науковий журнал «Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки». Херсон, 2025. №6. С. 66-75. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.6.5>

3. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до тематичної класифікації текстової інформації засобами обробки природної мови. Науковий журнал «Наукові праці Донецького національного технічного університету», серія «Проблеми моделювання та автоматизації проектування». 2025. №1 (21). С. 94-99. <https://doi.org/10.31474/2074-7888-2025-1-21-94-99>

4. Мазурець О.В., Віт Р.В. Метод виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №6, Т.1 (343). С. 152-157. <http://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-343-6-23>

Публікації у матеріалах конференцій:

5. Vit R., Mazurets O., Barmak O., Molchanova M., Krak I. Identifying users communicative segments to explain digital fatigue via NLP. CEUR Workshop Proceedings, 2025, vol. 4163, pp. 124-134. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4163/paper11.pdf>

6. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Sobko O., Wierzbicki A., Chumachenko D. Neural network detection of digital fatigue and burnout with

interpretable thematic segmentation. CEUR Workshop Proceedings, 2025, vol. 4141, pp. 28-37. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4141/paper3.pdf>

7. O. Mazurets, R. Vit, M. Molchanova, I. Tymofiiiev, O. Sobko, Context-enriched approach to students depression monitoring in education using BERT-GPT hybrid model, CEUR Workshop Proceedings 4096 (2025) 167-176. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4096/paper12.pdf>

8. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення комунікаційних об'єктів як індикаторів цифрової втоми. Матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні управляючі системи та технології ІУСТ-ОДЕСА-2025». 24-26 вересня 2025. Одеса. 2025. С.119-121.

9. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до візуальної інтерпретації результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми в повідомленнях соціальних мереж. Матеріали XVIII міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології і автоматизація». 30-31 жовтня 2025. Одеса, ОНТУ. 2025. С.1122-1124.

10. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до виявлення цифрової втоми за повідомленнями із визначенням сегментів спілкування. Тези доповідей XXIII Міжнародної науково-практичної конференції «Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем (МПЗІС-2025)». 19-21 листопада 2025. Дніпро: ДНУ, 2025. С. 99-100.

Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:

11. Мазурець О. В., Віт Р. В. Комп'ютерна програма «Інтелектуальна інформаційна система для тематичної класифікації текстової інформації»: свідоцтво про реєстрацію авторського права № 136030 від 12.05.2025.

12. Мазурець О. В., Віт Р. В. Комп'ютерна програма «Програмний модуль автоматизованого визначення комунікативних сегментів користувача за множиною повідомлень засобами обробки природної мови»: свідоцтво про реєстрацію авторського права № 143895 від 03.03.2026.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	13
ВСТУП	14
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ МЕТОДІВ, ЗАСОБІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ	23
1.1. Аналіз сучасних методів виявлення цифрового виснаження	23
1.2. Сучасний стан предметної області тематичної класифікації текстової інформації для визначення комунікативних сегментів	28
1.3. Аналіз ознак цифрової втоми у текстовому контенті	32
1.4. Візуальна аналітика та інтерпретація результатів роботи нейромережових моделей	37
1.5. Мета та завдання дослідження	41
РОЗДІЛ 2. ФОРМАЛІЗАЦІЯ ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	43
2.1. Концепція роботи	43
2.2. Модель виявлення цифрової втоми за текстовим контентом	48
2.3. Характеристика експериментальної бази та наборів текстових даних	58
2.4. Візуальна інтерпретація результатів виявлення цифрового виснаження на рівні комунікативних сегментів	72
2.5. Критерії алгоритмічної прозорості та етичні обмеження моделювання психоемоційних станів	76
2.6. Висновки до розділу 2	79
РОЗДІЛ 3. МЕТОДИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ З ВІЗУАЛЬНОЮ ІНТЕРПРЕТАЦІЄЮ	81
3.1. Проблема виявлення цифрової втоми користувачів у текстовому контенті	81
3.2. Метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту	82

3.3. Метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання	87
3.4. Метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора.....	93
3.5. Виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів	100
3.6. Метрики оцінювання якості на етапах визначення комунікативних сегментів і виявлення цифрової втоми	105
3.7. Сценарій експериментального дослідження.....	109
3.8. Функціональні та нефункціональні вимоги	111
3.9. Висновки до розділу 3	114
РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ ЗА КОМУНІКАТИВНИМИ СЕГМЕНТАМИ.....	116
4.1. Опис експериментального програмного забезпечення.....	116
4.2. Результати валідації методу визначення комунікативних сегментів користувачів.....	122
4.3. Результати валідації методу виявлення цифрової втоми нейромережевими моделями глибокого навчання	129
4.4. Результати валідації методу виявлення цифрового виснаження за профілем автора.....	135
4.5. Граничні умови та методологічні обмеження	156
4.6. Висновки до розділу 4	161
ВИСНОВКИ.....	163
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	167
ДОДАТОК А. СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА	193
ДОДАТОК Б. АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ.....	195
ДОДАТОК В. ПРОГРАМНІ КОДИ	200
ДОДАТОК Г. АВТОРСЬКІ СВІДОЦТВА.....	202

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) – двонапрямна трансформерна модель для контекстного подання тексту.

BERTopic – метод тематичного моделювання на основі векторних подань BERT, зниження розмірності та кластеризації.

BERTweet – трансформерна модель сімейства BERT, адаптована для аналізу коротких повідомлень соціальних мереж.

HDBSCAN (Hierarchical Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) – ієрархічний алгоритм щільнісної кластеризації з виявленням шумових об'єктів.

LDA (Latent Dirichlet Allocation) – метод тематичного моделювання, що подає документ як суміш тем, а тему – як розподіл імовірностей слів.

NLP (Natural Language Processing) – обробка природної мови.

TF-IDF (Term Frequency – Inverse Document Frequency) – статистична міра важливості терміна в документі відносно корпусу текстів.

UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) – метод зниження розмірності даних для візуалізації та подальшої кластеризації.

TP (True Positive) – кількість правильно передбачених позитивних випадків.

TN (True Negative) – кількість правильно передбачених негативних випадків.

FP (False Positive) – кількість хибно передбачених позитивних випадків.

FN (False Negative) – кількість хибно передбачених негативних випадків.

ВСТУП

Актуальність теми. У сучасному світі цифрова втома (digital fatigue) набуває все більшого поширення, охоплюючи широкі верстви населення в умовах зростаючої цифровізації життя, дистанційної роботи, онлайн-освіти та соціальної взаємодії в цифровому середовищі [1]. Після пандемії COVID-19, яка суттєво трансформувала моделі професійної та освітньої діяльності, віддалена взаємодія з використанням цифрових технологій стала не винятком, а нормою [2]. Це спричинило значне зростання тривалості екранного часу: за даними Statista, у 2023 році середній дорослий проводив понад 7 годин на день в інтернеті, з них понад 3 години – в соціальних мережах [3]. Згідно з дослідженням компанії Microsoft, понад 54% опитаних працівників повідомили про зниження рівня енергії та концентрації внаслідок постійної присутності в онлайн-комунікаціях, а близько 39% зазначили про симптоми емоційного виснаження [4].

За результатами дослідження поширеності цифрової втоми серед студентів медичних спеціальностей ($n = 781$), проведеного із застосуванням валідованої шкали Zoom Exhaustion & Fatigue Scale, встановлено, що 85 % респондентів повідомляли про наявність симптомів цифрового виснаження, пов'язаних із регулярною участю у відеоконференціях та дистанційному навчанні, що свідчить про високу поширеність феномену цифрової втоми у молодіжному освітньому середовищі в умовах інтенсивної онлайн-взаємодії [30]. В умовах воєнного стану та масової міграції в Україні проблема ще більше загострюється через необхідність постійного дистанційного зв'язку, навчання та роботи в умовах нестабільного середовища. Для вразливих груп, зокрема людей похилого віку, підлітків, освітян, IT-працівників, а також вимушених переселенців, цифрове перенавантаження набуває форми хронічного стресу з потенційним переходом у депресивні та тривожні стани [5].

Цифрова втома має не лише індивідуальні, а й соціальні наслідки: вона знижує продуктивність, погіршує міжособистісну взаємодію, ускладнює прийняття рішень і створює передумови для професійного виснаження, особливо в освітньому та медіасекторі [6]. Вона також ускладнює доступ до якісної освіти та ментального благополуччя – що напряду пов'язано з Цілями сталого розвитку ООН. Зокрема, Ціль 3 («Забезпечення здорового способу життя і сприяння добробуту для всіх у будь-якому віці») передбачає зниження захворюваності на психічні розлади [7], а Ціль 4 («Забезпечення всеохоплюючої та якісної освіти») – доступ до безпечного освітнього середовища, яке в цифрову епоху потребує врахування впливу технологій на когнітивне навантаження [8]. Водночас Ціль 8 («Сприяння стійкому економічному зростанню, повній та продуктивній зайнятості») вимагає підтримки ментального здоров'я працівників, оскільки цифрове виснаження негативно впливає на ефективність та інноваційну активність [9].

Отже, вивчення феномену цифрової втоми, розробка методів її виявлення та мінімізації є надзвичайно актуальним у контексті соціальної стабільності, сталого розвитку, а також формування політик цифрової гігієни в освіті, на роботі та в щоденному житті. Інноваційні підходи на перетині штучного інтелекту, психології та цифрової лінгвістики відкривають нові можливості для вчасного виявлення ознак ментального виснаження та створення інтелектуальних систем підтримки психічного добробуту.

Ця тема висвітлена українськими науковцями, зокрема у працях, присвячених цифровій втомі, цифровому виснаженню та цифровому добробуту: дослідження впливу цифрових технологій на психофізичне здоров'я студентів та виокремлення цифрової втоми як одного з ключових чинників ризику навчального середовища (Д. В. Шевчук, О. В. Кобилянський) [10]; аналіз когнітивних наслідків дистанційного й гібридного навчання та стійкості студентів до цифрової перевтоми (А. Мулявка) [11]; вивчення феномену «Zoom-fatigue» в освіті дорослих та адаптація

відповідних опитувальників на україномовній вибірці (М. Паккі, В. Ворона) [12]; дослідження цифрового добробуту українців в умовах повномасштабної війни, де цифрова втома розглядається як один з вимірів суб'єктивного благополуччя (М. Дворник, М. Слюсаревський) [13]. Також вагомий внесок у розвиток методів обробки природної мови, виділення ключових слів, тематичної кластеризації і семантико-синтаксичного моделювання природної мови, що становлять методологічну основу для автоматизованого виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження за текстовими даними, зробили українські вчені А. В. Анісімов [14, 15], Р. О. Багрій [16, 17], О. В. Бармак [16, 18], О. В. Бісікало [19], В. А. Висоцька [19-22], Ю. І. Крак [16, 18, 23], В. В. Литвин [21, 22], Е. А. Манзюк [16, 24, 25], О. О. Марченко [14, 15], О. А. Прокіпчук [20, 21], П. М. Радюк [23, 26], Л. Б. Чирун [27] та інші.

Серед іноземних дослідників концепції цифрової втоми, техностресу й цифрової втоми та виснаження розглядаються у роботах R. An та співавт., які аналізують зв'язок цифрової втоми з академічною резильєнтністю студентів [28], V. T. Sajas Bravo та колег, що досліджують можливості короткоциклового контенту й ШІ-інструментів для зниження цифрової втоми у викладачів [29]; R. K. Ibrahim та співавт., які показують, як цифрове виснаження, зумовлене надмірним часом перед екраном, пов'язане з психічним здоров'ям студентів медичних спеціальностей [30]; а також Bhavasriya V., S. Maruthavijayan, що аналізують цифрове виснаження як приховану ціну постійної онлайн-присутності [31].

Попри зростання інтересу до виявлення цифрової втоми за допомогою методів обробки природної мови, існує суперечність між необхідністю точного розпізнавання психоемоційного стану та лінгвістичною неоднозначністю текстів, де тема цифрової втоми може не відповідати реальному внутрішньому стану автора. Це ускладнює автоматизовану класифікацію та вимагає глибшого аналізу мовленнєвих патернів, контексту

й інтенції автора, що виходить за межі традиційного тематичного або емоційного моделювання.

З одного боку, мовлення людини є важливим джерелом виявлення психоемоційних станів, зокрема цифрової втоми та виснаження, однак, з іншого – наявність семантичної тематики, пов'язаної з втомою чи негативними подіями, ще не є прямим індикатором саме цифрової втоми як психологічного феномену.

Це зумовлює методологічну складність: текст може містити ознаки емоційного виснаження без явних згадок про цифровий контекст [32, 33], або ж, навпаки, може містити згадки про втому, але лише описово, без наявності симптоматики (наприклад, інформаційні повідомлення, новини, обговорення теми) [34]. Таким чином, виникає потреба відмежувати тематичний зміст повідомлення від латентних психологічних маркерів стану людини.

Зазначена науково-прикладна задача відповідає предметній області Стандарту вищої освіти України зі спеціальності 122 – Комп'ютерні науки для третього (освітньо-наукового) рівня вищої освіти, зокрема, такому об'єкту вивчення та діяльності, як «процеси обробки інформації у комп'ютерних системах».

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами. Наведені в дисертації дослідження проводилися у межах виконання держбюджетних тем, де автор був виконавцем: 1) «Розробка методів і алгоритмів ідентифікації та класифікації залишків зруйнованих будівель на основі нейромережевого аналізу візуальних даних» (ДР № 0125U003585); 2) «Нейромережеві методи класифікації текстильних відходів для систем циркулярної економіки» (ДР № 0126U002064).

Мета і задачі дослідження. *Об'єктом дослідження* є процес інтелектуального аналізу текстового контенту для виявлення цифрової втоми.

Предметом дослідження є методи та засоби обробки природної мови для виявлення цифрової втоми у текстовому контенті.

Метою дослідження є підвищення якості виявлення цифрової втоми у текстовому контенті з деталізацією за комунікативними сегментами засобами штучного інтелекту й подальша інтерпретація прийнятих рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі *задачі*:

1. Провести аналіз методів, засобів та технологій для автоматизованого виявлення цифрової втоми та виснаження.
2. Розробити метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту.
3. Розробити метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання.
4. Розробити метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень.
5. Провести експериментальне дослідження методів виявлення цифрової втоми та виснаження за комунікативними сегментами.

Методи дослідження. Для розв'язання поставлених задач використовуються методи обробки природної мови, методи емпіричного дослідження, методи математичної статистики та методи машинного навчання.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в одержанні таких наукових результатів:

1. Розроблено новий метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, який на відміну від існуючих підходів до аналізу цифрової активності, розглядає не глобальний цифровий профіль автора, а множину локальних сегментів спілкування, що дає змогу інтерпретувати кожен сегмент як окреме джерело когнітивного навантаження.
2. Розроблено новий метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання, який на відміну від існуючих підходів, орієнтованих на глобальні показники активності користувача (загальний обсяг повідомлень, час онлайн, усереднений емоційний фон тощо), забезпечує посегментний аналіз цифрової

втоми за текстовими даними, що дає змогу визначати стан цифрового виснаження як узагальнення неоднорідного впливу цифрової втоми за окремими комунікативними сегментами.

3. Розроблено новий метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора, особливістю якого є використання результатів локального оцінювання цифрової втоми за комунікативними сегментами для побудови інтегрального профілю цифрового виснаження, що на відміну від існуючих підходів, орієнтованих переважно на агреговані показники цифрової активності, запропонований метод дає змогу розмежовувати локальні прояви цифрової втоми та критичний стан цифрового виснаження.

Практичне значення отриманих результатів. Практичне значення отриманих результатів полягає у доведенні теоретичних результатів дисертаційної роботи до реалізації та у безпосередньому використанні їх на підприємствах, а саме: програмній реалізації розроблених методів інтелектуального аналізу текстових даних, які забезпечують сегментування комунікативної активності користувача, інтерпретоване виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та формування інтегрального профілю цифрового виснаження автора з можливістю відмежування стану цифрової втоми від критичного стану цифрового виснаження. Запропоновані рішення забезпечують підвищення точності та інтерпретованості моніторингу стану користувача в цифровому середовищі, що створює підґрунтя для своєчасного виявлення ризиків цифрового перевантаження та запобігання розвитку цифрового виснаження. Система, реалізована на основі нейромережових моделей глибокого навчання, дозволяє не лише виявляти наявність цифрової втоми, а й візуалізувати тематичні зони когнітивного перевантаження у структурі тексту, що відкриває нові можливості для моніторингу стану користувачів та адаптації цифрових сервісів до індивідуальних потреб.

Результати дисертаційної роботи впроваджено (Додаток Б): в освітній процес Воєнної академії імені Євгенія Березняка у блоці військово-спеціальних дисциплін при удосконаленні навчально-лабораторного комплексу другої кафедри Другого навчально-наукового інституту; в освітній процес Хмельницького національного університету при викладанні дисциплін «Методи та системи штучного інтелекту» і «Моделі та методи текстової аналітики». Апробація та впровадження розробок здійснені в діяльності ГО «ІТ Кластер м. Хмельницького» та ПП «Авіві».

Особистий внесок здобувача та внесок інших співавторів у спільних публікаціях.

Усі наукові результати дисертаційного дослідження отримані автором особисто. Список опублікованих праць за темою дисертації представлено в списку використаних джерел та у Додатку А.

У спільних публікаціях автору належать такі результати: метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання й метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора [35]; метод визначення комунікативних сегментів користувачів і метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання та метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора [36]; метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту [37]; підхід до виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті для виявлення цифрового виснаження за профілем автора [38]; підхід до виявлення комунікативних сегментів користувачів для пояснення цифрової втоми засобами NLP [18]; підхід до нейромережевого виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження з інтерпретованою тематичною сегментацією [39]; підхід до контекстно збагаченого аналізу текстових повідомлень для моніторингу психоемоційних станів користувачів на основі гібридної моделі BERT-GPT [40]; метод

виявлення комунікаційних об'єктів як індикаторів цифрової втоми [41]; підхід до візуальної інтерпретації результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми у повідомленнях соціальних мереж [42]; підхід до виявлення цифрової втоми за повідомленнями з визначенням сегментів спілкування [43]; програмна реалізація інтелектуальної інформаційної системи для тематичної класифікації текстової інформації [44]; програмна реалізація модуля автоматизованого визначення комунікативних сегментів користувача за множиною повідомлень засобами обробки природної мови [45].

Особистий внесок інших співавторів у спільних публікаціях полягає в такому: у публікаціях [35, 36, 37, 38, 41, 42, 43, 44, 45] О. Мазурець здійснював наукове керівництво дослідженням, брав участь у постановці задач, обговоренні результатів, рецензуванні та коригуванні рукописів; у публікації [18] О. Мазурець брав участь у концептуалізації дослідження, рецензуванні та коригуванні рукопису, О. Бармак та І. Крак здійснювали наукове консультування, концептуалізацію дослідження і загальне керівництво, М. Молчанова брала участь в опрацюванні результатів експериментів; у публікації [39] О. Мазурець виконував концептуалізацію дослідження, рецензування та коригування рукопису, М. Молчанова й О. Собко брали участь в опрацюванні результатів експериментів, А. Wierzbicki та Д. Чумаченко – в обговоренні результатів і науковому консультуванні; у публікації [40] О. Мазурець здійснював концептуалізацію дослідження, рецензування та коригування рукопису, М. Молчанова й О. Собко брали участь в опрацюванні результатів дослідження, І. Тимофієв – у тестуванні окремих компонентів експериментальної системи.

Апробація матеріалів дисертації. Основні результати дисертаційного дослідження доповідались та обговорювались на Міжнародних і Всеукраїнських науково-технічних та науково-практичних конференціях і семінарах, а саме: 2nd International Workshop on Advanced Applied Information Technologies: «AI&DSS» (December 5, 2025,

Khmelnytskyi, Ukraine, Zilina, Slovakia), 1st Workshop on Advanced AI in Explainability and Ethics for the Sustainable Development Goals «ExplAI-2025» (November 7, 2025, Khmelnytskyi, Ukraine), 4th Workshop on Digital Transformation of Education «DigiTransfEd 2025» (September 24, 2025, Kyiv, Ukraine), XIII Міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні управляючі системи та технології ІУСТ-ОДЕСА-2025» (24-26 вересня 2025, Одеса, Україна), XVIII міжнародна науково-практична конференція «Інформаційні технології і автоматизація» (30-31 жовтня 2025, Одеса, Україна), XXIII Міжнародна науково-практична конференція «Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем МПЗІС-2025» (19-21 листопада 2025, Дніпро, Україна).

Публікації. Основні результати дисертації опубліковані в 12 наукових працях (Додаток А), серед яких 4 статті у фахових наукових журналах України, включених на дату опублікування до переліку наукових фахових видань України категорії Б; 6 публікацій, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації; 2 авторських свідоцтва.

Структура та обсяг дисертації. Дисертація складається з анотації, змісту, переліку умовних скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел із 181 найменування на 26 сторінках та 4 додатки на 11 сторінках. Загальний обсяг дисертаційної роботи становить 203 сторінки друкованого тексту, з них 153 сторінок основного тексту. Дисертація містить 48 рисунків та 12 таблиць.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІЗ МЕТОДІВ, ЗАСОБІВ ТА ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ

1.1. Аналіз сучасних методів виявлення цифрового виснаження

Виявлення цифрового виснаження у текстовому контенті доцільно розглядати як задачу інтелектуального аналізу мовних маркерів, що відображають психоемоційний стан автора. Одним із важливих етапів такого аналізу є виявлення цільових об'єктів предметної області [46], які можуть виступати індикаторами цифрової втоми та цифрового виснаження. До таких об'єктів належать ключові слова [47], тематично значущі поняття, іменовані сутності та інші мовні одиниці, що характеризують джерела когнітивного навантаження, цифрову взаємодію, емоційне перенапруження або ознаки виснаження користувача [31, 33].

Проблему виявлення цільових об'єктів предметної області варто розглядати у контексті пошуку іменованих сутностей та пошуку ключових слів [48, 49]. Цими задачами широко займаються науковці як у світі, так і в Україні [38].

Модель отримання ключових слів загального призначення, що призначена для роботи з групами документів різних розмірів, доменів і читабельності, а також наявності міток ключових слів запропоновано у [50, 51]. Для отримання кращого вибору ключових слів використано модель логістичної регресії [52, 53] з найменшим стисненням і регуляризацією оператора вибору. Заснована на класифікації структура такого підходу забезпечує вивчення слів, які чітко характеризують цю групу документів у порівняно з контрольними групами документів, що підвищує репрезентативність вилучених ключових слів [54]. У контексті виявлення цифрового виснаження такі підходи можуть бути використані для виокремлення лексем і тематичних маркерів, пов'язаних із

перевантаженням, втому, стресом, надмірною цифровою активністю та іншими проявами психоемоційного напруження.

Відомий підхід до виявлення ключових слів KSW [55], який використовує спеціалізований словник стоп-слів. Через обмежену доступність ресурсів обробки природної мови для кхмерської мови ефективно виявлення ключових слів було серйозною проблемою. KSW вирішує це, розробляючи спеціалізований словник стоп-слів і впроваджуючи методологію попередньої обробки для видалення стоп-слів, тим самим покращуючи виявлення значущих ключових слів. Для задачі виявлення цифрового виснаження подібні підходи є важливими, оскільки дозволяють зосередити аналіз на змістовних індикаторах стану користувача [56].

Щодо задачі NER, у [57] запропоновано підхід до оптимізації завдання розпізнавання іменованих сутностей шляхом використання попередньо навчених мовних моделей для автоматичного дослідження слів, пов'язаних з віртуальними мітками, що представляють категорії сутностей. Метод передбачає розробку міток через встановлення зв'язків між початковими словами міток і відповідними словами сутності на основі розподілу даних, отриманих з попередньо навченої мовної моделі. Завдяки цьому покращується семантичне представлення слів міток, що в результаті підвищує точність моделі в ідентифікації конкретних сутностей. Крім того, завдання NER переналаштовується у формат text2text [58], що дозволяє краще використовувати знання мовної моделі та оптимізує процес вилучення інформації. У межах цієї дисертаційної роботи такі підходи становлять інтерес як засіб виявлення об'єктів, пов'язаних із джерелами цифрового навантаження, каналами комунікації, типами цифрової активності та тематичними сегментами, у яких проявляються ознаки цифрової втоми.

Проблему виявлення цільових об'єктів предметної області доцільно розглядати в контексті пошуку іменованих сутностей (NER) та ідентифікації ключових слів, оскільки ці завдання є важливими для ефективного аналізу текстових даних у різних предметних областях [37]. У задачах виявлення

цифрового виснаження вони набувають особливого значення, оскільки дають змогу формалізувати ті елементи тексту, які вказують на тематику цифрової взаємодії та потенційні ознаки когнітивного й емоційного перевантаження. Дослідження в цій сфері активно проводяться як в Україні, так і за її межами, що підтверджує актуальність даної теми для розвитку науки та технологій обробки природної мови [59, 60].

Одним із підходів до отримання ключових слів, що може застосовуватися для роботи з групами текстів різних обсягів, тематик та рівнів читабельності, є модель загального призначення, запропонована в [59]. Для покращення якості вибору ключових слів у цій моделі застосовуються методи логістичної регресії з мінімальним стисненням та регуляризацією оператора вибору. Класифікаційна структура цього підходу дозволяє ефективно виділяти слова, які найкраще характеризують конкретну групу документів, порівнюючи їх із групами порівняння. Такий підхід підвищує репрезентативність ключових слів і забезпечує точнішу ідентифікацію важливих елементів тексту, зокрема й тих, що можуть бути використані як індикатори цифрової втоми або цифрового виснаження.

Щодо задачі розпізнавання іменованих сутностей, то в [60] запропоновано метод, що оптимізує процес виявлення сутностей шляхом використання попередньо навченої мовної моделі. Цей підхід дозволяє автоматично виявляти слова, що належать до певних категорій сутностей, через встановлення зв'язків між початковими словами та відповідними сутностями, ґрунтуючись на розподілі даних, отриманих з мовної моделі. Така техніка покращує семантичне представлення слів і підвищує точність моделі в ідентифікації сутностей. Крім того, для покращення результатів задача NER модифікується у формат «text2text», що дозволяє ефективніше використовувати знання попередньо навченої мовної моделі і оптимізує процес вилучення релевантної інформації для подальшого аналізу психоемоційного стану автора тексту.

У сучасній лінгвістично орієнтованій обробці текстової інформації задача пошуку ключових слів розглядається як один із базових етапів тематичного аналізу та ідентифікації змістовних одиниць [61, 62, 63], що репрезентують сутність документа. У задачах виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження це дає змогу визначати мовні маркери, які відображають джерела цифрового навантаження, характер комунікації та можливі прояви психоемоційного виснаження. Методи виділення ключових слів еволюціонували від статистичних до гібридних і нейромережевих, охоплюючи дедалі складніші рівні контекстного представлення інформації.

На початковому етапі широкого застосування набули статистичні підходи, серед яких найбільш поширеними є терміни TF, TF-IDF [64] та їхні модифікації [65, 66]. Ці методи ґрунтуються на оцінці частотних характеристик термінів у межах окремого документа та всього корпусу, дозволяючи виокремити слова, що мають найбільшу інформаційну вагу [67, 68, 69]. Водночас такі підходи часто ігнорують семантичні зв'язки між словами, не враховують синонімію, полісемію та контекстуальне забарвлення лексем [70], що є особливо важливим у задачах виявлення латентних ознак цифрового виснаження.

Для подолання цих обмежень було запропоновано алгоритми, що враховують особливості розподілу термінів, зокрема методи дисперсного аналізу та індекси важливості лексем у різних підвибірках корпусу. Подібні стратегії дозволяють виявити не лише часто вживані, але й значущі для певної теми або домену слова [71], що вирізняються варіативністю частот у різних тематичних класах.

Окреме місце займають методи, засновані на інформаційній ентропії, де ключові слова визначаються як ті, що знижують невизначеність класифікаційного простору [72]. У цьому контексті поширення набули моделі, які реалізують логістичну регресію із регуляризацією, що дозволяє уникнути перенавчання та зосередитись на термінах з високим дискримінативним потенціалом. Вибір ознак за допомогою таких моделей

забезпечує стабільність і репрезентативність ключових слів, особливо в багатотемних корпусах.

Останнім часом дедалі ширшого поширення набувають гібридні підходи, які поєднують класичні статистичні техніки з контекстуальними мовними моделями на основі трансформерів. Зокрема, застосування таких моделей, як BERT, дозволяє формувати векторні представлення слів з урахуванням їхнього оточення, що уможливлює виокремлення ключових термінів не лише за частотою, а й за їхнім семантичним значенням у контексті [73, 74]. Використання вбудовувань та attention-механізмів дозволяє глибше відобразити внутрішню структуру тексту та виділити найбільш релевантні поняття, що є суттєвими для змістового аналізу та подальшого виявлення ознак цифрової втоми і цифрового виснаження.

Таким чином, сучасні методи виявлення ключових слів поступово переходять від поверхневих статистичних моделей до глибоких контекстуальних підходів, забезпечуючи більш точне, семантично обґрунтоване виявлення цільових понять, що є особливо актуальним у задачах аналізу когнітивного навантаження, цифрової втоми та цифрового виснаження.

Отже, з виконаного огляду, під поняттям цільові об'єкти предметної області будуть матись на увазі сутнісно значущі мовні одиниці (поняття, терміни, іменовані сутності чи тематично релевантні ключові слова), що репрезентують змістовну структуру текстів, пов'язаних з певною галуззю знань або тематикою дослідження. Вони виступають як маркери інформаційної належності тексту до визначеної предметної області, забезпечуючи можливість тематичної класифікації, побудови семантичних моделей та виявлення когнітивно-емоційних станів у контексті аналізу природної мови. У межах цієї роботи вони розглядаються як мовні індикатори, що дають змогу виявляти джерела когнітивного навантаження, тематично значущі сегменти комунікації та ознаки цифрової втоми й цифрового виснаження у текстовому контенті.

1.2. Сучасний стан предметної області тематичної класифікації текстової інформації для визначення комунікативних сегментів

У зв'язку зі стрімким зростанням обсягів неструктурованих текстових даних в Інтернеті, соціальних мережах, освітньому середовищі, корпоративному листуванні та інших цифрових джерелах, тематична класифікація текстів набуває виняткового значення як інструмент організації, фільтрації та інтерпретації інформації [75, 76]. Зазначена задача полягає у автоматичному визначенні тематики документа або його фрагмента з метою його класифікації [77], групування чи індексації [78, 79]. Ефективність тематичної класифікації суттєво впливає на якість пошуку, аналізу тональності, виявлення прихованих патернів мислення, а також діагностику когнітивного стану користувачів, зокрема у випадку вивчення цифрової втоми [80, 81].

Перші підходи до тематичної класифікації ґрунтувались на класичних методах статистичного аналізу частоти слів [82]. Найбільш поширеними серед них є алгоритми, що використовують вагові схеми TF-IDF, які дозволяють визначити терміни, характерні для певного документа порівняно з усім корпусом [83]. Попри свою простоту, ці методи залишаються базовими для багатьох прикладних систем, однак мають обмеження у представленні семантичної структури тексту, оскільки не враховують багатозначність, синонімію, граматичні зв'язки та контекстуальні нюанси [84, 85].

У відповідь на ці виклики було запропоновано тематичне моделювання на основі латентного розподілу ймовірностей, серед яких найбільш відомим є алгоритм латентного розподілу Діріхле (LDA) [86]. Цей метод дозволяє подати кожен документ як суміш кількох тем, а кожену тему – як розподіл ймовірностей слів [87]. Перевагою LDA є здатність виокремлювати приховану структуру тематики в корпусах великих обсягів без попереднього маркування. Однак, він демонструє обмежену чутливість до лексичних варіацій та не завжди ефективно працює з короткими чи емоційно

забарвленими повідомленнями, які характерні, зокрема, для соціальних мереж чи комунікації в умовах цифрової втоми [88, 89].

Для подолання обмежень класичних імовірнісних моделей були запропоновані підходи, що поєднують тематичне моделювання з методами лінійної алгебри. Зокрема, методи сингулярного розкладу матриць (SVD) [90, 91] та нефакторизаційні підходи, зокрема NMF (Non-negative Matrix Factorization) [92, 93], застосовуються для побудови семантичних просторів, у яких теми інтерпретуються як вектори, що виявляють латентні закономірності в даних. Ці методи дозволяють досягти кращої стабільності розподілу тем при меншій кількості вхідних параметрів і знаходять застосування в багатьох системах фільтрації контенту.

Значним етапом у розвитку тематичної класифікації стало впровадження методів глибинного навчання [94, 95]. Моделі на основі згорткових і рекурентних нейромереж (CNN, LSTM [96], GRU) дозволяють навчатися з мінімальною участю експерта, виявляючи складні залежності між словами [97, 98]. Проте найбільш революційним став перехід до трансформерних моделей, серед яких особливої популярності набули BERT, RoBERTa, DistilBERT, GPT та їх похідні [99, 100, 101]. Вони забезпечують глибоке контекстуальне представлення тексту на рівні окремих токенів, враховуючи взаємозв'язки між словами у реченні незалежно від їхньої позиції.

У сфері тематичного аналізу трансформери застосовуються як для генерації векторних подань документів з подальшою кластеризацією, так і для прямої багатокласової класифікації, де кожна тема виступає як окремий клас. Зокрема, інтеграція BERT-вбудовувань у тематичне моделювання дозволяє комбінувати гнучкість латентних моделей із семантичною точністю контекстуальних векторів [102]. Такі гібридні моделі, як BERTopic [103] або Combined LDA-BERT [104], демонструють високу узгодженість кластерів тем і адаптивність до коротких, емоційно забарвлених повідомлень, характерних для цифрової комунікації.

Крім того, сучасні дослідження спрямовані на автоматичне визначення оптимальної кількості тем, адаптацію до мультижанрових корпусів та обробку динамічних потоків тексту [105]. У відповідь на потребу в обробці великих масивів неструктурованої інформації розроблено алгоритми, що працюють у потоковому режимі (Online Topic Modeling), та моделі, які враховують еволюцію тем у часі (Dynamic Topic Models) [106, 107]. Ці моделі дозволяють виявляти тренди в реальному часі та досліджувати зміни в когнітивному стані користувачів на основі тем, що домінують у їхніх висловлюваннях.

Іншим перспективним напрямом є застосування тематичного аналізу в межах мультимодальних моделей, що поєднують текст із метаданими, зображеннями чи аудіо [108]. У контексті виявлення цифрової втоми ці підходи відкривають можливість інтеграції вербальних та невербальних ознак у єдину аналітичну модель. Також зростає інтерес до пояснювальних моделей, які дозволяють аналізувати не лише вихідний тематичний профіль документа, а й шляхи прийняття рішень системою [109, 110].

Варто також зазначити, що тематична класифікація застосовується як самостійна аналітична задача, так і як попередній етап у комплексних системах: виявлення фейкових новин [111, 112], автоматизованого оцінювання якості освіти [113, 114], психолінгвістичного аналізу та моніторингу психоемоційного стану. У контексті цифрової втоми тематичні моделі дозволяють сегментувати текстову інформацію за когнітивним навантаженням, що уможлиблює побудову індикаторів емоційного чи професійного виснаження на основі мовленнєвих патернів.

Зі зростанням використання Інтернету та цифрових платформ кількість неструктурованих даних значно збільшилась, що підвищило потребу в ефективних методах їх обробки [115, 116]. Алгоритми тематичного моделювання, що використовують імовірнісні та лінійні підходи алгебри, досягли успіху в цій галузі. Сучасні огляди зосереджуються на імовірнісних методах, але також важливо враховувати алгоритми на основі лінійної

алгебри для повного розуміння їх можливостей у представленні тематичної структури документів [117].

Інше дослідження зосередилося на впливі природних криз на продуктивність ланцюгів поставок, використовуючи метадані, згенеровані у соціальних мережах. Було розроблено структуру для автоматичного визначення впливу криз, таких як пандемія COVID-19, на ланцюги поставок. Для цього використовували аналіз термінів спільного входження та побудову карти знань. Тематичний аналіз 1024 онлайн-звітів показав п'ять основних областей впливу кризи на ланцюги поставок: роздрібна торгівля продуктами харчування, послуги харчування, виробництво, споживачі та логістика. Модель виявилася ефективною як система підтримки прийняття рішень у кризових ситуаціях [118].

Наукова публікація [119] присвячена вивченню технічних тенденцій у галузі нових енергетичних транспортних засобів (NEV), які розглядаються як провідний напрям розвитку автомобільної промисловості. На основі аналізу патентних текстів із китайської бази даних за 2000–2020 роки за допомогою тематичного моделювання LDA було виокремлено 25 технічних напрямів. Далі автори дослідили динаміку їх значущості й популярності впродовж часу та здійснили прогноз на 2021–2025 роки із застосуванням моделі ARIMA. Результати демонструють, що деякі технічні напрями, зокрема пов'язані з безпекою, охолодженням, зарядною інфраструктурою та фіксацією елементів, послідовно зростають за рівнем популярності. Дослідження підкреслює важливість цих технологічних трендів для стратегічного планування і може слугувати аналітичною базою для країн, що прагнуть розвивати галузь NEV, спираючись на емпірично підтвержені прогнози технічного прогресу.

У роботі [120] запропоновано вдосконалений підхід до тематичного аналізу новинних текстів, який поєднує розширену модель LDA з біноміальним розподілом для підвищення розрізнявальної здатності лексем і паралельну реалізацію для прискорення обчислень, а також використання

BERT-вбудовувань для точнішого отримання семантичних особливостей документів. На прикладі корпусу «THUCNews» автори демонструють, що їхня модель досягає на 19,14 % вищого показника консистенції тематичних груп порівняно зі стандартною LDA при тих самих налаштуваннях ймовірностей генерації слів, а аналіз часової динаміки виявляє, що від 2010 до 2023 року інтенсивність теми «культурна політика» зросла в 14,44 раза, тоді як середня внескова частка теми «культурне управління» в культурну комунікацію сягнула 0,091. Отримані результати вказують на ефективність інтеграції статистичних та нейромережових методів для візуалізації еволюції новинних форматів і їхнього впливу на розширення каналів культурного поширення.

Таким чином, розвиток тематичної класифікації текстової інформації відбувається у напрямі підвищення гнучкості, контекстуальності, адаптивності та інтерпретованості моделей, що особливо актуально у сфері дослідження цифрової втоми, де важливо не лише виявити теми, а й зрозуміти їхню когнітивну та емоційну навантаженість.

1.3. Аналіз ознак цифрової втоми у текстовому контенті

Виявлення цифрової втоми у текстовому контенті доцільно розглядати як задачу аналізу мовних проявів когнітивного перевантаження, емоційного виснаження та змін у структурі комунікації автора. На відміну від суто тематичного аналізу, у цій задачі принципово важливо враховувати, що текст може містити згадки про втому, перевантаження чи цифрову взаємодію, але при цьому не відображати реального психоемоційного стану користувача. Саме тому для виявлення цифрової втоми значення мають не лише окремі слова або теми, а й сукупність лексичних, стилістичних, прагматичних і контекстних ознак, що проявляються у межах цілісного комунікативного фрагмента [121, 122, 123].

У сучасних дослідженнях ознаки цифрової втоми переважно аналізують на кількох рівнях представлення тексту [124]. Найпростішу групу

становлять лексико-статистичні характеристики, до яких належать частота слів із негативною семантикою, зміни лексичної різноманітності, скорочення середньої довжини повідомлень, підвищення частоти займенникових форм, модальних конструкцій і повторів. Такі показники є корисними для первинного опису тексту, оскільки дозволяють фіксувати зниження когнітивної складності висловлювання, зміщення уваги на внутрішній стан автора та послаблення змістової варіативності мовлення. Разом із тим вони мають обмежену специфічність, оскільки подібні зміни можуть супроводжувати не лише цифрову втоми, а й стрес, тривожність, депресивні прояви або ситуативну фрустрацію [125].

Іншу, більш складну групу становлять контекстно-залежні ознаки, пов'язані зі зв'язністю дискурсу, емоційно-прагматичною організацією повідомлення та характером комунікативної поведінки. До них належать ознаки мовленнєвої фрагментації, спрощення синтаксичних структур, ослаблення логічних переходів між висловлюваннями, зменшення комунікативної ініціативи, зниження інтенсивності соціально-регулятивних елементів мовлення, а також зростання частки висловлювань, орієнтованих на переживання виснаження, втрати мотивації чи труднощів концентрації. У середовищі комп'ютерно-опосередкованої комунікації додаткового значення набувають також непрямі індикатори, пов'язані з динамікою відповіді, фрагментарністю реплік і зміною структури діалогу [121, 122]. Саме такі ознаки дають змогу перейти від поверхневого виявлення окремих маркерів до аналізу латентних патернів цифрового перевантаження [127].

Особливу увагу слід приділити тому, що ознаки цифрової втоми не формують жорстко детермінованого набору індикаторів. Один і той самий мовний прояв може мати різну інтерпретацію залежно від тематики повідомлення, комунікативної ситуації, жанру тексту та індивідуального стилю автора [128]. З цієї причини використання лише частотних або тональних характеристик не забезпечує достатньої точності виявлення цифрової втоми, оскільки не дозволяє відмежувати тематичну присутність

мотивів виснаження від реального психоемоційного стану користувача [129, 130]. Отже, аналіз ознак має спиратися не на ізольовані мовні одиниці, а на їх поєднання в межах змістово завершених сегментів комунікації [126].

З урахуванням цього доцільно узагальнити ознаки цифрової втоми за рівнем їх складності та способом представлення у тексті. Така систематизація дозволяє, з одного боку, відокремити поверхневі індикатори, що фіксуються на лексико-статистичному рівні, а з іншого – виокремити контекстно-залежні ознаки, пов'язані з когнітивною, емоційною та прагматичною організацією повідомлення. Саме в такому розумінні побудовано таксономію лінгвістичних ознак цифрової втоми, наведену на рис. 1.1.

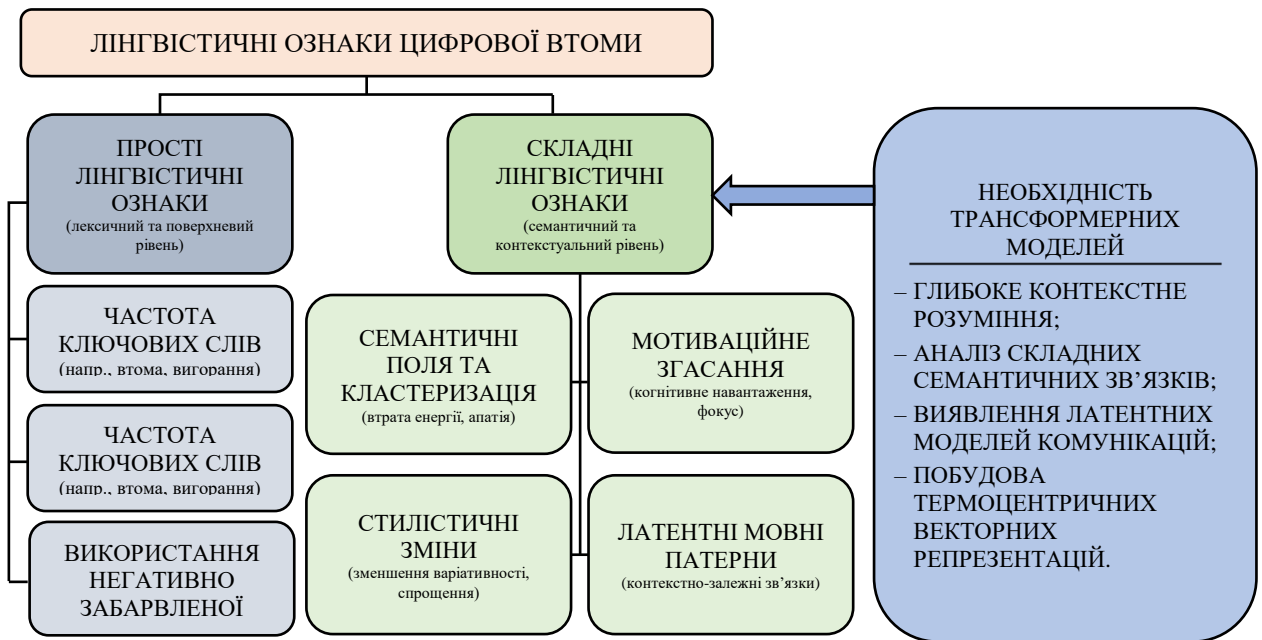


Рис. 1.1 – Таксономія лінгвістичних ознак цифрової втоми

Відповідно до рис. 1.1, прості ознаки відображають лише зовнішній шар тексту і можуть бути виявлені за допомогою частотного, лексичного або тонального аналізу. Вони придатні для попереднього відбору повідомлень і формування базових індикаторів цифрового перевантаження, проте не дають можливості надійно відтворити внутрішню семантичну структуру висловлювання. Натомість складні ознаки охоплюють семантичні поля,

стилістичні зрушення, мотиваційні маркери та латентні мовні патерни, які формуються у зв'язному дискурсі й набувають значення лише в контексті цілісного фрагмента комунікації [121, 122, 127].

Саме тому в задачі виявлення цифрової втоми зростає роль моделей, здатних враховувати контекст, залежності між мовними одиницями та внутрішню структуру тексту. Використання трансформерних архітектур у цьому випадку є обґрунтованим не лише з позиції підвищення точності класифікації, а й з позиції змістовної відповідності природі досліджуваного феномену. Для цифрової втоми суттєвими є не окремі слова як такі, а спосіб їх поєднання у межах комунікативного сегмента, їхня роль у вираженні когнітивного навантаження та зв'язок із тематичними зонами перевантаження, що надалі створює підґрунтя для інтерпретації прийнятих моделлю рішень [126].

Однак сам по собі перелік можливих ознак ще не дає відповіді на питання, наскільки повно вони враховані в наявних підходах до виявлення цифрової втоми, цифрового виснаження та суміжних психоемоційних станів. Для обґрунтування напрямів власного дослідження доцільно порівняти існуючі підходи за типом даних, аналітичним інструментарієм, рівнем інтерпретованості та здатністю працювати з текстовими сегментами комунікації. Відповідне порівняння наведено в табл. 1.1.

Як видно з табл. 1.1, наявні підходи можна умовно поділити на дві основні групи. До першої належать психометричні та анкетні моделі, орієнтовані на вимірювання Zoom-втоми, техностресу або цифрового виснаження за допомогою опитувальників. Такі підходи забезпечують змістовну інтерпретацію феномену, однак не реалізують автоматизованого аналізу текстового контенту. До другої групи належать NLP-підходи, спрямовані на виявлення стресу, виснаження чи депресивних проявів за повідомленнями соціальних медіа. Вони демонструють вищий рівень автоматизації, але переважно працюють із суміжними станами, а не з

цифровою втомою як окремим феноменом, і, як правило, не враховують посегментну організацію комунікації автора.

Таблиця 1.1

Порівняння існуючих методів виявлення цифрової втоми та виснаження

Джерело	Що саме виявляється	Тип підходу	Дані	Інтерпретованість	Основні обмеження
Fauville et al., 2021 [131]	Zoom-втома	психометрична шкала	опитувальник	часткова	немає автоматизованого аналізу тексту
Riedl, 2021 [132]	втома від відеоконференцій	концептуальна модель	теоретичний аналіз	висока теоретична	немає алгоритму виявлення
Consiglio et al., 2023 [133]	технострес, виснаження, депресивні та тривожні симптоми	анкетний / статистичний	опитувальники	середня	немає текстового та сегментного аналізу
Hurbean et al., 2022 [134]	технострес, зумовлений обміном миттєвими повідомленнями	анкетний / SEM	опитувальники	середня	не аналізує зміст повідомлень
Turcan & McKeown, 2019 [135]	стрес	NLP-корпус / класифікація	Reddit-пости	низька / залежить від моделі	це стрес загалом, не цифрова втома
Pillai et al., 2018 [136]	стрес і чинники його виникнення	NLP-аналіз твітів	tweets	часткова	немає аналізу профілю автора й сегментів спілкування
Sabri et al., 2024 [137]	дискурс виснаження	NLP-ресурс / виявлення виснаження	Reddit	часткова	не орієнтовано саме на цифрову втому й цифрове виснаження автора
Song et al., 2018 [138]	депресія	інтерпретований NLP-підхід	social media posts	висока	інша предметна область, без цифрових сегментів комунікації

Отже, результати проведеного аналізу свідчать, що для задачі виявлення цифрової втоми недостатньо ані суто психометричного підходу, ані перенесення готових моделей аналізу стресу чи депресії на цифровий контент без додаткової адаптації [139]. Методологічно обґрунтованим є підхід, який поєднує аналіз складних лінгвістичних ознак, виділення комунікативних сегментів і можливість інтерпретації прийнятих рішень. Це безпосередньо підводить до розгляду засобів візуальної аналітики та інтерпретації результатів, що становить предмет наступного підпункту.

1.4. Візуальна аналітика та інтерпретація результатів роботи нейромережевих моделей

Питання інтерпретації результатів, отриманих у процесі роботи нейромережевої моделі, є критично важливим не лише з точки зору технічної валідації алгоритмів, а й у контексті наукового розуміння сутності цифрової втоми як складного психоемоційного стану, що виявляється через мовні патерни [140, 141]. У рамках даного дослідження особлива увага приділяється не лише факту правильності класифікації, а й тому, як саме модель приймає рішення, які текстові фрагменти вважає ключовими, як формуються когнітивні структури розпізнавання втоми у лінгвістичному просторі, та наскільки ці рішення можуть бути вивчені, пояснені та концептуалізовані в межах міждисциплінарного підходу [142, 143].

Сучасні трансформерні архітектури, зокрема моделі типу BERT, на яких ґрунтується реалізація даного дослідження, дозволяють здійснювати аналіз тексту не як лінійної послідовності слів, а як складної системи взаємозв'язаних мовних одиниць, контекстуальних залежностей і семантичних зміщень. Особливістю таких моделей є наявність механізму самоуваги (self-attention), який фіксує, на які саме частини вхідного тексту модель зосереджує найбільшу кількість обчислювальних ресурсів, формуючи узагальнене уявлення про зміст повідомлення [144]. Цей механізм дає змогу не лише покращити точність класифікації, а й створити можливості для глибокої інтерпретації результатів. У ході експериментального етапу було реалізовано візуалізацію розподілу уваги, що дозволило виокремити ті мовні структури, які відіграють визначальну роль у процесі прийняття рішення про наявність або відсутність цифрової втоми в тексті.

Вивчення таких патернів продемонструвало, що модель схильна зосереджувати увагу не на випадкових лексемах, а на тих, які мають високий семантичний потенціал з точки зору виявлення психоемоційного стану автора. Це можуть бути як прямі лексичні індикатори, що сигналізують про втому, виснаження, втрату енергії або зниження мотивації, так і непрямі

конструкції, що відображають емоційну тональність, когнітивну дезорганізацію, порушення зв'язності висловлювань або частотне використання займенникових форм, характерних для внутрішньої рефлексії. При цьому модель не фіксує окремі слова як маркери, а виявляє складну взаємозалежність між словами, контекстом їх вживання, синтаксичними позиціями та тематичним фоном. Це дає змогу говорити про здатність моделі не просто класифікувати тексти, а реконструювати семантичну структуру висловлювання, у якій цифрова втома функціонує як латентна категорія, імпліцитно присутня в когнітивній організації мовлення.

Семантична інтерпретація результатів, у цьому контексті, постає як не менш важливий аналітичний інструмент, ніж сам акт класифікації. Вона дозволяє зіставити алгоритмічні висновки моделі з психологічними та лінгвістичними концепціями, на основі яких будується розуміння ментального виснаження. Наприклад, визначення тематично навантажених сегментів, у яких виявляється підвищений рівень attention, узгоджується з емпіричними дослідженнями з когнітивної психології, що вказують на наявність мовних маркерів, пов'язаних зі зниженням виконавчої функції, емоційною фрустрацією та розладами сну. Таким чином, модель починає виступати не лише як інструмент класифікації, а як автономний аналітичний агент, здатний виявляти патерни, що не завжди помітні у традиційному лінгвістичному аналізі [145].

Окремої уваги заслуговує той факт, що здатність моделі до інтерпретації набуває особливого значення в контексті соціального та професійного застосування. У випадках, коли мова йде про виявлення цифрової втоми в освітньому, медичному чи організаційному середовищі, критично важливо не лише отримати діагностичний результат, а й зрозуміти його причини, локалізацію та інтенсивність. Саме тому в межах даного дослідження інтерпретація не є вторинною до класифікації, а розглядається як повноцінний компонент системного підходу до аналізу цифрової втоми. Це дозволяє перейти від бінарної логіки до глибинного, семантично обґрунтованого моделювання когнітивного навантаження, що відкриває перспективи для

персоналізованого втручання, адаптації цифрових сервісів та формування політик психоемоційної підтримки в умовах зростаючої цифровізації.

У межах семантичної інтерпретації результатів нейромережевої моделі, візуалізація мовних патернів за допомогою хмар слів [146] постає як додатковий аналітичний інструмент, що дозволяє представити узагальнений портрет лексичних домінант, характерних для текстів із ознаками цифрової втоми. На відміну від технік attention-аналізу, які вивчають вагу окремих токенів у межах конкретного фрагмента, хмари слів узагальнюють статистичну частотність лексем на рівні корпусу, дозволяючи побачити, які мовні одиниці трапляються найчастіше у повідомленнях, класифікованих як релевантні до феномену ментального виснаження.

У побудові таких хмар слів ключову роль відіграє не абсолютна кількість вживань слова, а його нормалізоване значення, отримане після лемматизації, очищення тексту від функціональної лексики та, у деяких випадках, зважування термінів за схемами TF-IDF або іншими метричними функціями. Внаслідок цього хмара не просто демонструє найбільш уживані слова, а репрезентує мовну модель, що віддзеркалює когнітивно-емоційний стан авторів текстів [147]. Часто в таких хмарах можна спостерігати лексеми, пов'язані з емоційною нестабільністю, розгубленістю, втомою, а також з тематиками, які викликають перевантаження, наприклад, постійні онлайн-зустрічі, дедлайни, неспання, зниження концентрації тощо.

Наукове значення цього інструменту полягає в його здатності не лише служити підтвердженням результатів, отриманих через глибокі моделі, а й виступати як форма первинного аналізу семантичного наповнення текстового масиву, що дозволяє швидко окреслити тематику, тональність і когнітивне тло корпусу. Крім того, хмари слів є інтерпретованим способом комунікації результатів, вони дозволяють неозброєним оком побачити лексичні домінанти без необхідності занурення у технічні аспекти класифікаційної моделі. Це особливо важливо при взаємодії з аудиторією, яка не є технічно підготовленою, але потребує результатів для подальшого використання у практичних сферах: психології, освіті, медіаплануванні чи соціальній роботі [148].

Для узагальнення сучасних підходів до аналізу текстового контенту проведено їх порівняльний аналіз за основними характеристиками, що наведено у табл. 1.2.

Таблиця 1.2

Порівняння підходів до аналізу текстового контенту

Підхід	Основні методи	Переваги	Обмеження
Статистичні методи аналізу тексту [82 – 85]	TF, TF-IDF	простота реалізації, висока швидкість обчислень, можливість застосування у великих корпусах текстів	не враховують семантичні зв'язки між словами, синонімію та контекст
Тематичне моделювання [86 – 89]	LDA	дозволяє виявляти приховану тематичну структуру документів без попереднього маркування	обмежена ефективність для коротких текстів та емоційно забарвлених повідомлень
Матричні методи семантичного аналізу [90 – 93]	SVD, NMF	дозволяють формувати латентні семантичні простори та виявляти приховані закономірності в текстах	чутливі до параметрів моделі та можуть втрачати контекстуальні залежності
Нейромережеві методи аналізу тексту [94 – 98]	CNN, LSTM, GRU	здатні автоматично виявляти складні залежності між словами та враховувати структуру тексту	потребують значних обсягів навчальних даних та обчислювальних ресурсів
Трансформерні моделі обробки тексту [99 – 104]	BERT, RoBERTa, DistilBERT, GPT	забезпечують контекстуальне представлення тексту та високу точність класифікації	висока обчислювальна складність і потреба у донавчанні для конкретних задач

Як видно з табл. 1.2, класичні статистичні та тематичні моделі мають обмеження, пов'язані з недостатнім урахуванням семантичних зв'язків між словами. Натомість сучасні трансформерні архітектури забезпечують контекстуальне представлення тексту, що підвищує точність аналізу коротких повідомлень у цифрових комунікаціях.

Таким чином, хмари слів доповнюють формальні методи семантичної інтерпретації і створюють міст між статистичним описом мовних даних та глибинною інтелектуальною аналітикою. Вони не замінюють attention-аналіз чи контекстуальні вбудовування, але функціонують як корисна й наочна візуальна репрезентація лексичної структури цифрової втоми у текстовому вимірі.

У результаті, семантична інтерпретація виступає не лише як засіб перевірки коректності функціонування моделі, а як інструмент пізнання, механізм, що дозволяє виявити приховані закономірності, структурувати знання про мовні прояви цифрової втоми та інтегрувати ці знання у формалізовану систему підтримки психоемоційного благополуччя.

1.5. Мета та завдання дослідження

Аналіз розглянутих досліджень підтверджує, що цифрова втома є контекстно залежним явищем, а не універсальною реакцією на тривале використання технологій. Її прояви визначаються характером комунікації, типом цифрового середовища та семантичним навантаженням інформації. У професійному, освітньому та соціальному контекстах спостерігається різна інтенсивність когнітивного та емоційного виснаження, що свідчить про значення змісту й структури комунікативних сегментів як потенційних джерел впливу на ментальний стан користувача. Розглянутими дослідженнями підтверджено, що деякі типи цифрової взаємодії наприклад, рутинна документація, інтенсивні соціальні комунікації або онлайн-навчання – підвищують ризик втоми, тоді як інші, навпаки, мають компенсаторний ефект.

Разом з тим залишається низка нерозв'язаних наукових завдань. Потребують уточнення механізми формування втоми у різних типах цифрових комунікацій, а також довготривалі спостереження, здатні простежити динаміку переходу від нейтральних до виснажливих патернів спілкування. Недостатньо досліджено також вплив алгоритмізованого контенту та генеративних моделей на посилення або модифікацію ознак цифрової втоми.

Це визначає актуальність подальшого розвитку інтерпретованих методів NLP, які б дозволяли пояснювати взаємозв'язки між тематикою комунікації, когнітивним навантаженням і проявами втоми користувачів [150]. В межах дослідження заповнюється прогалина між описовими дослідженнями цифрової втоми та інтерпретованим аналізом її джерел шляхом формування основи для побудови пояснюваних, адаптивних систем моніторингу ментального стану користувачів у цифрових середовищах.

Об'єктом дослідження є процес інтелектуального аналізу текстового контенту для виявлення цифрової втоми.

Предметом дослідження є методи та засоби обробки природної мови для виявлення цифрової втоми у текстовому контенті.

Метою дослідження є підвищення якості виявлення цифрової втоми у текстовому контенті з деталізацією за комунікативними сегментами засобами штучного інтелекту й подальша інтерпретація прийнятих рішень.

Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі задачі:

1. Провести аналіз методів, засобів та технологій для автоматизованого виявлення цифрової втоми та виснаження.
2. Розробити метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту.
3. Розробити метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання.
4. Розробити метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора.
5. Провести експериментальне дослідження методів виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження за комунікативними сегментами.

РОЗДІЛ 2.

ФОРМАЛІЗАЦІЯ ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

Розроблений методологічний підхід для моніторингу психоемоційного стану базується на інтеграції методів інтелектуального аналізу тексту та когнітивної лінгвістики. Підхід спрямований на подолання обмежень традиційних методів, які розглядають цифрову активність користувача як однорідний масив даних, ігноруючи внутрішню динаміку та контекстуальну специфіку спілкування.

2.1. Концепція роботи

Центральна гіпотеза дослідження базується на припущенні, що динаміка переходу від втоми до виснаження безпосередньо відображається у тематичній структурі цифрового дискурсу автора. В межах цієї моделі диференціюється два стани: (1) Цифрова втома, яка розглядається як локалізоване явище, яке можна ідентифікувати на рівні окремих комунікативних сегментів (тематичних кластерів), де автор відчуває найбільше когнітивне навантаження та (2) Цифрове виснаження, яке визначається як системний стан, що характеризується дифузним поширенням маркерів втоми на всі тематичні сфери цифрового простору людини одночасно [125]. Методологічно такий підхід дозволяє реалізувати перехід від якісного опису суб'єктивних відчуттів до прецизійного кількісного аналізу.

На рис. 2.1 наведено зіставлення загальної логіки традиційних підходів до оцінювання цифрового виснаження з логікою запропонованого в роботі підходу. Такий порівняльний розгляд дає змогу показати концептуальну відмінність між глобальним аналізом цифрового профілю як єдиного масиву текстового контенту та сегментно-орієнтованим аналізом, у межах якого

цифровий профіль розглядається як сукупність окремих комунікативних сегментів із подальшим локальним оцінюванням і агрегуванням результатів.

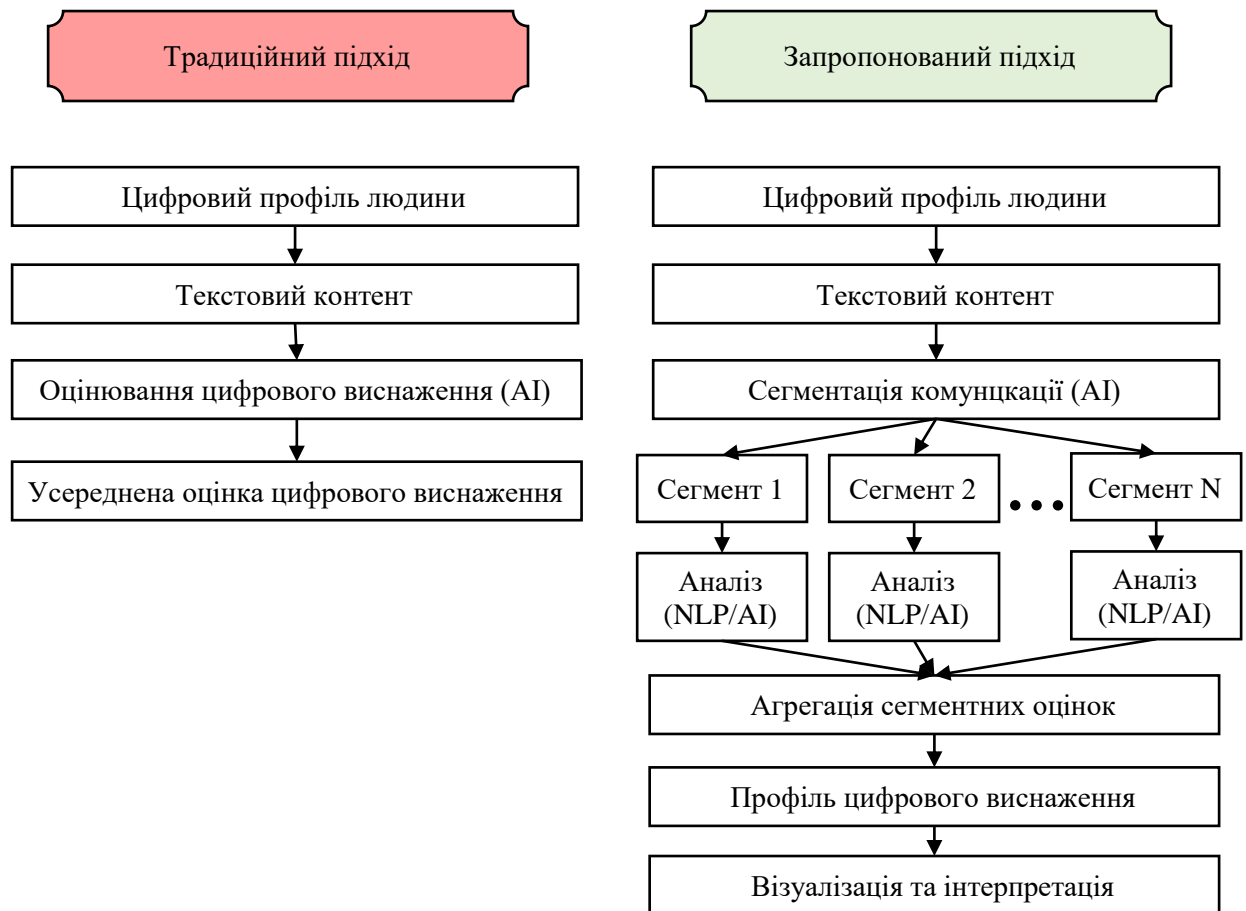


Рис. 2.1 – Порівняння традиційного та запропонованого підходів

За традиційного підходу [28, 30, 31], цифрова втома та цифрове виснаження розглядаються як узагальнений стан користувача, пов'язаний із сукупним впливом цифрової активності, екранного часу, навчального навантаження або психоемоційного стресу. Зокрема, увага зосереджується на загальних проявах цифрової втоми і виснаження та їх зв'язку з іншими психологічними або поведінковими показниками. Водночас у порівняльному огляді методів у дисертації підкреслено, що низка наявних рішень або не містить власне алгоритму автоматизованого виявлення, або не орієнтована на аналіз текстового контенту автора, або не враховує сегментну структуру його цифрової комунікації. Така логіка є методично

простою, однак вона згладжує внутрішню неоднорідність цифрової комунікації, не дозволяє локалізувати тематичні зони підвищеного когнітивного навантаження і обмежує інтерпретацію результату рівнем узагальненого висновку щодо всього профілю.

На подолання цих обмежень спрямовано запропонований у дисертації підхід [18, 35, 39], що полягає у переході від глобального аналізу цифрового профілю до локального аналізу множини локальних комунікативних сегментів, у посегментному оцінюванні цифрової втоми та в подальшому формуванні інтегрального профілю цифрового виснаження на основі агрегування сегментних оцінок. Одержані за такого підходу дані забезпечують широку і комплексну візуалізацію та інтерпретацію одержаних результатів.

Профіль цифрового виснаження, який є одним з результатів застосування запропонованої концепції, схематично подано на рисунку 2.2. За результатом аналізу цифрового профілю людини, одержується сукупність вихідних даних у вигляді множини комунікативних сегментів людини, множин значущих термінів кожного з комунікативних сегментів, ваг кожного комунікативного сегменту в сфері спілкування, приналежності кожного повідомлення до комунікативних сегментів, оцінка і рівень цифрової втоми для кожного повідомлення, оцінка цифрової втоми для кожного з комунікативних сегментів, інтегральна оцінка цифрового виснаження людини з урахуванням ваг сегментів, множини NER (сутностей) для кожного з комунікативних сегментів, семантичне ядро з термінів і оцінок їх важливості для кожного з комунікативних сегментів.

На відміну від існуючих підходів, що спираються переважно на агреговані показники активності (загальний час онлайн, частота повідомлень, усереднені емоційні індекси тощо), запропонована концепція використовує для формування інтегрального профілю цифрового виснаження результати локальної оцінки цифрової втоми за комунікативними сегментами, що дає

змогу відрізнити стан цифрової втоми за локальними комунікативними сегментами від критичного стану цифрового виснаження.



Рис. 2.2 – Структура профілю цифрового виснаження людини

Запропонована концепція виявлення цифрового виснаження людини забезпечує одержання даних, необхідних для комплексної багаторівневої візуалізації та пояснення результатів. Зокрема, формується інтерпретований набір графічних подань: мапа ранжування комунікативних сегментів автора за локальним індексом цифрової втоми; теплокарта семантичної сепарації комунікативних сегментів; дендрограма ієрархічного групування комунікативних сегментів; мапа розподілу повідомлень профілю за комунікативними сегментами; мапа відстаней між комунікативними сегментами профілю; дескриптори комунікативних сегментів; мапа прояву

цифрової втоми за сегментами спілкування; візуальні подання семантичних ядер сегментів спілкування; візуальна інтерпретація оцінки та рівня виявлення цифрового виснаження (Рис. 2.3).



Рис. 2.3 – Структура візуального пояснення результатів виявлення цифрового виснаження

Таким чином, запропонована концепція до виявлення цифрового виснаження дозволяє враховувати контекстуальну специфіку спілкування в вигляді проявів цифрової втоми за окремими сегментами сфери комунікації людини та формуванні інтегрального профілю цифрового виснаження на основі агрегування сегментних оцінок, що забезпечує комплексну багаторівневу візуалізацію та інтерпретацію одержаних результатів.

2.2. Модель виявлення цифрової втоми за текстовим контентом

В контексті задачі виявлення цифрової втоми за текстовим контентом користувача розроблено формальне подання у вигляді інформаційної моделі. Інформаційна модель охоплює весь інформаційний контур дослідження: цифровий профіль людини у вигляді множини повідомлень, результати виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження у вигляді структурованого профілю цифрового виснаження людини, моделі для визначення компонентів профілю цифрового виснаження та вибірки даних для навчання цих моделей. Модель охоплює не лише етап безпосередньої діагностики, а весь інформаційний контур дослідження: формування корпусів, навчання моделей, аналіз цифрового профілю користувача та побудову інтерпретаційного результату.

Для задачі виявлення цифрової втоми за текстовим контентом, інформаційну модель стану цифрової втоми DE можна подати у вигляді:

$$DE = \{D, S, C, L, R, O, V, MD\}, \quad (2.1)$$

де D – множина текстових повідомлень (цифровий профіль) людини; S – інтегральна оцінка (рівень) стану цифрового виснаження автора; C – зважений відсотковий показник цифрового виснаження (прояву цифрової втоми за всіма комунікативними сегментами); L – множина числових оцінок цифрової втоми за окремими комунікативними сегментами; R – множина комунікативних сегментів; O – множина значущих термінів (цільових об'єктів комунікативних сегментів); V – множина візуальних та інтерпретаційних представлень результатів; MD – множина метаданих моделі стану цифрової втоми DE .

У (2.1) до інформаційної моделі стану цифрової втоми DE належить множина візуальних та інтерпретаційних представлень результатів V , яка подається наступним чином:

$$V = \{v_{mr}, v_{tk}, v_{dg}, v_{rp}, v_{mv}, v_{dk}, v_{mp}, v_{sj}\}, \quad (2.2)$$

де v_{mr} – мапа ранжування комунікативних сегментів автора за локальним індексом; v_{tk} – теплокарта семантичної сепарації комунікативних сегментів; v_{dg} – дендрограма ієрархічного групування комунікативних сегментів; v_{rp} – мапа розподілу повідомлень профілю за комунікативними сегментами; v_{mv} – мапа відстаней між комунікативними сегментами профілю; v_{dk} – дескриптори комунікативних сегментів; v_{mp} – мапа прояву цифрової втоми за сегментами спілкування; v_{sj} – візуальні подання семантичних ядер сегментів спілкування.

З (2.1) слідує, що інформаційна модель стану цифрової втоми охоплює вхідні дані для аналізу, внутрішні дані та результат у вигляді структурованого профілю цифрового виснаження:

$$DE = \{D, Pexh, MD\}, \quad (2.3)$$

де $Pexh = \langle S, C, L, R, O, U \rangle$ – структурований профіль цифрового виснаження людини.

Наведену в (2.3) множину метаданих моделі стану цифрової втоми DE формують проміжні дані, що використовуються на етапах визначення комунікативних сегментів користувачів, виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень:

$$MD = \{DS, M, PD\}, \quad (2.4)$$

де DS – множина наборів даних для навчання та валідації моделей; M – множина використаних для перетворення даних моделей; PD – множина параметрів, що використовуються в процесі перетворення даних.

Наведені у (2.4) множина наборів даних для навчання та валідації моделей DS та множина використаних для перетворення даних моделей M є компонентами інформаційної моделі стану цифрової втоми DE , що забезпечують формування, навчання, налаштування та валідації моделей, які використовуються на етапах визначення комунікативних сегментів користувачів, виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами й виявлення цифрового виснаження:

$$DS \xrightarrow{\Psi_{tr}} M, DS = \{DS^1, DS^2, DS^3\}, \quad (2.5)$$

де Ψ_{tr} – оператор формування, навчання, налаштування та валідації моделей, де DS^1 – набір даних для донавчання моделі виявлення цифрової втоми; DS^2 – набір даних для валідації виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та цифрового виснаження; DS^3 – набір даних для валідації виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів.

Кожен набір даних з множини DS подається у вигляді відповідної множини записів:

$$DS^m = \{(x_r^m, y_r^m, z_r^m)\}_{r=1}^{N^m}, \quad (2.6)$$

де x_r^m – текстове повідомлення, y_r^m – мітка класу або категорія, z_r^m – супровідні метадані, N^m – кількість записів у m -му наборі даних.

За (2.5), у результаті оператора Ψ_{tr} формується множина моделей:

$$M = \{m_{seg}, m_{fat}, m_{obj}\}, \quad (2.7)$$

де m_{seg} – модель визначення комунікативних сегментів, m_{fat} – модель виявлення цифрової втоми, m_{obj} – модель виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів для пояснення результатів виявлення цифрового виснаження.

Наведена у (2.7) модель m_{seg} призначена для тематичної декомпозиції цифрового профілю користувача та виконує поділ множини текстових повідомлень на семантично споріднені комунікативні сегменти. Формально її можна подати як відображення:

$$m_{seg}: D \rightarrow \Theta, \quad (2.8)$$

де $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ – множина текстових повідомлень цифрового профілю автора, $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ – множина комунікативних сегментів.

Функціональне призначення моделі m_{seg} полягає у переході від неструктурованої множини повідомлень до впорядкованої множини тематичних кластерів, кожен з яких відображає окрему сферу цифрової активності користувача. Ця модель забезпечує первинну структурування цифрового профілю та створює основу для подальшого аналізу локальних

проявів цифрової втоми. У межах дисертаційного дослідження модель m_{seg} реалізується через поєднання методів попереднього текстового опрацювання, побудови векторних подань повідомлень, зниження розмірності та кластеризації, результатом чого є множина сегментів Θ , що використовуються на наступних етапах аналізу.

Наведена у (2.7) модель m_{fat} призначена для оцінювання локальних проявів цифрової втоми в межах сформованих комунікативних сегментів і задається відображенням

$$m_{fat}: \Theta \rightarrow L, \quad (2.9)$$

де $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ – множина комунікативних сегментів, $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ – множина локальних індексів цифрової втоми.

Функція моделі m_{fat} полягає у визначенні для кожного сегмента θ_i узагальненої оцінки e_i , яка характеризує частку повідомлень у межах даного сегмента, для яких виявлено ознаки цифрової втоми. Таким чином, модель переводить тематично структуроване представлення цифрового профілю у простір кількісних локальних оцінок психоемоційного навантаження. На відміну від підходів, що формують лише одну глобальну оцінку для всього профілю, модель m_{fat} забезпечує посегментний аналіз, тобто дозволяє фіксувати неоднорідність проявів цифрової втоми в різних сферах цифрової взаємодії користувача. У практичній реалізації ця модель спирається на нейромережевий класифікатор типу BERT, який виконує оцінювання окремих повідомлень, після чого результати агрегуються на рівні сегментів.

Модель m_{obj} , наведена у (2.7), призначена для змістовної інтерпретації комунікативних сегментів і формально задається відображенням:

$$m_{obj}: \Theta \rightarrow O, \quad (2.10)$$

де $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ – множина комунікативних сегментів, $O = \{O_1, O_2, \dots, O_k\}$ – множина наборів цільових об'єктів, що відповідають окремим сегментам.

Для кожного сегмента θ_i з множини комунікативних сегментів Θ , наведеної в (2.8), формується множина цільових об'єктів

$$O_i = \{o_{i1}, o_{i2}, \dots, o_{ik_i}\}, \quad (2.11)$$

де o_{ij} – окремий цільовий об'єкт, k – кількість виявлених об'єктів у i -му сегменті.

Функціональне призначення моделі m_{obj} полягає у виділенні тематично значущих мовних одиниць, які характеризують зміст відповідного сегмента та дають змогу пояснити, з якими саме темами, об'єктами чи сферами діяльності пов'язані прояви цифрової втоми. На відміну від попередніх двох моделей, які забезпечують структурування та кількісне оцінювання, модель m_{obj} виконує інтерпретаційну функцію. У межах дисертаційного дослідження вона реалізується шляхом поєднання статистичних методів виявлення ключових слів, пошуку іменованих сутностей та виділення іменникових змістових одиниць, після чого результати об'єднуються в узагальнену множину цільових об'єктів сегмента.

На етапі використання моделей з m_{seg} , m_{fat} та m_{obj} у (2.7) аналізується цифровий профіль користувача:

$$D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}, \quad (2.12)$$

де D – множина текстових повідомлень, що утворюють цифровий профіль автора.

Отож, для побудови об'єктивної системи моніторингу психоемоційного стану користувача в контексті виявлення цифрового виснаження, запропоновано математичну модель, яка описує трансформацію лінгвістичних одиниць у діагностичні показники через послідовність формальних відображень:

$$D \xrightarrow{f_{seg}} \Theta \xrightarrow{g_{fat}} L \xrightarrow{h_{exh}} S, \quad (2.13)$$

де D – множина текстових повідомлень, що складають цифровий профіль автора, Θ – множина комунікативних сегментів, L – множина локальних

індексів цифрової втоми, S – інтегральна оцінка (рівень) стану цифрового виснаження автора.

Запропонована математична модель описує стан користувача S через систему трьох перетворень:

1. Тематична декомпозиція (f_{seg}):

Множина повідомлень D трансформується у множину комунікативних сегментів Θ :

$$D \xrightarrow{f_{seg}} \Theta \text{ де } \Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\} \quad (2.14)$$

Кожен сегмент θ_i є тематичним кластером, що об'єднує семантично споріднені тексти.

2. Обчислення локальних індексів втоми за сегментами (g_{fat}):

Для кожного тематичного сегмента θ_i визначається відображення у простір локальних оцінок втоми L :

$$\Theta \xrightarrow{g_{fat}} L, \text{ when } L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}. \quad (2.15)$$

Відсоткова оцінка цифрової втоми (e_i) для сегмента θ_i розраховується на основі результатів класифікації окремих повідомлень:

$$e_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} I(s_{ij} > \tau) \cdot 100, \quad (2.16)$$

де n_i – загальна кількість повідомлень у сегменті θ_i ;

$s_{ij} \in [0,1]$ – ймовірнісна оцінка наявності ознак втоми у j -му повідомленні i -го сегмента, отримана за допомогою моделі BERT;

τ – критичний поріг класифікації (за замовчуванням $\tau = 0.5$);

I – індикаторна функція, що набуває значення 1 при виконанні умови та 0 у протилежному випадку.

3. Визначення системного стану користувача (S):

Фінальне відображення h_{exh} перетворює набір локальних індексів L у інтегральну оцінку цифрового виснаження S :

$$L \xrightarrow{h_{exh}} S, \text{ де } S \in \{Normal, Situational Fatigue, Systemic Exhaustion\}. \quad (2.17)$$

Для диференціації станів вводиться функція охоплення $C = Coverage(\Theta)$, яка визначає частку повідомлень цифрового профілю, що належать до сегментів, у яких рівень втоми перевищує критичне значення γ :

$$Coverage(\Theta) = \frac{\sum_{i=1}^k n_i I(e_i > \gamma)}{\sum_{i=1}^k n_i} \quad (2.18)$$

Підсумкова класифікація стану S здійснюється за наступною логікою:

$$S = \begin{cases} \text{Situational Fatigue,} & \text{if } \exists e_i > \gamma \text{ and } Coverage(\Theta) < \alpha \\ \text{Systemic Exhaustion,} & \text{if } Coverage(\Theta) \geq \alpha \\ \text{Normal,} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.19)$$

де α – коефіцієнт системного поширення (наприклад, $\alpha = 0.8$), що відокремлює локальне когнітивне навантаження від хронічного цифрового виснаження, яке охоплює всі аспекти цифрової активності людини.

Формально результатом реалізації запропонованої концепції є структурований профіль цифрового виснаження людини $Pexh$, складові якого у розширеному вигляді подано далі:

$$Pexh = \langle S, C, L, R, O, V \rangle, \quad (2.20)$$

де S – інтегральна оцінка рівня цифрового виснаження людини, що визначається згідно з формулою (2.19);

$C = Coverage(\Theta)$ – показник поширення проявів цифрової втоми за комунікативними сегментами, що обчислюється згідно з формулою (2.18);

$L = (e_1, e_2, \dots, e_k) \in R^k$ – вектор локальних індексів цифрової втоми;

$R = \{(\theta_i, e_i, r_i)\}_{i=1}^k$ – ранжований список комунікативних сегментів, де r_i – позиція сегмента у упорядкуванні за спаданням e_i ;

$O = \{(\theta_i, o_j, t_j, w_j)\}$ – множина цільових об'єктів комунікації, де o_j – об'єкт, t_j – його тип, w_j – вага або частотна значущість у межах сегмента;

V – множина візуальних та інтерпретаційних представлень результатів.

Використання індикаторної функції у формулі (2.16) є доцільним елементом моделі, а не спрощенням, пов'язаним із втратою точності. У межах запропонованої концепції, локальний індекс цифрової втоми інтерпретується не як середня інтенсивність імовірнісних оцінок моделі, а як

частка повідомлень у сегменті, для яких ознаки цифрової втоми досягають діагностично значущого рівня. Такий підхід забезпечує перехід від неперервного сигналу впевненості нейромережі до дискретного факту спрацювання критерію втоми, що є принципово важливим для визначення поширеності втоми в межах сегмента та профілю автора. Використання зваженого усереднення ймовірностей у цій постановці зміщує б акцент із поширеності проявів на середню впевненість класифікатора, що є менш придатним для задачі виявлення ситуативної цифрової втоми та системного виснаження як станів, пов'язаних із частотою появи критичних проявів у цифровій комунікації. Крім того, бінаризація забезпечує інтерпретоване подання результату у вигляді відсотка повідомлень із виявленими ознаками цифрової втоми.

Наведена узагальнена формалізація дозволяє математично обґрунтувати перехід від якісних лінгвістичних маркерів до кількісних критеріїв діагностики.

Для виконання перетворень $D \xrightarrow{f_{seg}} \Theta$, $\Theta \xrightarrow{g_{fat}} L$ та $L \xrightarrow{h_{exh}} S$, пропонується послідовне використання трьох методів: для визначення комунікативних сегментів, для виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та для виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора (Рис. 2.4).

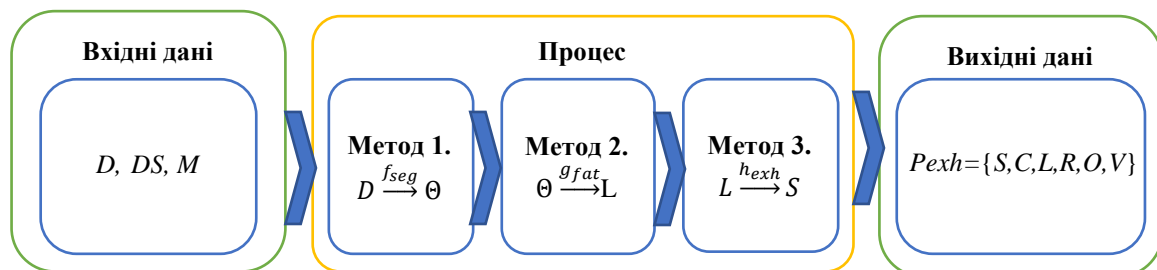


Рис. 2.4 – Взаємозв'язок методів у запропонованій концепції

Відповідно, вхідними даними для запропонованого комплексу методів є: цифровий профіль автора для аналізу D , що включає сукупність його

текстових повідомлень у різних онлайн-каналах (месенджери, соціальні мережі, форуми тощо); датасети для навчання та валідації моделей DS , сформовані на основі розмічених текстів; використані для перетворення даних моделі M . На основі цих вхідних даних реалізується послідовна робота трьох взаємопов'язаних методів, кожен з яких розв'язує окрему підзадачу і формує проміжні або фінальні результати.

Метод 1 призначений для визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту $D \xrightarrow{f_{seg}} \Theta$. На відміну від традиційних підходів, які розглядають цифрову активність користувача як єдиний глобальний профіль, цей метод інтерпретує цифровий слід автора D як множину локальних сегментів спілкування R . Засобами штучного інтелекту (кластеризація, тематичне моделювання [150]) виконується групування повідомлень D у комунікативні сегменти R , кожен з яких характеризує відносно однорідну за тематикою, учасниками і стилістичними особливостями область спілкування. Кожен сегмент інтерпретується як окреме джерело когнітивного навантаження для користувача. Вихідними даними методу 1 є множина комунікативних сегментів R , описаних їхнім складом повідомлень, тематичними характеристиками та іншими атрибутами, необхідними для подальшого аналізу цифрової втоми.

Далі в межах визначених сегментів R застосовується Метод 2 для виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання m_{fat} . На цьому кроці вхідними даними є сформована множина комунікативних сегментів R , спеціалізований датасет для донавчання нейромережових моделей DS^1 , а також переднавчена нейромережева модель m_{fat} . На підготовчому етапі здійснюється донавчання моделі глибокого навчання m_{fat} на розміченому корпусі DS^1 , де для текстів $\forall d \in D$ задано наявність чи інтенсивність проявів цифрової втоми. Після донавчання модель m_{fat} застосовується до повідомлень у кожному комунікативному сегменті $\forall \theta$. Для кожного

сегмента $\forall \theta \in \Theta$ обчислюються показники цифрової втоми $e \in L$ на основі сукупності його повідомлень (частка текстів із виявленими ознаками втоми).

Вихідними даними методу 2 є оцінка текстів за проявами цифрової втоми $e \in L$ як у кожному сегменті $\forall \theta$, так і для кожного тексту $\forall d \in D$ з сегментів Θ щодо віднесення тексту до категорії «цифрова втома» або ж «відсутність цифрової втоми».

Метод 3 забезпечує виявлення рівня цифрового виснаження S за профілем автора D з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень V . В межах методу агрегуються результати посегментного аналізу L , отримані методом 2, з метою побудови інтегрального профілю цифрового виснаження $Pexh$. Вхідними даними для методу 3 є посегментні індекси цифрової втоми L , а також структура комунікативних сегментів користувача R . Методи аналізу тексту дозволяють сформувати інтегральний показник цифрового виснаження S , який враховує не лише поточний рівень втоми C , а й концентрованість негативних проявів у певних сегментах R .

Метод 3, використовуючи результати локальної оцінки цифрової втоми L , виконує ранжування цільових об'єктів (сегментів, тем) R за їхнім внеском у загальний стан користувача. На основі цього ранжування формується профіль цифрового виснаження автора $Pexh$, що дозволяє розрізнити ситуацію тимчасової цифрової втоми (локалізованої у кількох сегментах або коротких часових інтервалах) і стан критичного цифрового виснаження, коли високі значення втоми є стабільними, багатосегментними та тривалими. Забезпечується візуальна інтерпретація прийнятих рішень V – демонструються сегменти та текстові фрагменти, які найбільше вплинули на формування інтегрального показника виснаження з їхніми цільовими об'єктами комунікації.

Вихідними даними методу 3 є відсоткова оцінка цифрового виснаження C за профілем автора D , доповнена структурованим профілем ризиків (найбільш критичні сегменти, характерні лексеми і патерни) $Pexh$

та можливістю інтерпретації межі між станом цифрової втоми й станом цифрового виснаження.

2.3. Характеристика експериментальної бази та наборів текстових даних

У дисертаційному дослідженні для навчання та валідації моделей M використовуються три набори даних: «Healthcare Workers' Burnout Tweets» [151] для донавчання нейромережевої моделі BERT з метою виявлення цифрової втоми (DS^1); «Depression: Twitter Dataset + Feature Extraction» [152] для валідації виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та цифрового виснаження (DS^2); «Students Anxiety and Depression Dataset» [181] для валідації виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів (DS^3).

Набір даних «Healthcare Workers' Burnout Tweets» [151] на Kaggle містить колекцію публічних твітер-повідомлень, зібраних із профілів медичного персоналу, переважно медсестер, які висловлюють власний досвід роботи на епіцентрі пандемії COVID-19. У межах введеної загальної інформаційної моделі цей корпус відповідає елементу DS^1 множини DS і подається як:

$$DS^1 = \left\{ x_r^1, dt_r^1, id_r^1, src_r^1, rt_r^1, fav_r^1, wc_r^1, cc_r^1, dens_r^1, punc_r^1, sent_r^1, \right. \\ \left. yr_r^1, mon_r^1, day_r^1, uwc_r^1, swc_r^1, url_r^1, mwl_r^1, hash_r^1, ment_r^1, y_r^1 \right\}_{r=1}^{N^1}, \quad (2.21)$$

де x_r^1 – текст r -го твіта, що в межах досліджуваного корпусу містить 1879 унікальних записів; dt_r^1 – дата публікації твіта, приймає значення в межах від 08.03.2020 до 19.01.2021; id_r^1 – ідентифікатор твіта; src_r^1 – джерело публікації, може набувати одного з таких значень: CareerArc 2.0, Cheap Bots, Done Quick!, Hootsuite Inc., Instagram, Job Feed, PlayStation®Network, TweetDeck, Tweetlogix, Twitlonger, Twitter Web App, Twitter for Android, Twitter for Mac, Twitter for iPad, Twitter for iPhone. rt_r^1 – кількість ревітів,

змінюється в межах від 0 до 838; fav_r^1 – кількість вподобань змінюється в межах від 0 до 5332; wc_r^1 – кількість слів у тексті належить інтервалу від 1 до 92, тоді як кількість символів cc_r^1 – від 7 до 912; $dens_r^1$ – щільність слів у повідомленні змінюється в межах від 0.04167 до 0.4, а кількість розділових знаків $punc_r^1$ – від 0 до 60. $sent_r^1$ – оцінка настрою повідомлення приймає значення в межах від -1 до 1; yr_r^1 – рік публікації; mon_r^1 – місяць публікації (від 1 до 12); day_r^1 – день місяця (від до 31); uwc_r^1 – кількість унікальних слів змінюється від 1 до 89; swc_r^1 – кількість стоп-слів від 0 до 35; url_r^1 – кількість URL-посилань; mwl_r^1 – середня довжина слова належить інтервалу від 2.4 до 23.0; $hash_r^1$ – кількість хештегів; $ment_r^1$ – кількість згадувань інших акаунтів; $y_r^1 \in \{0,1\}$ – бінарна мітка наявності або відсутності ознак цифрової втоми; N^1 – загальна кількість записів у корпусі рівна 1879.

З повного набору характеристик DS^1 для дослідження виявлення ознак цифрової втоми в коротких текстових повідомленнях соціальних мереж доцільно виділити підмножину ознак, які безпосередньо відображають емоційні, лексичні та структурно-мовні особливості тексту. До такої підмножини віднесено оцінку настрою повідомлення, кількість унікальних слів і кількість стоп-слів, а також цільову бінарну мітку цифрової втоми. Формально цю підмножину можна подати у вигляді:

$$DS_{rel}^1 = \{x_r^1, sent_r^1, wc_r^1, swc_r^1, y_r^1\}_{r=1}^{N^1}. \quad (2.22)$$

Тут ознака x_r^1 використовується як текстові дані для тонкого налаштування нейромережі виявлення цифрової втоми, ознака $sent_r^1$ використовується для врахування емоційного забарвлення повідомлення, оскільки зміни полярності висловлювання можуть бути пов'язані з проявами цифрової втоми; ознака wc_r^1 використовується для оцінювання рівня лексичної варіативності тексту, що дає змогу виявляти збіднення або, навпаки, ускладнення мовного вираження; ознака swc_r^1 використовується для аналізу особливостей мовної організації повідомлення, зокрема інтенсивності вживання службових слів, що може відображати стиль побудови тексту;

мітка y_r^1 у використовується як цільова змінна класифікації, яка задає наявність або відсутність ознак цифрової втоми в конкретному повідомленні. Таким чином, множина DS_{rel}^1 є редукованим представленням першого датасету для подальшого аналізу зв'язку між емоційно-лексичними характеристиками тексту та станом цифрової втоми.

Графічний аналіз розподілів окремих ознак підтверджує доцільність такого вибору. На рис. 2.5 наведено розподіл ознаки ws_r^1 за класами y_r^1 , на рис. 2.6 – розподіл ознаки $dens_r^1$, а на рис. 2.7 наведено розподіл ознаки $sent_r^1$.

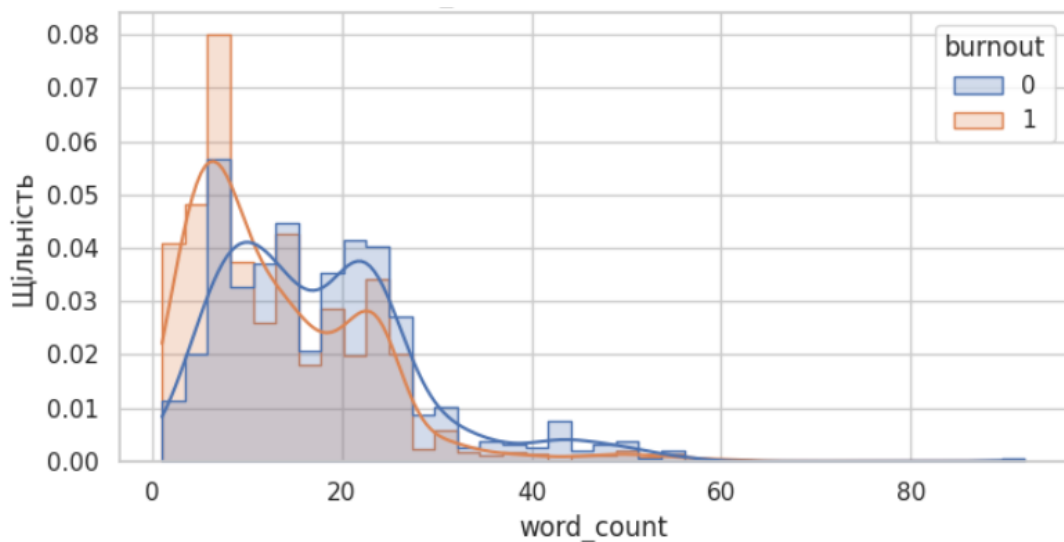


Рис. 2.5 – Розподіл кількості слів у повідомленні ws_r^1 за класами мітки y_r^1

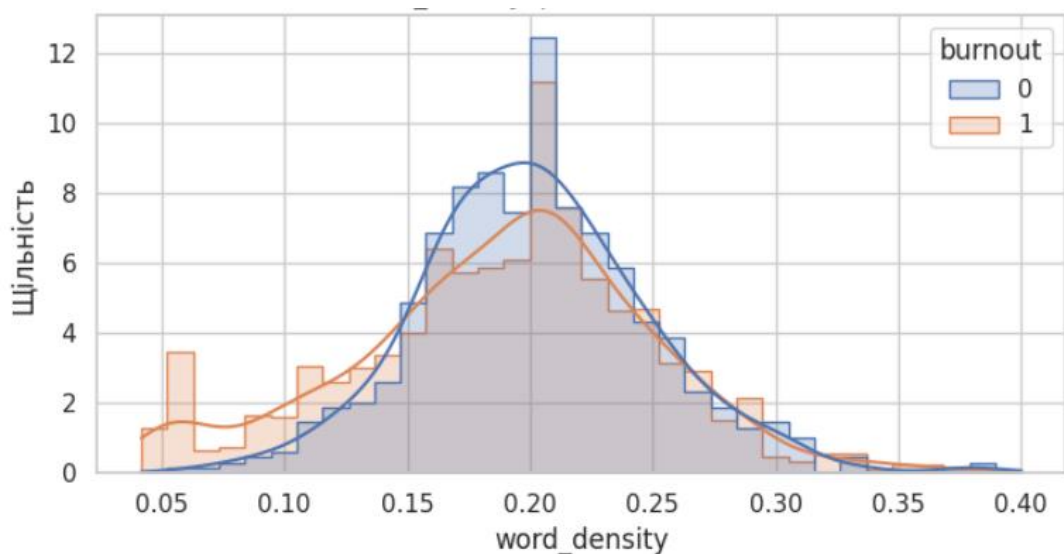


Рис. 2.6 – Розподіл щільності слів у повідомленні $dens_r^1$ за класами мітки y_r^1

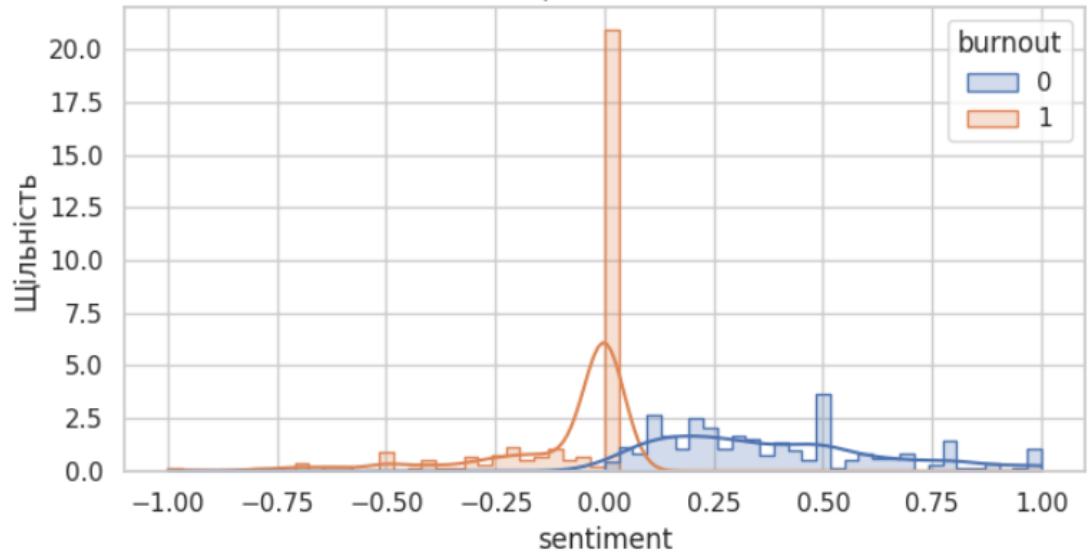


Рис. 2.7 – Розподіл оцінки настрою повідомлення $sent_r^1$ за класами мітки y_r^1

На рис. 2.8 подано кореляційну матрицю числових ознак датасету DS^1 .

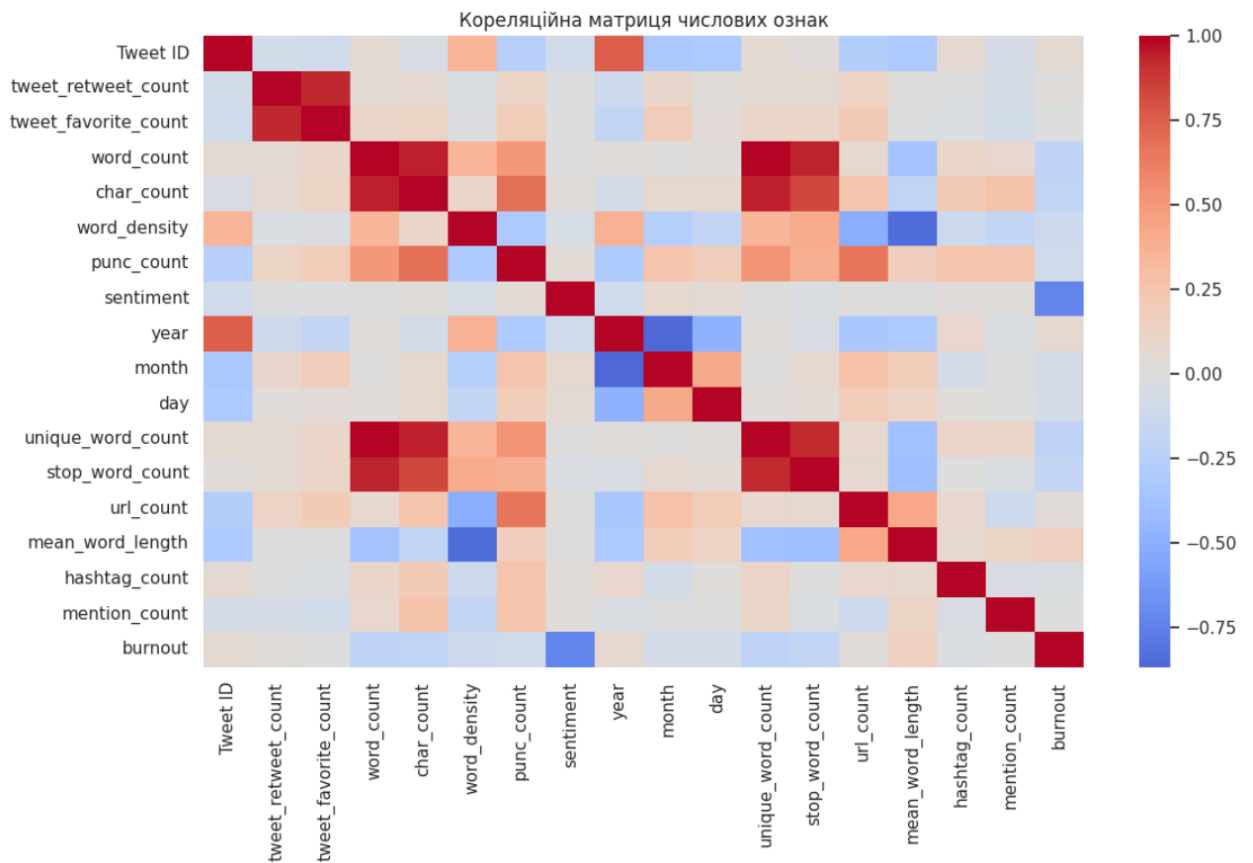


Рис. 2.8 – Кореляційна матриця числових ознак датасету DS^1

Відповідно до наведених вище рисунків 2.5 – 2.8, для класу $y_r^1 = 1$ характерне зміщення до коротших повідомлень порівняно з класом $y_r^1 = 0$: середнє значення ws_r^1 становить 13.27 проти 17.73, а медіанне – 11 проти 16. Ознака $dens_r^1$ демонструє значне перекриття між класами і, попри наявність певного зміщення, не забезпечує настільки вираженого розділення, як емоційно-лексичні характеристики. Найбільш виразну відмінність можна спостерігати для ознаки $sent_r^1$: для класу $y_r^1 = 1$ її значення концентруються поблизу нуля та в негативній області, тоді як для класу $y_r^1 = 0$ переважають додатні значення; середні значення становлять відповідно -0.098 і 0.384 . Кореляційний аналіз також узгоджується з цими спостереженнями: найбільш виражений зв'язок із міткою y_r^1 серед досліджуваних ознак має $sent_r^1$: ($r = -0.734$), тоді як ws_r^1 також демонструє помітний, хоча й слабший, зворотний зв'язок. Це дає підстави розглядати підмножину DS_{rel}^1 як обґрунтоване редуковане представлення першого датасету для задачі виявлення ознак цифрової втоми.

Аналіз статистичного розподілу показує, що більшість твітів (64,7 %, тобто 1215 записів, рис. 2.9) мають маркери цифрової втоми або цифрового виснаження, тоді як решта (35,3 %, або 664 записи) не містять подібних ознак. Цей дисбаланс свідчить про високу представленість повідомлень, у яких медичні працівники демонструють симптоми емоційного виснаження, що робить корпус релевантним для дослідження психоемоційних ризиків у цифровій комунікації та навчання моделей виявлення цифрової втоми.

Дані відображають емоційні та тематичні патерни, пов'язані з професійним виснаженням, стресом і загальними складнощами роботи в умовах надзвичайної епідеміологічної ситуації. Спочатку тексти пройшли попередню обробку – очищення від зайвих символів, токенизацію й стандартну нормалізацію.

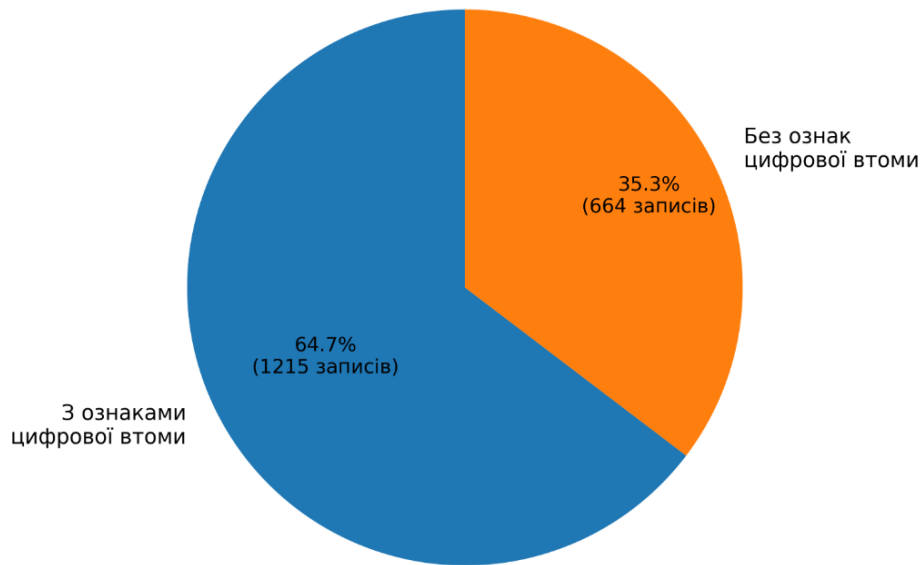


Рис. 2.9 – Розподіл даних в датасеті

У межах загальної інформаційної моделі цей корпус є основою для побудови моделі m_{fat} , тобто використовується на етапі Ψ_{tr} для навчання відображення

$$\varphi_{\omega}: x_r^1 \mapsto y_r^1, \quad (2.23)$$

де φ_{ω} – нейромережева модель типу BERT з параметрами ω , що використовується для класифікації повідомлень за ознакою цифрової втоми.

Набір даних «Depression: Twitter Dataset + Feature Extraction» [152] містить англійські повідомлення соціальної мережі Twitter, подані разом із бінарною міткою психоемоційного класу, що дозволяє розглядати цей корпус як допоміжний зовнішній ресурс для перевірки переносності запропонованого підходу на суміжний психоемоційний стан. У межах введеної загальної інформаційної моделі цей корпус доцільно позначити як елемент DS^2 множини DS і подати у вигляді

$$DS^2 = \{(x_r^2, dt_r^2, id_r^2, uid_r^2, fol_r^2, fr_r^2, fav_r^2, st_r^2, rt_r^2, y_r^2)\}_{r=1}^{N^2}, \quad (2.24)$$

де x_r^2 – текст r -го повідомлення; dt_r^2 – дата та час публікації; id_r^2 – ідентифікатор повідомлення; uid_r^2 – ідентифікатор користувача; fol_r^2 – кількість підписників акаунта; fr_r^2 – кількість підписок акаунта; fav_r^2 –

кількість вподобаних записів акаунтом; st_r^2 – загальна кількість опублікованих записів акаунта; rt_r^2 – кількість ретвітів повідомлення; y_r^2 – бінарна мітка класу; N^2 – загальна кількість записів у корпусі.

Досліджуваний масив x_r^2 містить 20000 записів. Часова ознака dt_r^2 охоплює період від 26.08.2009 13:19:08 до 12.01.2017 08:13:53. Ідентифікатор повідомлення id_r^2 змінюється в діапазоні від 3555966067 до 819457358145273856. Ознака uid_r^2 , що відповідає ідентифікатору автора повідомлення, змінюється в межах від 14724376 до 763182466098233344; при цьому в корпусі представлено 72 унікальні акаунти. Кількість підписників fol_r^2 належить інтервалу від 0 до 28614, кількість підписок fr_r^2 – від 0 до 28514, кількість вподобаних записів акаунтом fav_r^2 – від 0 до 39008, а загальна кількість опублікованих записів st_r^2 – від 3 до 1063601. Кількість ретвітів rt_r^2 змінюється в межах від 0 до 839540. Цільова змінна y_r^2 є бінарною і приймає значення $y_r^2 \in \{0,1\}$. У цьому корпусі обидва класи представлені симетрично: по 10000 записів у кожному, тобто вибірка є збалансованою.

З методологічної точки зору для задачі зовнішнього оцінювання переносності моделі виявлення цифрової втоми на суміжний психоемоційний корпус доцільно виділити підмножину ознак, яка включає текст повідомлення, ідентифікатор користувача та цільову мітку класу. Такий вибір зумовлений тим, що в межах запропонованого підходу повідомлення розглядається не ізольовано, а в контексті цифрового профілю його автора. У цьому випадку ознака x_r^2 використовується як основний носій психоемоційного змісту повідомлення, ознака uid_r^2 – для зв'язування повідомлення з відповідним цифровим профілем користувача та подальшого врахування профільного контексту, а мітка y_r^2 – як еталонна бінарна змінна для оцінювання правильності класифікації. Тому редуковане представлення цього датасету доцільно подати у вигляді:

$$DS_{rel}^2 = \{(x_r^2, uid_r^2, y_r^2)\}_{r=1}^{N^2}. \quad (2.25)$$

Використання цього датасету в межах дисертаційного дослідження потребує окремого обґрунтування, оскільки клінічна депресія не є тотожною цифрової втомі. У цій роботі зазначений корпус не розглядається як джерело прямих міток цифрової втоми, а використовується як додатковий англійський набір даних для перевірки переносності запропонованих методів на суміжні психоемоційні стани, що мають частково спільні лінгвістичні прояви [154].

Для уточнення структури датасету DS^2 та оцінювання ролі його метаданих доцільно проаналізувати розподіли окремих числових ознак за класами цільової мітки y_r^2 . З цією метою на рис. 2.10 подано розподіл ознаки fav_r^2 , що відповідає кількості вподобаних записів акаунтом, на рис. 2.11 – розподіл ознаки st_r^2 , що характеризує загальну кількість опублікованих записів акаунта.



Рис. 2.10 – Розподіл логарифмованої кількості вподобаних записів акаунтом fav_r^2 за класами цільової мітки y_r^2

На рис. 2.12 наведено кореляційну матрицю числових метаданих датасету DS^2 . Оскільки ознаки fav_r^2 та st_r^2 мають суттєво асиметричні розподіли з великим діапазоном значень, для їх графічного подання

використано логарифмічне перетворення $\log(1 + x)$, що дає змогу зменшити вплив крайніх значень і зробити міжкласові відмінності більш наочними.



Рис. 2.11 – Розподіл логарифмованої загальної кількості опублікованих записів акаунта st_r^2 за класами цільової мітки y_r^2

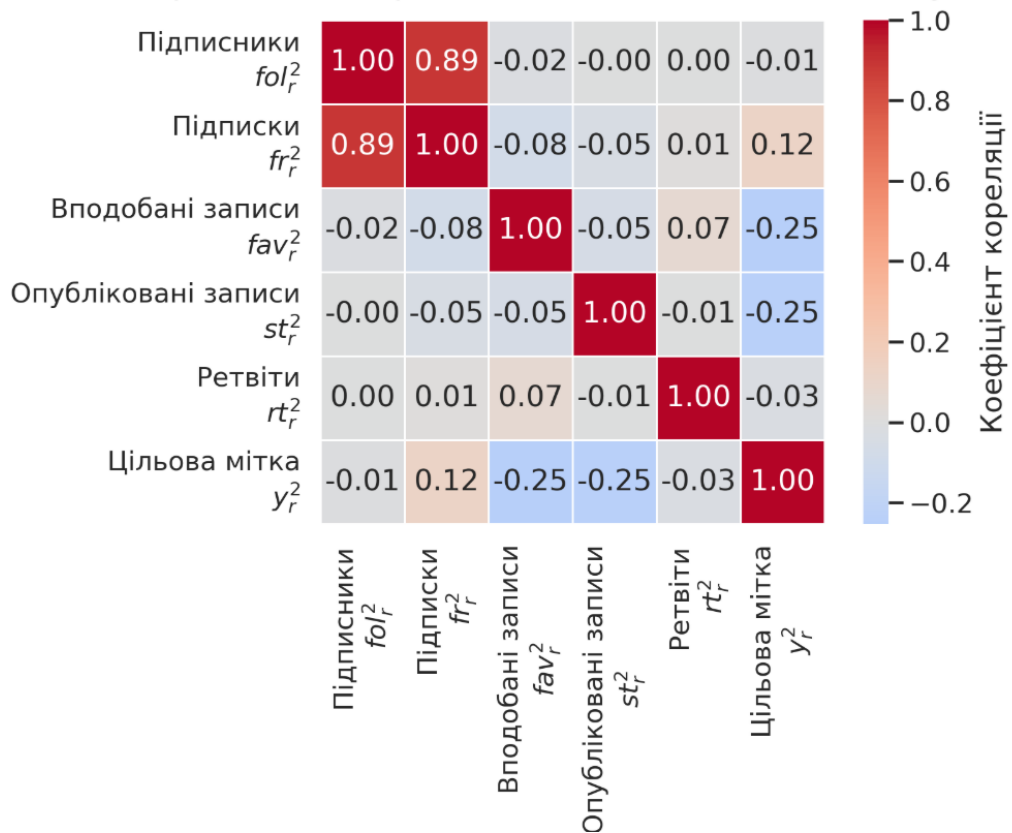


Рис. 2.12 – Кореляційна матриця числових метаданих датасету DS^2

Відповідно до наведених рисунків, на рівні числових метаданих найпомітніші відмінності між класами спостерігаються для ознак fav_r^2 та st_r^2 . Зокрема, розподіли цих характеристик для різних значень y_r^2 демонструють певне зміщення, що свідчить про неоднаковий профіль активності акаунтів у межах двох класів. Кореляційний аналіз підтверджує цю тенденцію: між цільовою міткою y_r^2 та ознаками fav_r^2 і st_r^2 спостерігається помірний обернений зв'язок ($r=-0.25$), тоді як для ознаки fr_r^2 виявлено слабкий прямий зв'язок ($r=0.12$). Водночас такі залежності слід інтерпретувати обережно, оскільки вони можуть відображати не стільки безпосередній психолінгвістичний зміст повідомлень, скільки специфіку окремих цифрових профілів користувачів. Саме тому ці метадані доцільно розглядати як допоміжний контекстний опис корпусу, тоді як основою зовнішнього оцінювання переносності моделі залишаються текст повідомлення x_r^2 , ідентифікатор користувача uid_r^2 та цільова мітка y_r^2 .

У термінах загальної інформаційної моделі це означає, що DS^2 не використовується для прямого формування моделі m_{fat} , а залучається для зовнішнього оцінювання стійкості побудованого підходу. Формально таку роль можна подати через оператор перевірки переносності:

$$Q_{tr}(m_{fat}, DS^2), \quad (2.26)$$

де Q_{tr} – процедура зовнішнього оцінювання здатності підходу зберігати працездатність на суміжному психоемоційному корпусі.

Такий підхід є допустимим з огляду на те, що в сучасних дослідженнях цифрова втома, технострес, виснаження, тривожні та депресивні симптоми розглядаються як пов'язані, але не тотожні стани: соціальна медіа-втома асоціюється з підвищенням тривоги та депресії, технострес пов'язується з виснаженням, депресивним настроєм і тривожними симптомами, а відеоконференційна втома – з виснаженням і депресією.

Отже, датасет DS^2 [152] використано не для прямого навчання моделі цифрової втоми, а для додаткової валідації стійкості підходу на близькому за психоемоційною природою англомовному корпусі. Водночас таке використання накладає обмеження на інтерпретацію результатів: отримані на цьому корпусі висновки слід трактувати як результати перевірки на суміжному стані, а не як безпосереднє підтвердження здатності моделі виявляти саме цифрову втому.

Набір даних «*Students Anxiety and Depression Dataset*» [181], розміщений на платформі Kaggle, використано для додаткової апробації виявлення цільових об'єктів предметної області. У межах загальної інформаційної моделі цей корпус відповідає елементу DS^3 і подається як:

$$DS^3 = \{(x_r^3, y_r^3)\}_{r=1}^{N^3}, \quad (2.27)$$

де x_r^3 – англомовний текстовий запис, y_r^3 – бінарна мітка психоемоційного класу, N^3 – кількість записів у корпусі.

У межах досліджуваного масиву x_r^3 відповідає 6982 текстовим записам. Цільова змінна y_r^3 у робочому файлі приймає значення з множини $\{0,1\}$, де 1 – з ознаками розладів, 0 – без таких ознак. Однак два рядки містять пропущену мітку класу, тому для подальшого аналізу доцільно використовувати 6980 валідно розмічених записів. Серед них 6247 повідомлень належать до класу $y_r^3 = 0$, а 733 – до класу $y_r^3 = 1$, що свідчить про виражену незбалансованість вибірки: частка класу 0 становить 89.5%, тоді як частка класу 1 – 10.5%. За своєю структурою цей корпус є компактним текстовим датасетом без явних часових, ідентифікаційних чи профільних метаданих користувача, тому основний інформаційний зміст зосереджено безпосередньо в текстовому полі x_r^3 .

З методологічної точки зору для задачі додаткової апробації виявлення цільових об'єктів предметної області доцільно виділити підмножину ознак, що включає текст повідомлення та цільову мітку класу. У цьому випадку

ознака x_r^3 використовується як основний носій мовних маркерів, за якими здійснюється виявлення цільових об'єктів, а мітка y_r^3 – як еталонна змінна для подальшого оцінювання коректності класифікації. Оскільки датасет не містить додаткових атрибутів цифрового профілю автора, редуковане представлення фактично збігається з його базовою структурою.

Для первинної характеристики датасету DS^3 доцільно насамперед проаналізувати співвідношення класів цільової мітки y_r^3 , оскільки саме ця властивість безпосередньо впливає на коректність подальшого навчання та оцінювання моделей. Аналіз класового складу дає змогу встановити, чи є вибірка збалансованою, а також заздалегідь врахувати можливі ризики зміщення результатів у бік домінуючого класу. З цією метою на рис. 2.13 подано розподіл класів цільової мітки у датасеті DS^3 .

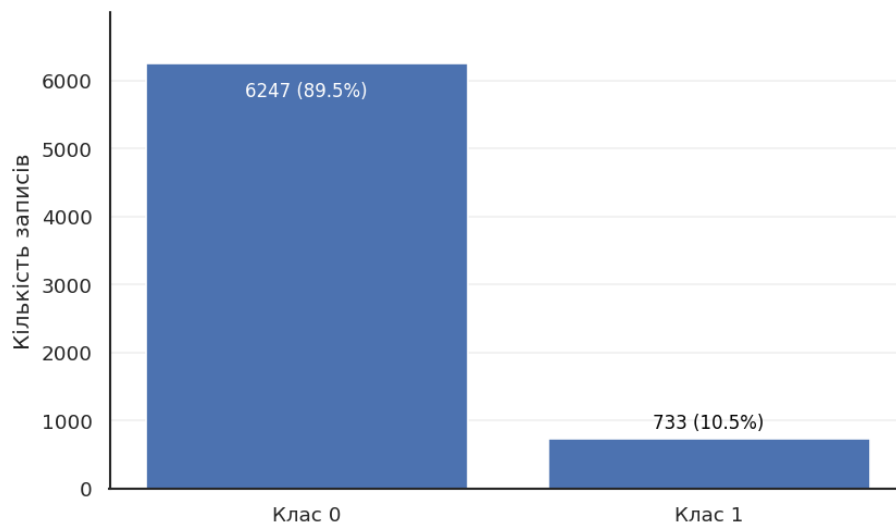


Рис. 2.13 – Розподіл даних в датасеті DS^3

DS^3 містить 6247 записів (89.5 %) категорії «Без проявів розладів», а 733 записи (10,5 %) належать до категорії «З проявами розладів». У межах дослідження виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів важливо перевірити працездатність підходу не тільки на формально збалансованих вибірках, а й на даних, ближчих до реальної цифрової комунікації, де сегменти спілкування природно відрізняються за обсягом, частотою та

змістовим наповненням. Тому наявність переважаючої категорії в даному випадку можна розглядати як додаткову можливість перевірити, чи зберігає метод здатність виділяти тематичні об'єкти в умовах нерівномірного розподілу текстів, що є характерним для реальних комунікативних сценаріїв.

Оскільки у датасеті DS^3 відсутні додаткові часові або профільні метадані, важливо оцінити хоча б базові структурні характеристики самих текстових повідомлень. Однією з таких характеристик є довжина тексту в словах, яка дає узагальнене уявлення про обсяг висловлювання та потенційно може відобразити відмінності у способі мовної репрезентації стану в різних класах. З цією метою на рис. 2.14 наведено діаграму розподілу довжини текстів у словах за класами цільової мітки y_r^3 .

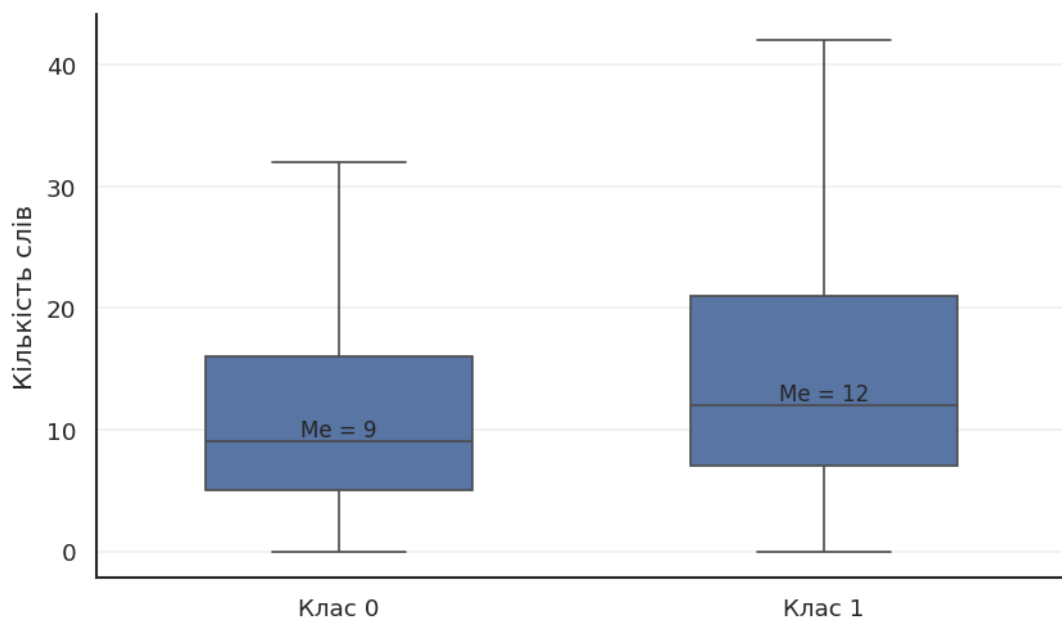


Рис. 2.14 – Довжина текстів у словах за класами цільової мітки y_r^3

Відповідно до рис. 2.14, тексти класу 1 у середньому є дещо довшими за тексти класу 0. Зокрема, медіанна довжина повідомлень для класу 0 становить 9 слів, тоді як для класу 1 – 12 слів. Крім того, для класу 1 спостерігається ширший міжквартильний розмах, що вказує на більшу варіативність обсягу висловлювань. Отриманий результат свідчить, що повідомлення різних класів відрізняються не лише за змістом, а й певною

мірою за формальною текстовою структурою. Водночас таку відмінність не слід абсолютизувати, оскільки довжина тексту є лише допоміжною характеристикою корпусу і не може розглядатися як самодостатній критерій класифікації.

Для уточнення структурних особливостей текстового корпусу доцільно також проаналізувати довжину повідомлень у символах. На відміну від кількості слів, цей показник чутливіший до повної форми текстового вираження, включаючи короткі та довгі словоформи, пунктуацію та загальний обсяг тексту. Такий аналіз дає змогу перевірити, чи зберігається міжкласова відмінність у довжині повідомлень і на рівні символічного подання. З цією метою на рис. 2.15 подано розподіл довжини текстів у символах за класами цільової мітки u_r^3 .

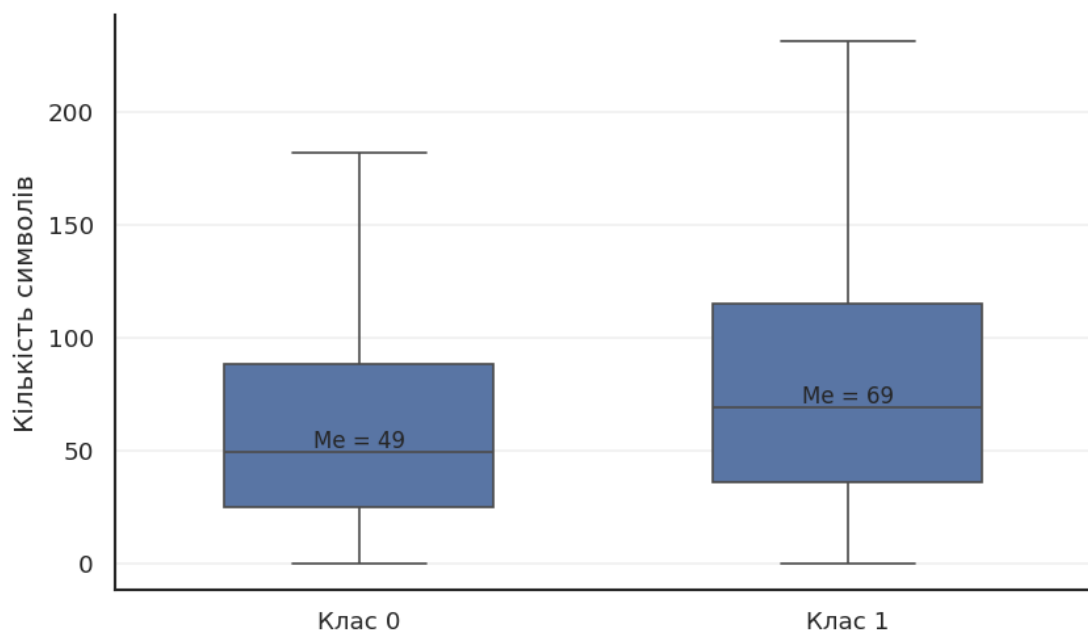


Рис. 2.15 – Довжина текстів у символах за класами цільової мітки u_r^3

Як видно з рис. 2.15, на рівні кількості символів також спостерігається помітна міжкласова відмінність. Медіанна довжина текстів для класу 0 становить 49 символів, тоді як для класу 1 – 69 символів. Крім того, для класу 1 характерний ширший розкид значень, що узгоджується з попереднім аналізом довжини в словах. Отже, тексти класу 1 мають тенденцію бути не

лише дещо довшими за кількістю слів, а й загалом об'ємнішими за символним представленням. Разом з тим зазначена закономірність повинна інтерпретуватися обережно, оскільки вона описує загальну структуру корпусу, але не замінює змістового аналізу цільових об'єктів предметної області.

У межах загальної інформаційної моделі саме на корпусі DS^3 апробується інтерпретаційна компонента m_{obj} , тобто відображення $m_{obj}: \Theta \rightarrow O$, де результатом є множини цільових об'єктів, які використовуються для змістового пояснення сегментів цифрового профілю.

Таким чином, описані набори даних будуть використані для навчання нейромережевої моделі виявлення цифрової втоми, для валідації виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та цифрового виснаження та для валідації виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів.

2.4. Візуальна інтерпретація результатів виявлення цифрового виснаження на рівні комунікативних сегментів

Важливою вимогою до нейромережевих засобів виявлення цифрової втоми є інтерпретованість отриманих результатів. У задачах аналізу текстового контенту недостатньо лише отримати класифікаційний результат; для практичного використання системи необхідно встановити, як цей результат пов'язаний із тематикою комунікативного сегмента та ознаками психоемоційного перевантаження.

Відповідно до (2.2), у межах дослідження інтерпретація результатів розглядається як властивість методу $V = \{v_{mr}, v_{tk}, v_{dg}, v_{rp}, v_{mv}, v_{dk}, v_{mp}, v_{sj}\}$, що забезпечує змістове тлумачення результатів нейромережевої класифікації на рівні окремого комунікативного сегмента. Такий підхід узгоджується із загальною концепцією дисертаційної роботи, відповідно до якої цифрова втома проявляється не ізольовано в окремих словах, а у зв'язку з тематичною структурою цифрової комунікації, характером цільових об'єктів та лексико-семантичними маркерами виснаження. Отже,

тлумачення результату має спиратися не лише на вихід моделі, а й на змістовий контекст сегмента, в якому цей результат було отримано.

Інтерпретованість результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми та виснаження у запропонованому підході формується на трьох взаємопов'язаних рівнях. Перший рівень становить власне класифікаційне рішення моделі BERT, яка визначає належність текстового сегмента до одного з двох класів. Другий рівень пов'язаний із тематичною структурою сегмента, встановленою на попередньому етапі аналізу. Третій рівень охоплює мовні одиниці, лексико-семантичні маркери та цільові об'єкти, що характеризують зміст сегмента. Саме поєднання цих трьох рівнів дозволяє перейти від формального виходу моделі до змістового тлумачення результату виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження (рис. 2.16).

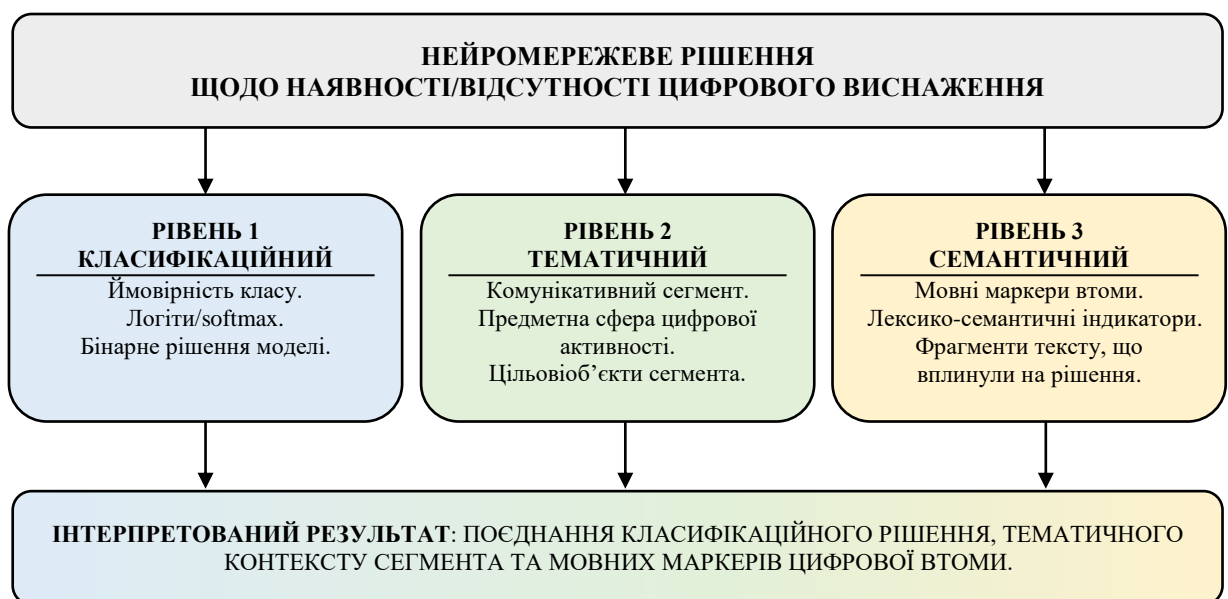


Рис. 2.16 – Рівні інтерпретації результатів виявлення цифрового виснаження

На першому рівні нейромережева модель формує оцінку належності сегмента до класу цифрової втоми. Це рішення відображає результат узагальнення контекстних залежностей між словами та фрагментами повідомлення. Однак саме по собі таке рішення ще не дає змістового тлумачення отриманого результату. Тому подальша інтерпретація

результатів повинна враховувати тематичну належність сегмента і ті мовні маркери, що сигналізують про перевантаження, втому, емоційне виснаження, зниження концентрації або надмірну інтенсивність цифрової взаємодії. Згідно із запропонованою в п.2.2 інформаційною моделлю, головним показником моделі цього рівня є числова оцінка цифрової втоми для конкретного комунікативного сегмента L . Щодо візуалізації результатів цього рівня, то сюди відносяться мапа ранжування сегментів за локальним індексом v_{mr} і мапа прояву цифрової втоми за сегментами спілкування v_{mp} . Саме вони відображають локальний результат нейромережевого рішення.

На другому рівні інтерпретація результатів пов'язується з комунікативним сегментом, до якого належить текст. Це дозволяє розглядати цифрову втому не як абстрактну властивість повідомлення, а як стан, що проявляється в конкретних сферах цифрової активності. Якщо сегмент належить до тематик, пов'язаних із роботою, навчанням, багатоканальною комунікацією, інформаційним перевантаженням, постійною онлайн-доступністю або іншими цифровими практиками, то рішення моделі набуває додаткової змістової обґрунтованості. Таким чином, тематична структура сегмента виступає контекстом, у межах якого інтерпретується класифікаційний результат. Згідно запропонованої інформаційної моделі, тематичний рівень забезпечується візуальними та інтерпретаційними представленнями дескрипторів комунікативних сегментів v_{dk} , а також, залежно від контексту подання, v_{tk} , v_{dg} , v_{rp} , v_{mv} , оскільки вони показують семантичну сепарацію, групування, розподіл повідомлень і відстані між сегментами.

На третьому рівні інтерпретованість результатів забезпечується аналізом лексико-семантичних ознак тексту. До них належать слова та фрагменти, що вказують на втому, виснаження, перевантаження, роздратування, втрату мотивації, труднощі з концентрацією, емоційну фрустрацію або інші стани, пов'язані з цифровою втомою. Окрему роль відіграють цільові об'єкти сегмента, які задають предметну

спрямованість комунікації. Якщо в межах одного сегмента поєднуються цифрово релевантна тематика та мовні маркери психоемоційного навантаження, це дає підстави розглядати рішення моделі як семантично узгоджене. Відповідно до запропонованої у п.2.2 інформаційної моделі, важливим показником моделі є множина цільових об'єктів комунікативних сегментів O , що відповідає за мовні маркери, лексико-семантичні ознаки, предметну спрямованість комунікації. Щодо візуалізації результатів семантичного рівня V , то сюди відноситься візуальні подання семантичних ядер сегментів v_{sj} і частково v_{dk} .

Запропонований підхід до інтерпретованості результатів має локальний характер. Аналіз виконується не на рівні всього текстового масиву автора, а в межах окремих комунікативних сегментів. Це є принципово важливим, оскільки різні сегменти можуть відображати різний рівень цифрового навантаження. Один сегмент може бути нейтральним і не містити ознак втоми, тоді як інший, пов'язаний із професійною або навчальною активністю, може демонструвати виразні маркери виснаження. Саме тому посегментна інтерпретація результатів забезпечує вищу аналітичну точність порівняно з підходами, що формують лише усереднений висновок для всього профілю автора.

Практична реалізація інтерпретації результатів може передбачати виділення лексико-семантичних маркерів, зіставлення їх із тематикою сегмента, а також формування короткого аналітичного коментаря щодо змістової узгодженості класифікаційного результату. При цьому візуальні засоби подання, зокрема хмари слів, тематичні структури чи інші аналітичні представлення, доцільно розглядати лише як допоміжний інструмент узагальнення та наочного подання лексичних домінант сегмента. Їх призначення полягає не в поясненні внутрішньої логіки нейромережевої моделі, а в підсиленні наочності результатів змістового аналізу.

Таким чином, інтерпретованість результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми в запропонованій роботі забезпечується поєднанням

класифікаційного результату моделі, тематичної належності комунікативного сегмента та аналізу мовних маркерів психоемоційного перевантаження. Такий підхід дозволяє зробити результати нейромережевого аналізу змістовно інтерпретованими на рівні сегментів і тематичних об'єктів, підвищує їх аналітичну цінність і створює підґрунтя для подальшого переходу від локальної оцінки окремих сегментів до узагальненого профілю цифрової втоми автора.

2.5. Критерії алгоритмічної прозорості та етичні обмеження моделювання психоемоційних станів

У межах цієї дисертаційної роботи критерії алгоритмічної прозорості [154, 155, 156] та етичні обмеження [157, 158] розглядаються як складова технічної надійності розроблених методів визначення комунікативних сегментів і подальшого виявлення цифрового виснаження.

Запропонований підхід орієнтований на аналіз текстового контенту як індикатора можливого психоемоційного навантаження, однак не призначений для постановки психологічного чи медичного діагнозу. Тому результати моделі інтерпретуються як аналітичні оцінки ризику цифрової втоми, а не як категоричні висновки щодо психічного стану користувача.

У роботі прийнято такі прикладні обмеження використання методів: аналізуються лише тексти, отримані з відкритих або належним чином анонімізованих джерел; персональні ідентифікатори користувачів не використовуються як предиктори стану [159, 160]; результати моделі не повинні бути безпосередньою підставою для автоматичного прийняття кадрових, освітніх, адміністративних чи медичних рішень щодо особи [161, 162]. Такий підхід зменшує ризик стигматизації, помилкового профілювання та неконтрольованого застосування автоматизованої системи.

Алгоритмічна відповідальність у роботі пов'язується насамперед із тими технічними гарантіями, які забезпечує сам запропонований підхід.

По-перше, розроблений підхід ґрунтується на поетапній декомпозиції цифрового профілю користувача на комунікативні сегменти, що зменшує ризик хибних узагальнень на рівні всього профілю та дозволяє локалізувати джерела потенційного когнітивного навантаження. По-друге, рішення моделі не подається у вигляді єдиного непрозорого висновку, а супроводжується сегментним представленням результатів, ранжуванням локальних індикаторів і виокремленням цільових об'єктів комунікації, що підвищує прозорість та відтворюваність аналізу. По-третє, у роботі закладено контроль якості моделі через використання кількісних метрик, аналіз помилок класифікації та перевірку поведінки моделі на різних корпусах текстових даних.

Окрему увагу приділено ризику алгоритмічного упередження [163, 164], яке може виникати через нерівномірне представлення окремих соціальних, професійних або мовних груп у навчальних даних [165, 166, 167]. У межах цієї роботи такий ризик зменшується за рахунок використання відкритих корпусів із явною структурою розмітки, контролю розподілу класів, аналізу хибних класифікацій та перевірки результатів на додаткових наборах даних. Водночас визнається, що повне усунення упередженості виходить за межі поточної постановки задачі, тому результати моделі повинні трактуватися як аналітичний індикатор, чутливий до характеристик навчального корпусу.

Ще одним важливим аспектом є обробка вхідних даних, які можуть відрізнятися від розподілу навчальної вибірки. У роботі цей ризик частково враховується через попередню нормалізацію текстів, тематичну сегментацію цифрового профілю та контроль семантичної однорідності сегментів. Така побудова не усуває повністю проблему «out-of-distribution» даних, однак зменшує ймовірність некоректного узагальнення, оскільки аналіз виконується не на рівні суцільного текстового масиву, а в межах змістово близьких кластерів повідомлень. Отже, стійкість методу забезпечується не

універсальністю моделі для будь-якого вхідного тексту, а структурованим режимом її застосування.

Проблема довіри [168, 169] до оцінок нейромережевої моделі в цій роботі також розглядається з позиції їхньої інтерпретованості [170, 171]. Запропонований метод не використовує зовнішні пояснювальні механізми на кшталт LIME [172] або SHAP [173], оскільки вони не інтегровані в математичний конвеєр дослідження. Натомість пояснюваність забезпечується внутрішньою логікою побудови методу: через визначення комунікативних сегментів, обчислення локальних індексів цифрової втоми, ранжування сегментів за внеском у профіль автора та виявлення цільових об'єктів, що змістовно характеризують джерела навантаження. Саме такий тип інтерпретації є релевантним до задачі дисертаційного дослідження, оскільки дозволяє пояснювати не окрему вагу ознаки в абстрактній моделі, а структуру формування цифрової втоми в контексті реальної комунікації користувача.

Практичне впровадження запропонованого підходу повинно передбачати анонімізацію текстових даних, обмеження доступу до результатів аналізу, фіксацію версії моделі та умов проведення оцінювання, а також можливість перевірки тих сегментів і текстових індикаторів, які сформували підсумковий висновок. Це є необхідною умовою відповідального застосування системи, оскільки цифрова втома може перетинатися з іншими психоемоційними станами й не має єдиного універсального мовного прояву.

Отже, етична прийнятність запропонованого підходу забезпечується сукупністю технічних і процедурних обмежень: анонімізацією даних, відмовою від автоматичного ярликування особи, сегментною прозорістю результатів, аналізом помилок моделі, визнанням меж застосовності навчальних корпусів та можливістю змістовної інтерпретації одержаних оцінок. Саме така постановка

дозволяє розглядати запропонований підхід як інструмент відповідального аналізу ризиків цифрової втоми у текстовому контенті.

2.6. Висновки до розділу 2

Сформульовано центральну гіпотезу, відповідно до якої перехід від локалізованої цифрової втоми до системного виснаження відображається у тематичній організації цифрового дискурсу автора. Визначено два рівні стану користувача: цифрова втома як сегментний феномен, що проявляється в окремих тематичних кластерах, та цифрове виснаження як системний стан, що характеризується поширенням маркерів втоми на тематичні сфери цифрової активності. Така постановка створює підґрунтя для переходу від описових спостережень до кількісного, відтворюваного аналізу.

Запропоновано інформаційну модель стану цифрової втоми DE , яка охоплює множину текстових повідомлень цифрового профілю, структурований профіль цифрового виснаження та множину метаданих моделі. Формалізовано склад профілю $Pexh$, до якого включено інтегральну оцінку стану автора, показник поширення проявів цифрової втоми, вектор локальних індексів, ранжований список комунікативних сегментів, множину цільових об'єктів комунікації та множину візуальних й інтерпретаційних представлень результатів. Визначено множину моделей $M = \{m_{seg}, m_{fat}, m_{obj}\}$ та задано послідовність формальних перетворень $D \xrightarrow{f_{seg}} \Theta \xrightarrow{g_{fat}} L \xrightarrow{h_{exh}} S$, яка встановлює зв'язок між множиною повідомлень цифрового профілю, множиною комунікативних сегментів, локальними індексами цифрової втоми та інтегральною оцінкою цифрового виснаження. Уведено формалізовані критерії оцінювання стану користувача у вигляді локального індексу цифрової втоми, функції охоплення $Coverage(\Theta)$ та правила диференціації станів «Normal», «Situational Fatigue» і «Systemic

Exhaustion», що забезпечило математичне обґрунтування переходу від текстових маркерів до кількісного результату аналізу.

Обґрунтовано склад експериментальної бази дослідження та визначено функціональне призначення наборів даних DS^1 , DS^2 і DS^3 для донавчання моделі виявлення цифрової втоми, зовнішнього оцінювання переносності підходу та апробації інтерпретаційної компоненти виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів. Визначено критерії алгоритмічної прозорості та етичні обмеження застосування запропонованого підходу, відповідно до яких результати моделювання слід трактувати як аналітичні оцінки ризику цифрової втоми та цифрового виснаження, а не як медичний або психологічний діагноз. Таким чином, у розділі сформовано теоретико-методичне підґрунтя для розробки методів визначення комунікативних сегментів, нейромережевого виявлення цифрової втоми та виявлення цифрового виснаження за профілем автора з інтерпретацією прийнятих рішень, що забезпечує логічний перехід до методичної та експериментальної частин дослідження.

РОЗДІЛ 3.

МЕТОДИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОВОГО ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ З ВІЗУАЛЬНОЮ ІНТЕРПРЕТАЦІЄЮ

3.1. Проблема виявлення цифрової втоми користувачів у текстовому контенті

Аналіз сучасних підходів засвідчує, що цифрова втома є значущим психоемоційним станом, який формується під впливом інтенсивної цифрової взаємодії та може призводити до зниження продуктивності, погіршення якості комунікації й підвищення ризиків хронічного виснаження. Водночас на практиці діагностика цифрової втоми переважно спирається на самооцінювання, опитувальники або експертні спостереження, що унеможлиблює масштабований, безперервний і відтворюваний моніторинг у реальних цифрових середовищах. Таким чином виникає суперечність між потребою у своєчасному виявленні втоми та обмеженістю інструментів, здатних забезпечити об'єктивну автоматизовану оцінку на основі даних цифрової активності.

Додаткову складність становить те, що прояви цифрової втоми в мовленні не завжди мають прямі, однозначні маркери. У коротких повідомленнях вони часто є латентними, контекстно залежними та можуть маскуватися стилем спілкування, нормами конкретного каналу, жанром повідомлень або ситуаційними факторами. Це означає, що традиційні лінгвістичні правила й поверхневі індикатори не забезпечують достатньої точності, оскільки не враховують багатовимірності психоемоційних сигналів, що поєднують семантику, прагматику та індивідуальні особливості автора.

Проблема посилюється неоднорідністю цифрового профілю: один і той самий користувач продукує тексти у різних комунікативних сегментах, де відрізняються тематика, коло співрозмовників і стиль, а отже змінюється і базовий рівень напруження комунікації. За таких умов оцінювання цифрової

втоми як усередненої характеристики всього профілю є методологічно недостатнім, оскільки не дозволяє відокремити локальні, ситуативні прояви втоми від системного стану, а також не дає змоги ідентифікувати конкретні сфери комунікації, що виступають ключовими джерелами когнітивного навантаження. Відповідно актуалізується завдання виявлення втоми на рівні сегментів, сформованих на попередньому етапі, з подальшою агрегацією результатів у глобальну оцінку стану.

3.2. Метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту

Метод визначення комунікативних сегментів користувачів призначений для виявлення тематичних сегментів користувацької комунікації, які потенційно впливають на прояви цифрової втоми та когнітивного виснаження. Традиційні підходи до аналізу психоемоційного стану часто ігнорують контекстуальну специфіку мовлення, розглядаючи всі тексти автора як єдиний масив. Проте, згідно з наведеною гіпотезою, цифрова втома є контекстно-залежним явищем.

Для виявлення латентної структури цифрового дискурсу пропонується застосувати щільнісну кластеризацію контекстних векторних представлень коротких текстів (HDBSCAN). На відміну від класичних імовірнісних моделей тем (наприклад, LDA), підхід на основі ембедінгів оперує семантичною близькістю повідомлень і краще працює з короткими форматами (твіти, повідомлення в чатах), де частотні ознаки є нестійкими [149].

Для реалізації функціонального перетворення f_{seg} , яке декомпозує глобальний цифровий профіль користувача D на множину тематично однорідних комунікативних сегментів Θ , запропоновано Алгоритм 1.

Algorithm 1: Виявлення комунікативних сегментів з використанням HDBSCAN

Input: Preprocessed textual dataset $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$; Pre-trained sentence-transformer model M_1 (Sentence-BERT).

Output: Set of thematic clusters $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, noise\}$; Thematic descriptors $K = \{k_1, k_2, \dots, k_k\}$.

1. Contextual Vectorization (Embedding):

Для кожного документа $d_i \in D$ обчислити векторне представлення v_i високої розмірності:

$$vp_i = M_1(d_i), vp_i \in R^{768}.$$

2. Manifold Dimensionality Reduction (UMAP):

Зменшити розмірність векторного простору для покращення роботи алгоритмів кластеризації, зберігаючи топологічну структуру даних:

$$u_i = UMAP(vp_i), u_i \in R^m, \text{ when } m \ll 768.$$

3. Density-Based Clustering (HDBSCAN):

Згрупувати вектори u_i у кластери на основі їхньої щільності в m -вимірному просторі. Точки, що не належать жодному щільному скупченню, класифікувати як лінгвістичний шум:

$$C = HDBSCAN(u_1, u_2, \dots, u_n), C \rightarrow \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k, noise\}.$$

4. Noise Share Constraint ($\leq 10\%$):

Якщо після кластеризації частка шуму перевищує β (у роботі $\beta=0.10$), виконується постобробка результатів HDBSCAN [153] з метою уточнення приналежності шумових повідомлень. Для кожного елемента з міткою *noise* обчислюється відстань до репрезентативних векторів сформованих кластерів у просторі ембедінгів. У цій роботі як репрезентативний вектор кластера використовується середній вектор повідомлень, що належать відповідному кластеру. Елемент перепризначається до найближчого кластера лише за умови, що ця відстань не перевищує порогове значення η . Процедура повторюється

до досягнення $noise_share \leq \beta$ або до вичерпання кандидатів для перепризначення.

5. Class-based TF-IDF (c-TF-IDF):

Для кожного виявленого сегмента θ_j обчислити важливість термінів методом c-TF-IDF, де сегмент розглядається як об'єднаний документ, сформований з усіх повідомлень цього кластера. На основі отриманих ваг сформуванати дескриптор k_j як множину top- t термінів, що найкраще характеризують тематику сегмента.

6. Segment Enrichment:

Сформуванати фінальну множину дескрипторів $k_j = \{w_1, w_2, \dots, w_{10}\}$, що характеризують тематику сегмента.

Return Θ, K

Технологічними особливостями Алгоритму 1 є: (1) Sentence-BERT (all-MiniLM-L6-v2): використовується як модель для вкладень через оптимальний баланс між швидкістю обробки та якістю семантичного кодування. Sentence-Transformer (paraphrase-multilingual-mpnet-base-v2, $p=768$): використовується як модель для побудови контекстних семантичних ембедінгів коротких повідомлень у багатомовному середовищі, забезпечуючи кращу семантичну узгодженість кластерів порівняно з частотними підходами. (2) UMAP parameters: для кластеризації використовується проєкція в m -вимірний простір (наприклад, $m=10$) з числом сусідів $n_neighbors$ масштабованим від розміру вибірки (у дослідженні $n_neighbors = \min(60, \max(15, [n]))$), що зменшує фрагментацію кластерів. Для візуалізації додатково будується 2D-проєкція ($n_neighbors=15$) для інтерпретації та контролю відокремленості сегментів. (3) HDBSCAN: дозволяє системі автоматично визначати кількість тем сегментів k залежно від реальної структури даних користувача, що робить метод адаптивним до індивідуальних

особливостей цифрового профілю. Додатково застосовується обмеження частки noise до $\beta=0.10$ шляхом вибіркового перепризначення шумових точок до найближчих кластерів за порогом відстані.

Слід зазначити, що уточнення належності шумових повідомлень не є частиною базового алгоритму HDBSCAN, а виконується як окремий етап постобробки результатів кластеризації. Це дозволяє зменшити частку шуму при збереженні тематичної однорідності сформованих сегментів. Для змістової інтерпретації сегментів використано c-TF-IDF, що розглядає кожен сегмент як агрегований документ і дозволяє виділяти терміни, найбільш дискримінативні відносно інших сегментів.

Результатом виконання Алгоритм 1 є структурований тематичний каркас, який слугує основою для подальшого аналізу інтенсивності втоми в розрізі конкретних сфер життєдіяльності користувача.

Схематично розроблений метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту наведено на рис. 3.1.

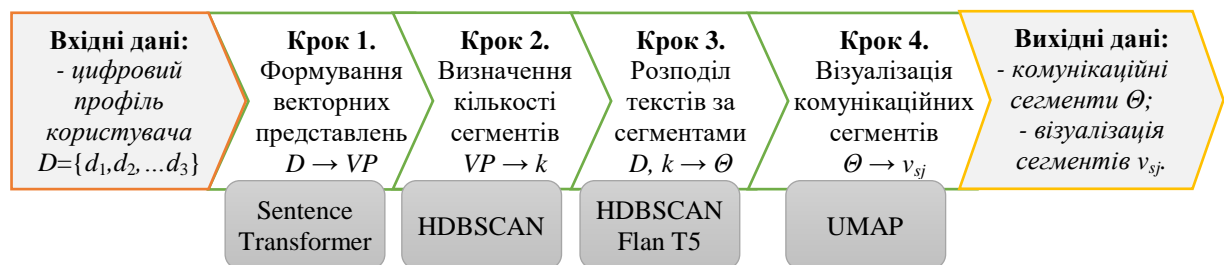


Рис. 3.1 – Схема та кроки методу визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту

На рис. 3.1 подано операціоналізацію відображення f_{seg} , визначеного співвідношенням (2.14), тобто процедуру переходу від множини повідомлень цифрового профілю $D=\{d_1,\dots,d_n\}$ до множини комунікативних сегментів $\Theta=\{\theta_1,\dots,\theta_k\}$. На відміну від суто описового трактування сегмента як тематичного кластера, схема фіксує саме обчислювальний ланцюжок, через

який реалізується тематична декомпозиція профілю та забезпечується її відтворюваність у вигляді формальної процедури.

Кроком 1 є перехід f_{seg} від текстів d_i до їх контекстних представлень $vp_i = M_1(d_i)$ у просторі ембедінгів, де M_1 відповідає попередньо навченій sentence-transformer моделі. Цей крок забезпечує семантичну порівнюваність коротких повідомлень і створює основу для подальшого виділення латентних тематичних скупчень не через частотні ознаки, а через близькість змісту. Далі виконується топологічно узгоджене зниження розмірності $u_i = \text{UMAP}(vp_i)$, яке в межах f_{seg} має службову роль: воно зменшує обчислювальну складність і стабілізує щільнісну кластеризацію, зберігаючи локальні відношення близькості між повідомленнями.

Кроком 2 є застосування HDBSCAN до $\{u_i\}$, у результаті чого формується розбиття $\{d_i\}$ на підмножини, що інтерпретуються як сегменти θ_j , а також виділяється підмножина *noise*, яка відображає слабо структуровані або маргінальні фрагменти дискурсу. Саме на цьому кроці фактична кількість сегментів $k = |\Theta|$ визначається з даних, а не задається апріорно, що узгоджується з постановкою задачі індивідуалізованого аналізу цифрового профілю. Подальше уточнення належності елементів із *noise* у схемі відображає прагнення мінімізувати втрату інформації при збереженні строгого критерію тематичної однорідності сегментів; при цьому алгоритмічні деталі цього кроку винесено в Алгоритм 1.

Фіналізація f_{seg} у схемі представлена двома взаємодоповнювальними результатами. Так, на Кроці 3 формується множина Θ як структурований «каркас» профілю, де кожен θ_j є підмножиною повідомлень із близькою тематикою та комунікативною функцією. Далі, для забезпечення інтерпретованості сегментів конструюються їхні семантичні описи: сегменти отримують стислий тематичний підпис, що перетворює технічний результат кластеризації на об'єкт, придатний для подальшого аналізу в томи на рівні сегмента та для експертної верифікації. Візуалізація v_{sj} на основі UMAP, показана як окремий Крок 4, що виконує контрольну та пояснювальну

функції, оскільки дозволяє емпірично оцінити відокремленість θ_j і виявити ділянки потенційного тематичного змішування без повторення формальних визначень моделі (2.13)–(2.14).

Вихідними даними методу є комунікативні сегменти Θ та відповідні їм візуальні подання v_{sj} .

3.3. Метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання

Як було визначено в п.3.1, з одного боку, цифрова втома визнається реальним психологічним станом, що виникає внаслідок тривалої взаємодії з цифровими пристроями, і вимагає своєчасного виявлення для запобігання негативним наслідкам для здоров'я. З іншого боку, існуючі підходи до її діагностики ґрунтуються переважно на самооцінюванні або експертних методах, які не дозволяють здійснювати об'єктивний, масштабований і автоматизований моніторинг. Це створює протиріччя між потребою у точних, автономних засобах виявлення цифрової втоми та відсутністю ефективних інструментів, здатних забезпечити таку діагностику в реальному часі.

Після виконання тематичної декомпозиції цифрового профілю користувача та формування множини комунікативних сегментів $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$ наступним кроком є реалізація відображення g_{fat} , метою якого є кількісна оцінка проявів цифрової втоми в межах кожного сегмента. На відміну від підходів, що ґрунтуються на самооцінюванні або експертній діагностиці, запропонований метод забезпечує об'єктивне, масштабоване й автоматизоване виявлення ознак втоми на основі текстових даних, що відображають реальні патерни цифрової комунікації автора.

Вхідними даними методу є множина сегментів Θ , де кожен сегмент θ_i містить підмножину повідомлень $\{d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{ini}\}$, а також нейромережева модель, навчена розпізнавати маркери когнітивного та емоційного

перевантаження у тексті. Виходом є вектор локальних індексів цифрової втоми $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$, у якому кожне значення e_i характеризує інтенсивність проявів втоми в сегменті θ_i . Така постановка відповідає загальній логіці комплексу методів: результати сегментації використовуються для локального оцінювання, а отримані посегментні оцінки є основою для подальшої інтеграції та диференціації ситуативної втоми й системного виснаження.

Для реалізації класифікаційної складової g_{fat} запропоновано використати архітектуру BERT для задачі класифікації послідовностей. Вибір обумовлений здатністю трансформерної моделі формувати контекстуалізовані представлення повідомлень і виявляти латентні лінгвістичні сигнали психоемоційного стану, які можуть бути неявними або маскуватися контекстом. Модель складається з базового трансформера та класифікаційного шару, що перетворює вихідне представлення послідовності на ймовірнісну оцінку належності повідомлення до класу цифрової втоми.

Для адаптації моделі до предметної області виконується тонке налаштування на розміченому корпусі «Healthcare Workers' Burnout Tweets», що містить тексти з вираженими маркерами виснаження та стресу. Донавчання дає змогу узгодити ваги моделі зі специфічною лексикою та мовними патернами перевтоми, підвищуючи чутливість детектора до релевантних сигналів у коротких цифрових повідомленнях.

Формально метод передбачає обробку кожного повідомлення d_{ij} у сегменті θ_i та отримання ймовірності $s_{ij} \in [0,1]$ що відображає наявність ознак цифрової втоми. Після цього застосовується порогове правило з параметром τ , яке переводить ймовірнісну оцінку в бінарне рішення $y_{ij} = I(s_{ij} > \tau)$. Локальний індекс сегмента визначається як відсоткова частка повідомлень у сегменті, класифікованих як такі, що містять ознаки втоми, відповідно до формули (2.16). Агрегація на рівні сегмента зменшує вплив одиничних аномальних повідомлень та інтерпретується як інтегральна характеристика відповідної сфери комунікації. У підсумку формується не

лише вектор L , а й метадані, необхідні для подальшої інтеграції в межах відображення h_{exh} .

Технологічними особливостями реалізації є: (1) Контекстні вікна: Обмеження довжини послідовності до 128 токенів (padding/truncation) оптимізоване для коротких текстових форматів (чати, пости), що забезпечує високу обчислювальну швидкість без втрати семантичної значущості; (2) Класифікаційний поріг (τ): За замовчуванням встановлюється на рівні 0.5; (3) Функції втрат: Під час донавчання використовується Cross-Entropy Loss для мінімізації розбіжності між передбаченим розподілом і фактичними мітками виснаження в навчальному наборі.

Відображення g_{fat} реалізується за Алгоритмом 2.

Algorithm 2: Local Fatigue Detection via Fine-tuned BERT

Input: Thematic clusters $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$; Fine-tuned model $BERT_{fat}$; Classification threshold τ .

Output: Set of local fatigue indices $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$.

1. Tokenization and Formatting:

Для кожного повідомлення d_{ij} у сегменті θ_i виконати перетворення у формат тензорів:

$$T_{ij} = \text{Tokenizer}(d_{ij}, \text{max_length} = 64, \text{padding} = \text{'max_length'}).$$

2. Probabilistic Inference:

Подати токенизований текст на вхід нейромережі для отримання ймовірності s_{ij} приналежності до класу «Цифрова втома»:

$$s_{ij} = \text{Softmax}(BERT_{fat}(T_{ij})).$$

3. Binary Assignment:

Застосувати індикаторну функцію I для віднесення повідомлення до категорії втомлених на основі порогу τ :

$$y_{ij} = I(s_{ij} > \tau).$$

4. Segment-level Aggregation:

Для кожного сегмента θ_i обчислити відсотковий показник втоми e_i як частку позитивно класифікованих повідомлень до їхньої загальної кількості в кластері:

$$e_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} \cdot 100,$$

де n_i – потужність (кількість повідомлень) i -го сегмента.

5. Local Result Mapping:

Сформуувати набір результатів $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$.

Return L .

Особливістю наведеного алгоритму класифікації (інференсу) є використання фіксованого класифікаційного порогу ($\tau=0.5$). Перехід від неперервних імовірнісних виходів Softmax до дискретних значень дозволяє одержати вектор локальних оцінок L , який дозволяє ідентифікувати, у яких саме сферах цифрової активності користувач демонструє ознаки перевтоми. Ці дані є вхідними для фінального етапу диференціації ситуативної втоми та системного виснаження. Ілюстрація формалізованого опису у вигляді схематичного подання методу наведена на рис. 3.2.

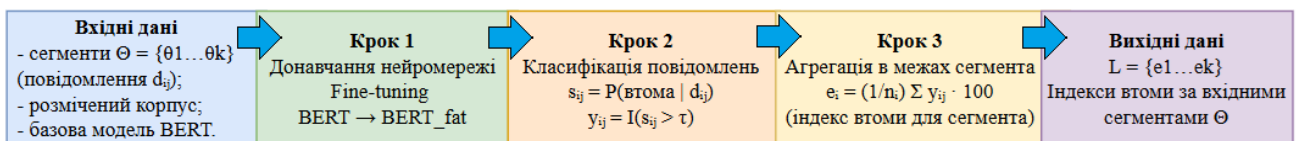


Рис. 3.2 – Схема методу виявлення цифрової втоми

На рис. 3.2 подано узагальнене схематичне подання реалізації відображення g_{fat} , у межах якого цифрова втома оцінюється локально в розрізі комунікативних сегментів. Вхід методу формується множиною сегментів $\Theta = \{\theta_1, \dots, \theta_k\}$, де кожен сегмент містить відповідні повідомлення d_{ij} , а також компонентами навчання, необхідними для адаптації базової нейромережевої архітектури до задачі детекції втоми у коротких текстах.

Після етапу донавчання формується спеціалізована модель $BERT_{fat}$, яка застосовується для оцінювання повідомлень у межах кожного сегмента та отримання локальних рішень на рівні окремих текстів. Далі результати локальних рішень узагальнюються всередині кожного сегмента, унаслідок чого формується сегментний індекс втоми e_i як інтегральна характеристика відповідної сфери комунікації. Виходом методу є вектор $L=\{e_1, \dots, e_k\}$, що задає карту цифрової втоми за сегментами та забезпечує порівнюваність рівня навантаження між різними контекстами спілкування користувача.

Схема взаємодії розроблених методів виявлення цифрової втоми моделями глибокого навчання та визначення комунікативних сегментів наведена на рис. 3.3.

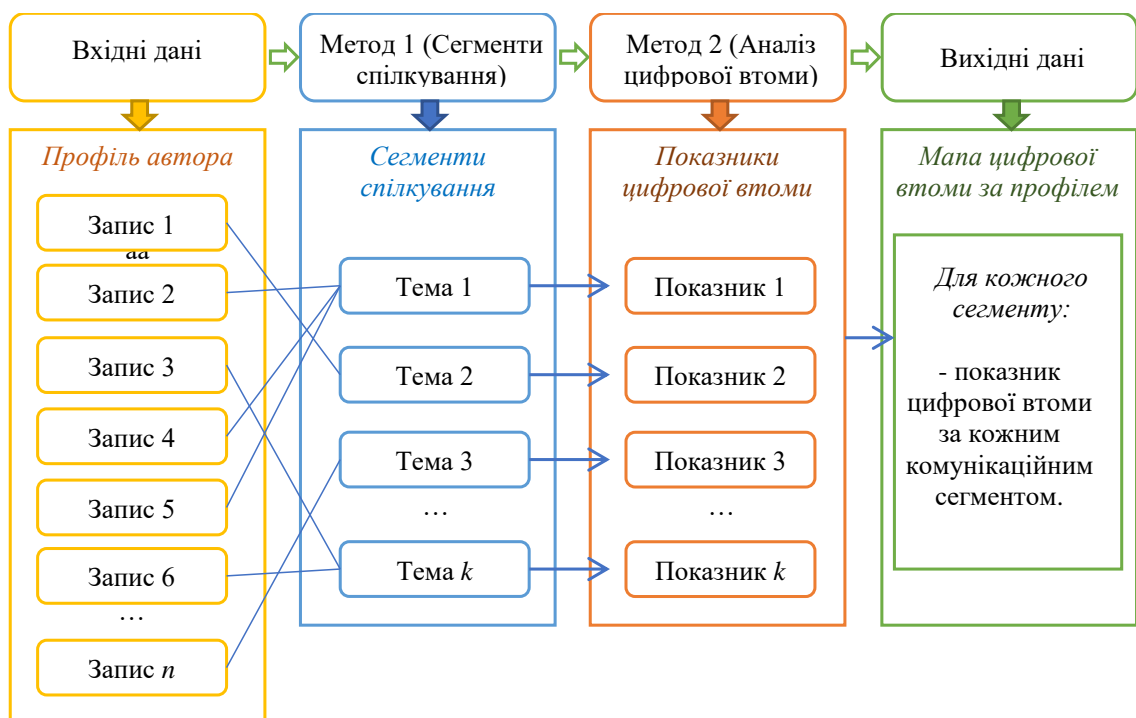


Рис. 3.3 – Схема взаємодії методу виявлення цифрової втоми та методу пошуку комунікативних сегментів

Схема на рис. 3.3 акцентує не на внутрішніх процедурах класифікації, а на тому, як результати попереднього етапу сегментації перетворюють

суцільний масив повідомлень на набір локальних об'єктів аналізу, для яких обчислюються порівнювані показники втоми.

Ліва частина схеми відображає вхідний об'єкт у вигляді цифрового профілю автора, представленого послідовністю записів d_1, \dots, d_n . Далі, у блоці «Метод 1», що є описаним у п.3.2 методом визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, ці записи розподіляються за комунікативними сегментами, які інтерпретуються як тематично однорідні сфери спілкування. Перехресні лінії між записами та темами візуально підкреслюють ключовий момент: повідомлення з профілю не аналізуються як один суцільний корпус, а прив'язуються до конкретних сегментів, що забезпечує контекстну локалізацію подальшої оцінки.

Блок «Метод 2», що є розробленим і описаним у поточному пункті методом виявлення цифрової втоми, показує наступну трансформацію: кожному сегменту θ_i ставиться у відповідність власний результат аналізу у вигляді показника цифрової втоми e_i . Таким чином, вихід методу формується не як єдина оцінка для всього профілю, а як набір сегментних індикаторів, що дозволяє порівнювати різні сфери комунікації між собою та виявляти ті з них, де прояви втоми є найбільш концентрованими. Важливо, що структура «сегмент – показник» зберігає зв'язок між тематичним контекстом і кількісною оцінкою, що є необхідним для подальшої інтеграції результатів на рівні профілю.

Права частина схеми представляє вихідні дані у вигляді карти цифрової втоми за профілем. Вона інтерпретується як структуроване зведення, у якому для кожного комунікативного сегмента задано відповідний показник втоми. Така форма виходу забезпечує придатність результатів як для аналітичної інтерпретації (виявлення локальних джерел навантаження), так і для наступних процедур узагальнення, де важливими є не лише значення індикаторів, а й їх розподіл між сегментами.

Отже, обґрунтовано підхід до виявлення цифрової втоми на основі текстового контенту, який усуває залежність діагностики від самооцінювання

та суто експертних процедур і забезпечує масштабоване автоматизоване оцінювання. Показано, що цифрова втома доцільно аналізується кластерно – у межах окремих комунікативних сегментів, оскільки саме контекст і тематична сфера спілкування визначають характер і вираженість відповідних маркерів. Запропонований метод поєднує адаптацію нейромережевої моделі до предметної області та подальший аналіз повідомлень із узагальненням результатів у межах кожного сегмента, що дозволяє отримати порівнювані показники втоми для різних сфер комунікації користувача. Сформовані результати можуть використовуватися для ідентифікації найбільш навантажених сегментів та подальшої інтерпретації джерел когнітивного й емоційного перевантаження.

3.4. Метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора

Метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора забезпечує формування структурованого профілю цифрового виснаження, який поєднує кількісні індикатори стану користувача з аналітичним описом його можливих джерел у цифровому дискурсі. Для цього використовуються результати, одержані за допомогою методу визначення комунікативних сегментів користувачів (п.3.2) і методу виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами (п.3.3).

На відміну від підходів, що обмежуються аналізом окремих повідомлень або короткострокових епізодів комунікації, запропонований метод розглядає цифрову активність користувача як структуровану систему взаємопов'язаних комунікативних сегментів. Такий підхід дозволяє оцінити не лише наявність окремих проявів втоми, але й ступінь їх поширення у різних сферах цифрової комунікації, що є ключовою ознакою переходу від ситуативної втоми до системного цифрового виснаження.

Вхідними даними методу є результати попередніх етапів аналізу: цифровий профіль автора, множина комунікативних сегментів $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$, сформованих на основі тематичної сегментації дискурсу, а також набір локальних індексів цифрової втоми $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$, отриманих у межах кожного сегмента за допомогою нейромережевої моделі. Таким чином, метод працює не з окремими текстами, а з уже структурованими результатами попереднього аналізу, що дозволяє здійснювати інтегральну оцінку стану користувача на рівні всього цифрового профілю.

Для реалізації функціонального перетворення h_{exh} , яке відображає набір сегментних індикаторів цифрової втоми у простір узагальнених показників цифрового виснаження, запропоновано Алгоритм 3.

Algorithm 3: Digital Exhaustion Detection via Segment Aggregation

Input:

цифровий профіль автора D ;

множина комунікативних сегментів $\Theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$;

локальні індекси цифрової втоми $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$.

Output:

інтегральна оцінка цифрового виснаження S ;

показник поширення проявів цифрової втоми за сегментами C ;

вектор локальних індексів цифрової втоми L ;

ранжований список комунікативних сегментів R ;

множина цільових об'єктів комунікації O ;

множина візуальних та інтерпретаційних представлень результатів V .

1. Segment Aggregation:

Виконується агрегування локальних індексів цифрової втоми, отриманих для кожного сегмента $D, \Theta, L \rightarrow C$. Цей крок формує узагальнений аналітичний опис розподілу когнітивного навантаження у цифровому профілі користувача та дозволяє визначити сегменти з найбільш інтенсивними проявами втоми.

2. Digital Exhaustion Identification:

Виконується оцінювання рівня цифрового виснаження на основі поширеності високих значень індексів в томи серед комунікативних сегментів $C \rightarrow S$, згідно із (2.18).

3. Target Object Detection:

Виконується ідентифікація цільових об'єктів комунікації, які пов'язані з сегментами, що демонструють найбільший внесок у формування стану цифрового виснаження $D, \Theta \rightarrow O$, згідно з (2.10). Для цього застосовуються методи розпізнавання іменованих сутностей (NER) та аналіз ключових слів, що дозволяє визначити теми, суб'єкти або контексти взаємодії, які асоціюються з підвищеним когнітивним навантаженням.

Return S, C, L, R, O, V .

У межах виявлення цифрового виснаження множина цільових об'єктів комунікації O не розглядається як самостійний ізольований результат, а формується як одна зі складових структурованого профілю цифрового виснаження автора P_{exh} введеного в п. 2.2 у складі інформаційної моделі стану цифрової втоми DE та поданого у розгорнутому вигляді у формулі (2.20). Побудова цієї множини здійснюється після визначення вектора локальних індексів цифрової втоми $L=(e_1, e_2, \dots, e_k)$ що формується на основі сегментних оцінок відповідно до формули (2.16), а також після обчислення показника поширення проявів цифрової втоми C за формулою (2.18) та інтегральної оцінки цифрового виснаження S за формулою (2.19).

Таким чином, числове ядро методу задається компонентами S, C та L , тоді як R і O використовуються для аналітичної інтерпретації отриманого результату. Компоненти R і O формуються після визначення інтегральної оцінки S та не впливають на її числове значення, а використовуються для змістового тлумачення джерел підвищеного когнітивного навантаження.

Особливістю методу є інтеграція статистичного аналізу сегментних показників із методами семантичного аналізу тексту. Така комбінація дозволяє не лише обчислювати інтегральні індикатори цифрового виснаження, але й формувати інтерпретований аналітичний профіль, що пояснює структуру цього стану у контексті цифрової комунікації користувача.

Результатом виконання Алгоритму 3 є профіль цифрового виснаження автора P_{exh} , який включає узагальнену оцінку рівня психоемоційного навантаження, набір аналітичних показників та перелік цільових об'єктів комунікації, що мають найбільший вплив на формування цього стану. Отримані результати можуть використовуватися як для подальшого аналізу динаміки цифрової втоми, так і для побудови інтерпретованих систем моніторингу психоемоційного стану користувачів у цифрових середовищах.

Схематично розроблений метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора наведено на рис. 3.4.

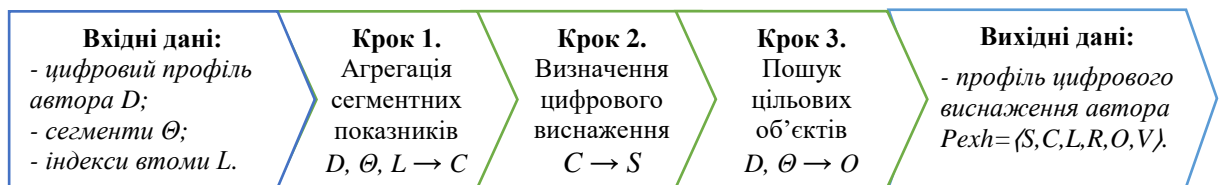


Рис. 3.4 – Схеми та кроки методу виявлення цифрового виснаження

На рис. 3.4 подано операціоналізацію відображення h_{exh} , введеного в математичній моделі дослідження (2.17), тобто процедуру переходу від множини локальних індикаторів цифрової втоми L до інтегрального профілю цифрового виснаження користувача S . На відміну від попередніх етапів аналізу, де основним об'єктом обробки були окремі повідомлення D або тематичні сегменти Θ , на цьому рівні розглядається вже агрегована структура цифрового профілю C , що дозволяє оцінити системний характер психоемоційного навантаження.

Першим кроком методу є агрегування сегментних показників, у межах якого локальні індекси цифрової втоми L об'єднуються у єдину аналітичну структуру $D, \Theta, L \rightarrow C$. Цей крок формує основу для подальшої інтерпретації стану користувача, оскільки дозволяє визначити, наскільки рівномірно або, навпаки, концентровано розподіляються прояви втоми між різними комунікативними сегментами Θ .

Другий крок спрямований на ідентифікацію стану цифрового виснаження $C \rightarrow S$. На цьому рівні аналізується не лише величина окремих індикаторів L , а й їх поширеність у межах цифрового профілю D . Саме системність проявів втоми розглядається як ключова ознака переходу від локального когнітивного навантаження до стану цифрового виснаження.

Завершальним кроком є пошук цільових об'єктів комунікації O , що пов'язані з сегментами Θ , які демонструють найвищий рівень втоми. Цей етап виконує інтерпретаційну функцію $D, \Theta \rightarrow O$: за допомогою розпізнавання іменованих сутностей і аналізу ключових слів визначаються теми, суб'єкти або інформаційні об'єкти, які можуть бути пов'язані з підвищеним когнітивним навантаженням користувача.

У результаті формується структурований профіль цифрового виснаження $Pexh = \langle S, C, L, R, O, V \rangle$, який поєднує кількісні індикатори стану користувача з аналітичним описом його можливих джерел у цифровому дискурсі. Такий формат результату забезпечує можливість як автоматизованого моніторингу психоемоційного стану, так і подальшої експертної інтерпретації отриманих даних.

Оскільки розроблений метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора використовує результати, одержані за допомогою методу визначення комунікативних сегментів користувачів (п.3.2) та методу виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами (п.3.3), доцільним є уточнення особливостей його взаємодії відповідно до наведеної в п.2.1 концепції. Запропонований метод виявлення цифрового виснаження базується на поетапному аналізі

текстового цифрового сліду користувача та інтеграції методів інтелектуального аналізу тексту і нейромережевого моделювання. Роль методу виявлення цифрового виснаження полягає у переході від аналізу окремих текстових повідомлень до побудови узагальненого профілю психоемоційного стану автора в контексті цифрового виснаження через систему послідовних аналітичних перетворень. На рисунку 3.5 наведено схему, яка ілюструє місце, роль й особливості використання розробленого методу виявлення цифрового виснаження у загальній концепції, запропонованій у дисертаційній роботі в п.2.1.



Рис. 3.5 – Місце і роль методу виявлення цифрового виснаження в запропонованій концепції

Наведена на рис. 3.5 схема задає послідовність переходів від цифрового профілю автора $D=\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ до множини комунікативних сегментів $\Theta=\{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k\}$, далі до вектора локальних індикаторів цифрової втоми $L=\{e_1, e_2, \dots, e_k\}$, де e_i характеризує інтенсивність проявів цифрової втоми в сегменті θ_i , і далі до інтегральної оцінки стану цифрового виснаження S . При цьому, у межах загальної концепції дисертаційної роботи цифрове виснаження трактується не як властивість окремого повідомлення, а як системна характеристика профілю автора, що визначається на основі розподілу локальних індикаторів втоми між комунікативними сегментами.

На відміну від традиційних підходів, які розглядають цифрову активність користувача як єдиний масив текстових даних, запропонована

концепція передбачає структурування цифрового профілю за комунікативними сегментами. Така структурування дозволяє враховувати контекстуальну неоднорідність цифрового дискурсу користувача, оскільки різні сегменти комунікації можуть по-різному впливати на когнітивне та емоційне навантаження. У межах такого підходу кожен комунікативний сегмент розглядається як окреме джерело потенційного психоемоційного навантаження.

Розроблений метод виявлення цифрового виснаження спрямований на інтеграцію локальних показників та формування узагальненого профілю цифрового виснаження. У межах розробленого методу виконується агрегація сегментних індексів в томи e_i та визначається інтегральний стан цифрового виснаження автора S на основі рівня системного поширення негативних проявів у цифровому профілі. Відповідно, математичне ядро третього етапу ґрунтується на узагальненні локальних індикаторів цифрової втоми за комунікативними сегментами. Після визначення S додатково виконується пошук цільових об'єктів комунікації шляхом розпізнавання іменованих сутностей і аналізу ключових слів; крок 3 методу для виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів має власні підкроки й особливості використання, тому далі в п.3.5 наведений окремо і деталізовано.

Загалом, кроки методу виявлення цифрового виснаження не змінюють числове значення інтегральної оцінки цифрового виснаження, а використовуються для змістового тлумачення того, які саме сегменти та тематичні об'єкти пов'язані з підвищеним когнітивним навантаженням. Важливою характеристикою запропонованого методу є забезпечення інтерпретованості отриманих результатів. Поряд із числовими показниками цифрової втоми та виснаження формується аналітичний профіль, який відображає внесок окремих комунікативних сегментів і тематичних об'єктів у формування загального психоемоційного стану автора. Це дозволяє не лише фіксувати наявність цифрового виснаження, але й пояснювати причини його виникнення.

Таким чином, запропонований метод виявлення цифрового виснаження забезпечує системний аналіз цифрової активності користувача, поєднуючи тематичну структурування комунікації, нейромережеве виявлення ознак перевтоми та аналітичну інтеграцію результатів. Це створює основу для побудови пояснюваних систем моніторингу психоемоційного стану людини у цифрових середовищах.

3.5. Виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів

Виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів, яке виконується шляхом агрегованого пошуку іменованих сутностей і ключових слів, виконується на кроці 3 методу виявлення цифрового виснаження й має власні підкроки й особливості використання, тому в даному пункті розглядається окремо.

Відповідно до п.3.4, після визначення інтегрального стану цифрового виснаження автора S додатково виконується крок виявлення цільових об'єктів комунікації, що призначений для інтерпретації тематичного змісту сегментів цифрової комунікації та ідентифікації ключових об'єктів взаємодії, що можуть бути пов'язані з проявами цифрової втоми користувача. На відміну від попередньо застосованих методу визначення комунікативних сегментів користувачів (п.3.2) і методу виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами (п.3.3), де визначаються комунікативні сегменти та оцінюється інтенсивність цифрової втоми, цей крок методу виявлення цифрового виснаження (п.3.4) спрямований на семантичне пояснення отриманих результатів шляхом виділення об'єктів комунікації, які характеризують зміст відповідних сегментів.

У межах запропонованої в п.2.2 моделі, цифрова втома розглядається як контекстно-залежне явище, що формується у конкретних сферах цифрової взаємодії. Відповідно, визначення лише числових показників втоми не є достатнім для інтерпретації результатів аналізу. Для пояснення причин

підвищеного когнітивного навантаження необхідно ідентифікувати тематичні об'єкти комунікації, що домінують у відповідних сегментах цифрового дискурсу. Саме ці об'єкти можуть відображати сфери діяльності, інформаційні теми або суб'єкти взаємодії, які потенційно виступають джерелами підвищеного психоемоційного навантаження.

Для розв'язання задачі виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів поєднується використання методів розпізнавання іменованих сутностей (NER) та статистичних алгоритми виділення ключових слів. Це дозволяє формувати узагальнену множину цільових об'єктів комунікативних сегментів, яка відображає як конкретні об'єкти комунікації (наприклад, організації, події або географічні назви), так і ключові тематичні поняття, що характеризують зміст повідомлень.

Вхідними даними для виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів є досліджуваний цифровий текст комунікативного сегмента та мовна модель. Мовна модель формується на основі попередньо обробленого корпусу текстів предметної області та використовується для визначення статистичної значущості термінів у досліджуваному тексті.

Виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів виконується у три основних етапи:

- 1) підготовка цифрового тексту до аналізу;
- 2) пошук ключових слів альтернативними методами;
- 3) формування множини цільових об'єктів.

Для формалізації процесу виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів запропоновано Алгоритм 4.

Algorithm 4: Detection of Target Objects in Communicative Segments

Input: Digital text corpus T ; language model M .

Output: Set of target objects O .

1. Text Preparation:

На першому етапі виконується підготовка цифрового тексту до подальшого аналізу. Для кожного документа $t_i \in T$ виконуються такі операції:

- токенізація тексту;
- видалення стоп-слів;
- пошук іменованих сутностей;
- лематизація тексту.

2. Keyword Extraction:

Пошук іменованих сутностей $O_{NER} = f_{NER}(T, M)$ виконується до лематизації, оскільки лематизація може змінювати форму слів та знижувати точність розпізнавання NER.

Далі здійснюється пошук ключових слів за допомогою альтернативних статистичних методів. В результаті, для очищеного тексту формуються множини ключових слів:

- $O_{TF-IDF} = f_{TF-IDF}(T)$ за допомогою методу TF-IDF;
- $O_{TF} = f_{TF}(T)$ за допомогою методу TF;
- $O_{YAKE} = f_{YAKE}(T)$ за допомогою методу «YAKE!»;
- $O_{DE} = f_{DE}(T)$ за допомогою методу дисперсного оцінювання.

Таким чином, кожен із зазначених статистичних методів формує власну множину ключових слів-представлень.

3. Target Object Formation:

На завершальному етапі виконується формування множини цільових об'єктів $O = O_{NER} \cup O_{TF-IDF} \cup O_{TF} \cup O_{YAKE} \cup O_{DE}$. Цей етап включає:

- формування спільної множини ключових слів на основі результатів різних методів;
- формування множини іменованих сутностей;
- об'єднання отриманих множин з усуненням повторів.

У результаті формується множина цільових об'єктів $O = \{o_1, o_2, \dots, o_n\}$.

Return O

Таким чином, особливістю виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів є поєднання статистичних методів виділення ключових слів та методів розпізнавання іменованих сутностей. Такий підхід дозволяє підвищити повноту та точність ідентифікації об'єктів комунікації, оскільки враховує як частотні характеристики тексту, так і його семантичну структуру.

Результатом виконання Алгоритму 4 є сформована множина цільових об'єктів, що характеризують зміст досліджуваного цифрового тексту або комунікативного сегмента.

Схематично кроки виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів наведено на рис. 3.6.

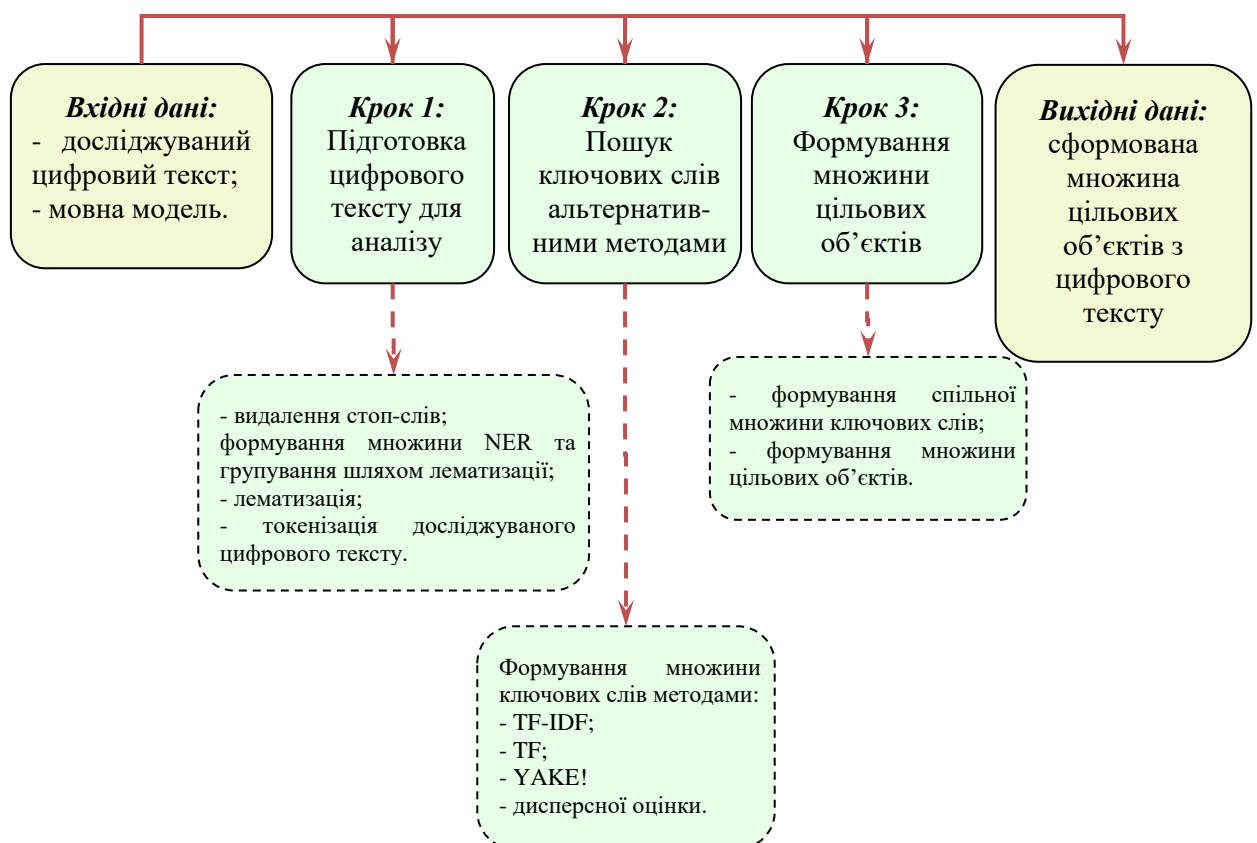


Рис. 3.6 – Схема кроків для виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів

Відповідно до рис. 3.6, для виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів на першому кроці виконується підготовка тексту, що включає токенізацію, видалення стоп-слів, пошук іменованих сутностей та лематизацію. На другому кроці здійснюється пошук ключових слів різними статистичними методами, що дозволяє отримати кілька альтернативних представлень тематично значущих термінів. На завершальному кроці результати попередніх процедур інтегруються шляхом формування спільної множини ключових слів та об'єднання її з множиною іменованих сутностей. У результаті формується узагальнена множина цільових об'єктів, що відображає ключові поняття та об'єкти комунікації в досліджуваному цифровому тексті. Схематично виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів запропонованим зображено на рис. 3.7.

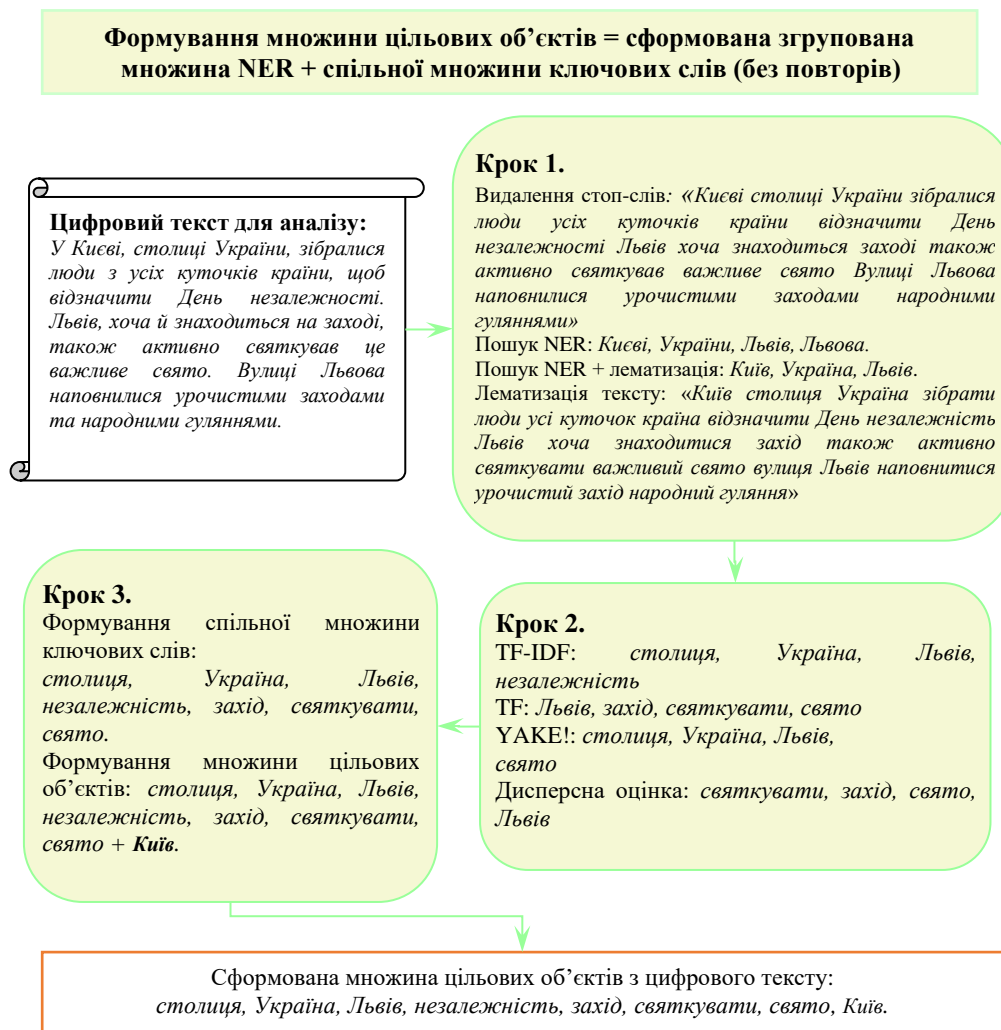


Рис. 3.7 – Ілюстрація виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів

Отримані об'єкти комунікативних сегментів використовуються для інтерпретації результатів аналізу цифрової втоми та цифрового виснаження, оскільки дозволяють визначити тематичні сфери взаємодії користувача, які пов'язані з підвищеним когнітивним навантаженням. Таким чином, виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів забезпечує семантичне пояснення результатів попередніх етапів аналізу та доповнює кількісні індикатори цифрової втоми їх змістовною інтерпретацією.

3.6. Метрики оцінювання якості на етапах визначення комунікативних сегментів і виявлення цифрової втоми

Оцінювання якості запропонованого підходу до виявлення цифрової втоми здійснюється поетапно, оскільки загальний метод включає два функціонально різні компоненти: визначення комунікативних сегментів користувача та подальшу нейромережеву класифікацію сегментів за ознакою цифрової втоми. У зв'язку з цим використання єдиного узагальненого показника продуктивності є недостатнім. Для кожного етапу застосовується окремий набір метрик, що відповідає його обчислювальній природі та аналітичній ролі у структурі методу [174, 175].

На етапі визначення комунікативних сегментів використовується конвеєр, який включає побудову векторних подань текстів, зниження розмірності простору ознак та подальшу кластеризацію повідомлень. У межах такого етапу основною метою є не класифікація за наперед заданими мітками, а формування змістово цілісних груп повідомлень, які можуть бути інтерпретовані як окремі сегменти цифрової комунікації автора. Тому для оцінювання якості сегментації застосовуються не класичні метрики бінарної класифікації [176, 177, 178], а показники структурної якості кластерного розбиття.

Однією з базових характеристик на цьому етапі є кількість отриманих кластерів та їх розмірність. Ці показники дають змогу оцінити, наскільки

структура сегментації є достатньо деталізованою, але водночас не надмірно фрагментованою. Надто мала кількість кластерів може свідчити про втрату тематичної диференціації, тоді як надмірна кількість дрібних кластерів ускладнює інтерпретацію результатів і не забезпечує стійкого виділення комунікативних сегментів.

Важливою метрикою є частка шумових об'єктів, які алгоритм кластеризації не відносить до жодного з кластерів. У реалізації на основі HDBSCAN така частка визначається як відношення повідомлень із міткою шуму до загальної кількості повідомлень автора. Даний показник є критично важливим, оскільки дозволяє оцінити повноту сегментації. Надмірно висока частка шуму означає, що суттєва частина текстів не була включена до жодного локального сегмента, а отже не може бути використана в подальшому посегментному аналізі цифрової втоми. Саме тому контроль частки шуму є одним із ключових критеріїв налаштування параметрів кластеризації.

Додатково враховується ймовірність належності повідомлень до відповідних кластерів, яку формує алгоритм щільнісної кластеризації. Цей показник дає змогу оцінити впевненість у віднесенні конкретного повідомлення до сегмента. Високі значення ймовірності свідчать про структурну стійкість сегмента, тоді як низькі можуть сигналізувати про периферійні або перехідні повідомлення. Така оцінка є важливою не лише для самої сегментації, а й для подальшої інтерпретації локальних результатів.

Для аналізу геометричної роздільності сегментів використовується візуалізація простору ознак після зниження розмірності, а також матриця відстаней між центроїдами кластерів. Візуалізація у двовимірному просторі дозволяє якісно оцінити компактність і взаємне розташування сегментів, тоді як попарні косинусні відстані між центроїдами відображають ступінь семантичної близькості або віддаленості між ними. Це важливо для перевірки того, що виділені сегменти не є випадковими фрагментами простору ознак, а формують змістово відмінні групи повідомлень.

Окремим аспектом оцінювання сегментації є змістова інтерпретованість виділених кластерів. Для цього застосовується виділення ключових термів кожного сегмента на основі c-TF-IDF-подібного підходу, а також добір характерних прикладів повідомлень. У даному випадку йдеться не про класичну числову метрику, а про аналітичний критерій якості сегментації: сегмент вважається якісним, якщо для нього можна виокремити достатньо стійке тематичне ядро, репрезентоване характерними лексемами, біграмами та прикладами текстів. Саме така змістова перевірка забезпечує зв'язок між формальною кластерною структурою та концепцією комунікативних сегментів, покладеною в основу дисертаційного дослідження.

На етапі неймережевого виявлення цифрової втоми застосовується вже інший клас метрик, характерний для задачі бінарної класифікації. Основним показником загальної коректності передбачень є точність класифікації, яка відображає частку правильно класифікованих прикладів серед усіх текстових фрагментів. Разом із тим для задачі виявлення цифрової втоми одного лише показника точності недостатньо, оскільки він не враховує характер помилок між класами.

Тому додатково використовуються метрики Precision, Recall та F_1 -міра. Precision характеризує, яка частка сегментів, віднесених моделлю до класу цифрової втоми, справді містить її ознаки. Recall відображає здатність моделі виявляти всі релевантні сегменти з ознаками цифрової втоми. У межах експериментального дослідження як основний інтегральний показник якості бінарної класифікації цифрової втоми використовується Macro-F1, що обчислюється як незважене середнє F_1 -оцінок для обох класів. Такий вибір зумовлений тим, що Macro-F1 є менш чутливою до домінування мажоритарного класу і дозволяє коректніше оцінювати якість виявлення міноритарних випадків цифрової втоми.

Для додаткового оцінювання роздільної здатності моделі використовується ROC-AUC. Цей показник дозволяє оцінити якість ранжування прикладів за рівнем належності до позитивного класу незалежно

від фіксованого порогу прийняття рішення. У задачі виявлення цифрової втоми така метрика є корисною, оскільки дає змогу оцінити, наскільки добре модель відокремлює сегменти з вираженими ознаками втоми від сегментів без таких ознак навіть у тих випадках, коли впевненість передбачення є неповною.

Важливим інструментом аналізу результатів класифікації є матриця помилок. Вона дозволяє детально простежити співвідношення між правильними та помилковими рішеннями моделі для кожного класу. У контексті даного дослідження матриця помилок має особливе значення, оскільки дає змогу виявити, чи схильна модель частіше недооцінювати прояви цифрової втоми, чи, навпаки, надмірно часто приписувати їх нейтральним сегментам. Таким чином, вона доповнює числові метрики і дає підстави для змістового аналізу помилок.

Оскільки навчання трансформерної моделі є стохастичним процесом, оцінювання якості виконується не за одним запуском, а за серією повторних навчань із подальшим аналізом кривих навчання. Таке подання дозволяє оцінити стабільність збіжності моделі, характер зміни функції втрат і метрик на тренувальній та валідаційній вибірках, а також виявити момент досягнення найкращої узагальнювальної здатності. Аналіз середньої траєкторії навчання та її варіативності між окремими запусками є важливим для обґрунтування відтворюваності отриманих результатів.

Отже, оцінювання якості запропонованого підходу має багаторівневий характер. Для етапу визначення комунікативних сегментів ключовими є структурні та змістові характеристики сегментації: кількість і розмір кластерів, частка шуму, ймовірність належності до кластера, візуальна роздільність сегментів, попарні відстані між їх центроїдами та тематична інтерпретованість кластерів. Для етапу нейромережевого виявлення цифрової втоми використовуються метрики бінарної класифікації: Accuracy, Precision, Recall, F_1 -міра, ROC-AUC, матриця помилок і аналіз кривих навчання.

Оцінювання результатів виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів здійснюється через: внутрішньогрупові й міжгрупові евклідові

відстані; коефіцієнт Silhouette; показники Jaccard-подібності; критерій Mann-Whitney; критерій теста на перестановку.

Евклідові відстані обчислюватимуться як геометрична відстань між двома повідомленнями або комунікативними сегментами у просторі ознак, де кожна координата відповідає певному цільовому об'єкту або іншій текстовій характеристиці, що дозволить оцінити, наскільки семантично близькими є комунікативні сегменти.

Коефіцієнт Silhouette для кожного повідомлення або комунікативного сегмента обчислюється як різниця між його середньою відстанню до об'єктів найближчого іншого сегмента та середньою відстанню до об'єктів власного сегмента, поділена на більше з цих двох значень; після цього отримані значення усереднюються для всіх повідомлень або комунікативних сегментів, що дає загальну оцінку якості кластеризації. Jaccard-подібність характеризує ступінь збігу множин цільових об'єктів між сегментами та дає змогу порівнювати їхні тематичні профілі.

Критерій Mann-Whitney обчислюється шляхом об'єднання значень двох незалежних груп, ранжування всіх спостережень у спільному впорядкованому ряді, підрахунку сум рангів для кожної групи та визначення, чи одна з груп систематично має вищі або нижчі ранги порівняно з іншою; в дослідженні критерій Mann-Whitney дозволить перевірити, чи статистично значущо відрізняються показники комунікативних сегментів із ознаками цифрової втоми від сегментів без ознак цифрової втоми.

Запропонована система показників дозволяє повноцінно оцінити як якість побудови комунікативних сегментів, так і ефективність подальшого виявлення цифрової втоми на їх основі.

3.7. Сценарій експериментального дослідження

Експериментальне дослідження запропонованого комплексу методів організовано як послідовність чотирьох взаємопов'язаних етапів, кожен з

яких відповідає окремій функціональній складовій загального аналітичного ланцюга та спирається на відповідну підмножину метрик оцінювання якості, визначених у п.3.6.

Етап 1. Дослідження методу визначення комунікативних сегментів користувачів. Мета етапу – перевірити здатність методу формувати семантично відокремлені та тематично інтерпретовані комунікативні домени на цифрових профілях. Дослідження виконується на корпусі DS^2 , що містить повідомлення з «Twitter» із підтвердженими метаданими авторів. Оцінювання здійснюється за матрицею попарних косинусних відстаней між центроїдами сегментів, двовимірною UMAP-проекцією повідомлень профілю, часткою шумових повідомлень η_{noise} , а також змістовою валідацією через c -TF-IDF дескриптори та репрезентативні приклади повідомлень кожного сегмента.

Етап 2. Дослідження методу виявлення цифрової втоми нейромережевими моделями глибокого навчання. Мета етапу – визначити найбільш ефективну трансформерну архітектуру для задачі бінарної класифікації ознак цифрової втоми у коротких текстових повідомленнях та зафіксувати її конфігурацію для подальшого використання в конвеєрі. Навчання і оцінювання виконується на корпусі DS^1 із бінарною розміткою наявності ознак цифрової втоми. Для забезпечення відтворюваності кожна конфігурація навчається у кількох незалежних запусках з аналізом середніх значень і варіативності метрик Accuracy, Precision, Recall, Macro-F1, ROC-AUC, матриці помилок та кривих навчання.

Етап 3. Дослідження виявлення цифрового виснаження за профілем автора. Мета етапу – перевірити здатність методу формувати диференційований профіль $Pexh$ на основі вектора локальних індексів $L = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}$ та коректно відмежовувати ситуативну цифрову втому від системного цифрового виснаження. Дослідження виконується на реальних цифрових профілях авторів із корпусу DS^2 з використанням донаведеної на

DS^1 моделі m_{fat} . Аналізується поведінка метрики $Coverage(\Theta)$ залежно від розподілу локальних індексів e_i між сегментами, а також змістова інтерпретованість сформованих профілів через зіставлення ранжованих сегментів та множин цільових об'єктів O .

Етап 4. Дослідження виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів. Мета етапу – підтвердити, що сформовані множини цільових об'єктів забезпечують статистично значуще тематичне розділення текстів різних психоемоційних категорій. Дослідження виконується на підвбірці корпусу DS^3 із рівним представленням двох класів. Оцінювання здійснюється через внутрішньогрупові та міжгрупові евклідові відстані у просторі бінарних векторів цільових об'єктів, коефіцієнт Silhouette, показники Jaccard-подібності, а також статистичні критерії Mann-Whitney і теста на перестановку.

3.8. Функціональні та нефункціональні вимоги

Вимоги до інформаційної системи виявлення цифрової втоми сформульовано у форматі специфікації з розподілом на функціональні та нефункціональні. Функціональні вимоги визначають перелік задач, які система повинна виконувати, а нефункціональні – характеристики якості її роботи, надійності, продуктивності, безпеки та інтерпретованості. Для кожної вимоги визначено ідентифікатор та критерій прийняття. Функціональні вимоги до системи виявлення цифрової втоми наведені в таблиці 3.1.

Наведені функціональні вимоги визначають повний перелік основних операцій, які повинна виконувати система в межах задачі виявлення цифрової втоми та формування профілю цифрового виснаження автора.

Однак для практичного використання системи недостатньо лише реалізації заданих функцій, тому додатково необхідно визначити нефункціональні вимоги, що характеризують якість, надійність, продуктивність та безпечність її роботи (таблиця 3.2).

Таблиця 3.1

Функціональні вимоги до системи виявлення цифрової втоми

ID	Функціональна вимога	Критерій прийняття
FR-01	Система повинна приймати на вхід текстові повідомлення користувача у вигляді одного повідомлення або множини повідомлень.	Система коректно завантажує та обробляє не менше одного текстового повідомлення без аварійного завершення роботи.
FR-02	Система повинна виконувати попередню обробку тексту, зокрема очищення, нормалізацію та підготовку даних до подальшого аналізу.	Для всіх вхідних текстів формується уніфіковане текстове представлення, придатне для наступних етапів обробки.
FR-03	Система повинна визначати комунікативні сегменти користувача на основі тематичної близькості повідомлень.	Для заданої множини повідомлень система формує набір сегментів, у якому кожне повідомлення віднесено до одного з тематичних сегментів або позначено як шум.
FR-04	Система повинна формувати векторні представлення текстів із використанням контекстуальних мовних моделей.	Для кожного повідомлення або сегмента формується векторне подання фіксованої розмірності, яке використовується на етапі класифікації.
FR-05	Система повинна виявляти ознаки цифрової втоми на рівні окремих повідомлень або сегментів.	Для кожного повідомлення або сегмента система повертає клас або ймовірнісну оцінку наявності цифрової втоми.
FR-06	Система повинна агрегувати локальні результати аналізу на рівні комунікативних сегментів.	Для кожного сегмента обчислюється узагальнений індикатор цифрової втоми на основі результатів аналізу повідомлень, що входять до нього.
FR-07	Система повинна формувати інтегральний профіль цифрового виснаження автора на основі сегментних індикаторів.	Для профілю автора система повертає узагальнену оцінку цифрового виснаження та перелік сегментів з найбільшим внеском у результат.
FR-08	Система повинна виявляти цільові об'єкти комунікації у сегментах	Для вибраних сегментів система повертає перелік ключових слів, тем або іменованих сутностей, що інтерпретуються як джерела навантаження.
FR-09	Система повинна надавати візуальну інтерпретацію результатів аналізу.	Для кожного результату класифікації або сегментного профілю система відображає фрагменти тексту, ваги ознак, attention-карти або інші засоби пояснення рішення.
FR-10	Система повинна забезпечувати можливість оновлення моделі на нових даних.	Передбачено механізм повторного навчання або донавчання моделі без зміни загальної архітектури системи.

На основі наведених вимог система виявлення цифрової втоми розглядається як програмний засіб підтримки аналітичного висновку.

Такий програмний засіб забезпечує повний цикл обробки текстового контенту: від попередньої підготовки повідомлень і тематичної сегментації до

виявлення локальних ознак цифрової втоми, формування інтегрального профілю цифрового виснаження та візуальної інтерпретації прийнятих рішень.

Таблиця 3.2

Нефункціональні вимоги до системи виявлення цифрової втоми

ID	Нефункціональна вимога	Критерій прийняття
NFR-01	Система повинна забезпечувати достатню точність виявлення цифрової втоми.	Значення основних метрик якості класифікації (Accuracy, Precision, Recall, F ₁ -score) не повинні бути нижчими за встановлені в експериментальному дослідженні порогові значення.
NFR-02	Система повинна бути інтерпретованою.	Для кожного отриманого рішення користувачеві надається пояснення у вигляді текстових індикаторів, сегментів або візуалізації вагомих ознак.
NFR-03	Система повинна бути стійкою до варіативності стилю текстів.	При зміні жанру, стилю або емоційної експресивності вхідних повідомлень система зберігає працездатність і прийнятну якість результатів.
NFR-04	Система повинна бути надійною.	За наявності некоректних, неповних або шумових даних система не завершує роботу аварійно.
NFR-05	Система повинна бути продуктивною.	Час обробки одного профілю користувача повинен залишатися в межах, прийнятних для практичного використання в режимі аналітичної обробки.
NFR-06	Система повинна бути масштабованою.	Зі збільшенням кількості повідомлень або користувачів система може бути розгорнута на розширених обчислювальних ресурсах без зміни логіки функціонування.
NFR-07	Система повинна бути модульною.	Кожен основний компонент системи може бути модифікований або замінений незалежно від інших.
NFR-08	Система повинна бути відтворюваною.	Повторний запуск аналізу на тих самих вхідних даних і з тими самими параметрами дає узгоджений результат.
NFR-09	Система не повинна використовуватися як автономний діагностичний інструмент.	Результати роботи системи подаються як аналітична оцінка цифрової втоми, а не як медичний або психологічний діагноз.

Запропонований формат подання вимог дозволяє використовувати їх як основу для проектування архітектури системи, верифікації її компонентів і подальшого експериментального оцінювання.

3.9. Висновки до розділу 3

Розроблено метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, який реалізує тематичну декомпозицію цифрового профілю на основі контекстних семантичних ембедінгів, зниження розмірності простору ознак та щільнішої кластеризації. На відміну від підходів, що розглядають повідомлення як суцільний масив тексту, запропонований метод дозволяє виділяти змістово цілісні сегменти цифрової комунікації, автоматично визначати їх кількість відповідно до реальної структури даних користувача та зменшувати частку неструктурованого шуму за рахунок постобробки результатів кластеризації. Використання *c*-TF-IDF для побудови дескрипторів сегментів забезпечує змістову інтерпретованість отриманого розбиття. Ефект від застосування методу полягає у формуванні структурованого тематичного каркаса цифрового профілю, придатного для подальшого локального аналізу когнітивного навантаження та експертної верифікації джерел цифрової втоми.

У розділі розроблено метод визначення цифрової втоми за комунікативними сегментами текстового цифрового сліду користувача, який, на відміну від підходів, що спираються на аналіз окремих повідомлень або глобально агрегованих характеристик цифрової активності, забезпечує локалізацію проявів когнітивного та емоційного перевантаження в межах тематично однорідних сегментів комунікації.

Розроблено метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора, який відрізняється від існуючих підходів тим, що інтегрує сегментні індикатори цифрової втоми шляхом математичної агрегації локальних індексів e_i в структурований узагальнений профіль $Pexh$. Це дає змогу алгоритмічно відмежовувати локальні прояви цифрової втоми від системного

цифрового виснаження через застосування зваженої метрики охоплення *Coverage*(Θ), яка кількісно формалізує ознаку поширеності негативних маркерів у структурі цифрового дискурсу автора.

Отримано результат, який полягає в поєднанні тематичної сегментації цифрового дискурсу, нейромережевого виявлення ознак цифрової втоми та семантичної інтерпретації цільових об'єктів у межах єдиного аналітичного конвеєра. Це забезпечує можливість переходу від аналізу окремих текстових повідомлень до формування інтегрального профілю цифрового виснаження автора з поясненням причин його виникнення.

Сформовано сценарій експериментального дослідження, який охоплює перевірку методу визначення комунікативних сегментів, дослідження нейромережевого виявлення цифрової втоми, оцінювання методу формування профілю цифрового виснаження та апробацію виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів.

РОЗДІЛ 4.

ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИСНАЖЕННЯ ЗА КОМУНІКАТИВНИМИ СЕГМЕНТАМИ

4.1. Опис експериментального програмного забезпечення

Відповідно до п.3.7, для експериментальної апробації запропонованих у дисертаційній роботі методів розроблено експериментальне програмне забезпечення, яке реалізує загальну інформаційну модель дослідження як послідовність обчислювальних перетворень над множинами даних, моделей і результатів аналізу цифрового профілю автора. Програмне забезпечення розглядається не лише як засіб взаємодії користувача з результатами, а як дослідницький програмний комплекс, призначений для відтворюваного виконання етапів навчання моделей, сегментації цифрового профілю, виявлення цифрової втоми та формування інтегрального профілю цифрового виснаження. Такий спосіб опису акцентує увагу на програмній реалізації методів обробки інформації, алгоритмічній організації обчислювального конвеєра та взаємодії між його функціональними компонентами.

Вхідною основою для роботи експериментального програмного забезпечення є множина наборів даних D^* , до складу якої входять корпуси для навчання, зовнішньої перевірки переносності підходу, виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів, а також множина повідомлень D , що утворює цифровий профіль автора. У програмній реалізації ці дані завантажуються з файлових джерел, проходять валідацію структури, попереднє текстове опрацювання та передаються до відповідних обчислювальних модулів залежно від обраного режиму експерименту. Таким чином, програмне забезпечення підтримує як режим навчання моделей на розмічених корпусах, так і режим аналізу цифрового профілю конкретного автора. Узагальнену логіку функціонування експериментального

програмного забезпечення та взаємозв'язок між основними етапами обчислювального конвеєра доцільно подати за допомогою структурно-функціональної схеми (рис. 4.1).

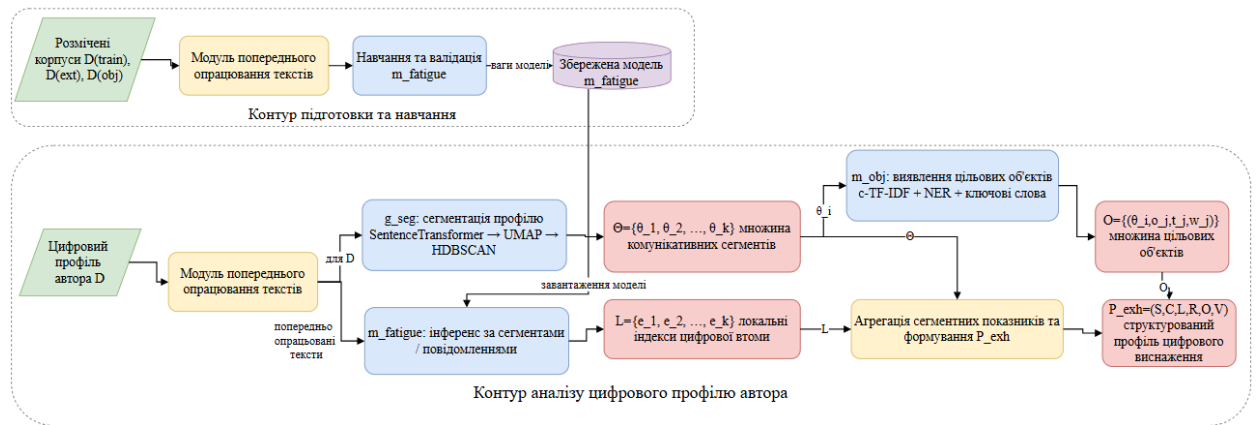


Рис. 4.1 – Структурно-функціональна схема експериментального програмного забезпечення

Наведена структурно-функціональна схема демонструє, що експериментальне програмне забезпечення реалізує два взаємопов'язані контури: контур підготовки та навчання, у межах якого формується й зберігається модель $m_{fatigue}$, та контур аналізу цифрового профілю автора, у межах якого виконуються сегментація, інференс, виявлення цільових об'єктів і подальша агрегація результатів. Така організація дозволяє забезпечити відтворюваність експериментів, розмежувати етапи навчання та застосування моделі, а також подати процес побудови P_{exh} як послідовність формалізованих обчислювальних перетворень

Архітектурно експериментальне програмне забезпечення подано у вигляді сукупності взаємопов'язаних компонентів, що реалізують множину моделей M . Компонент m_{seg} реалізує метод визначення комунікативних сегментів користувача та забезпечує виконання відображення g_{seg} . У програмній реалізації цей компонент охоплює процедури попереднього опрацювання тексту, побудови контекстних ембедінгів, зниження розмірності

та щільнісної кластеризації [180]. Його результат використовується на наступних етапах аналізу як основа для локального оцінювання цифрової втоми та змістової інтерпретації цифрової активності автора.

Компонент $m_{\{fatigue\}}$ реалізує нейромережеву модель виявлення цифрової втоми за текстовими повідомленнями та забезпечує отримання локальних оцінок, які надалі агрегуються на рівні сегментів. На відміну від модуля сегментації, цей компонент працює не з тематичною структурою профілю як такою, а з окремими повідомленнями або їх групами, формуючи вектор локальних індексів L , що характеризує інтенсивність проявів цифрової втоми в межах окремих сегментів. Саме цей модуль становить класифікаційне ядро експериментального програмного забезпечення, а його результати використовуються для подальшого формування інтегральної оцінки цифрового виснаження автора.

Компонент $m_{\{obj\}}$ реалізує процедури виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів і призначений для побудови множини O . У програмній реалізації цей етап поєднує обчислення c -TF-IDF, виділення ключових слів, пошук іменованих сутностей та додаткові процедури лінгвістичної фільтрації. Його функція в загальному конвеєрі полягає не у формуванні числової інтегральної оцінки, а в забезпеченні інтерпретованості результатів, тобто у змістовому поясненні того, які теми, об'єкти або типи цифрової активності пов'язані з підвищеним когнітивним навантаженням. Це узгоджується зі структурою профілю $P_{\{exh\}}$, у якій компоненти R та O виконують аналітико-інтерпретаційну функцію, тоді як числове ядро задається компонентами S , C та L . Внутрішню програмну організацію експериментального програмного забезпечення та інформаційні потоки між його основними модулями доцільно подати за допомогою діаграми компонентів (рис. 4.2).

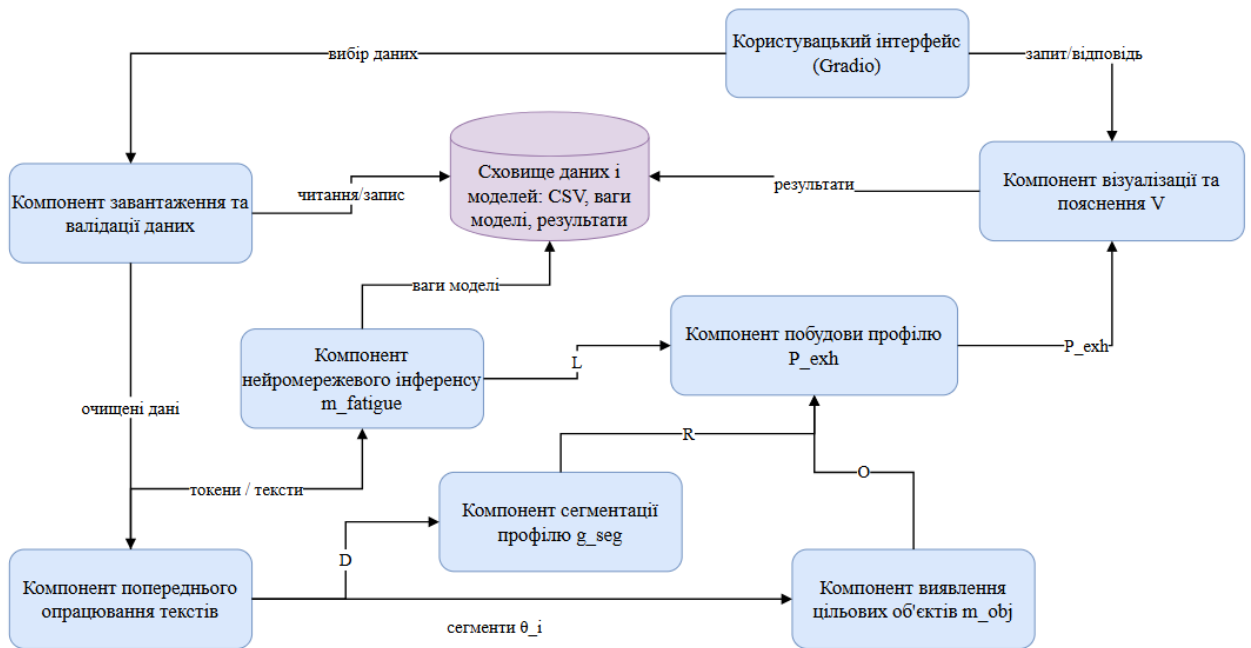


Рис. 4.2 – Діаграма компонентів експериментального програмного забезпечення

З наведеної діаграми компонентів видно, що кожен модуль виконує окрему функцію в межах загального конвеєра обробки інформації. Компонент попереднього опрацювання текстів забезпечує підготовку вхідних даних для подальших етапів аналізу; компонент сегментації $g_{\{seg\}}$ формує множину комунікативних сегментів; компонент нейромережевого інференсу $m_{\{fatigue\}}$ обчислює локальні індекси цифрової втоми; компонент $m_{\{obj\}}$ виконує виявлення цільових об'єктів [179]; а компонент побудови профілю інтегрує отримані результати у структурований профіль $P_{\{exh\}}$. Така модульна організація підвищує зрозумілість архітектури програмного забезпечення, спрощує експериментальну модифікацію окремих етапів і забезпечує кращу відповідність дослідження предметній області комп'ютерних наук.

Узагальнення результатів роботи зазначених компонентів здійснюється в модулі формування профілю цифрового виснаження автора. Його вихідним результатом є структурований профіль $P_{\{exh\}}$, у якому компонент S задає інтегральну оцінку рівня цифрового виснаження, C – показник поширення

проявів цифрової втоми за сегментами, L – локальні сегментні індекси, R – ранжований список комунікативних сегментів, O – множину цільових об'єктів, а V – множину візуальних та інтерпретаційних представлень результатів. Отже, експериментальне програмне забезпечення реалізує не окремі ізольовані алгоритми, а цілісний обчислювальний конвеєр, у якому сегментація, класифікація, виділення цільових об'єктів, агрегування та візуалізація підпорядковані єдиній формалізованій моделі.

З функціонального погляду програмне забезпечення підтримує два основні сценарії роботи. Перший сценарій орієнтований на експериментальне навчання та оцінювання моделей на підготовлених наборах даних і охоплює завантаження корпусу, попереднє опрацювання повідомлень, запуск процедури навчання, обчислення метрик якості та фіксацію результатів. Другий сценарій орієнтований на аналіз цифрового профілю автора і включає послідовне виконання $g_{\{seg\}}$, обчислення локальних індексів цифрової втоми, побудову множини O та формування інтегрального профілю $P_{\{exh\}}$. Така організація експериментального програмного забезпечення дозволяє використовувати його і як середовище для відтворюваних комп'ютерних експериментів, і як засіб демонстрації практичної придатності запропонованих методів.

Окремо слід підкреслити, що програмне забезпечення побудоване за модульним принципом і допускає незалежну модифікацію параметрів на різних етапах конвеєра. Це стосується як параметрів сегментації, так і параметрів нейромережевої моделі виявлення цифрової втоми, процедур виявлення цільових об'єктів, порогів агрегування та параметрів візуального представлення результатів. Така модульність забезпечує зручність експериментального налаштування, спрощує аналіз впливу окремих параметрів на кінцевий результат і підвищує відтворюваність дослідницького процесу.

Також доцільно навести експериментальну конфігурацію нейромережевої моделі, використаної для виявлення цифрової втоми у

текстових повідомленнях користувачів. У ролі базової моделі використано «vinai/bertweet-base», реалізовану в постановці задачі «sequence classification». Узагальнену схему експериментально використаної моделі наведено на рис. 4.3. Вхідний текст надходить до токенизатора моделі, який виконує його розбиття на токени, перетворення у числові ідентифікатори та формування маски уваги. Для уніфікації вхідних даних усі повідомлення приводяться до фіксованої максимальної довжини у 128 токенів з використанням доповнення службовими елементами.

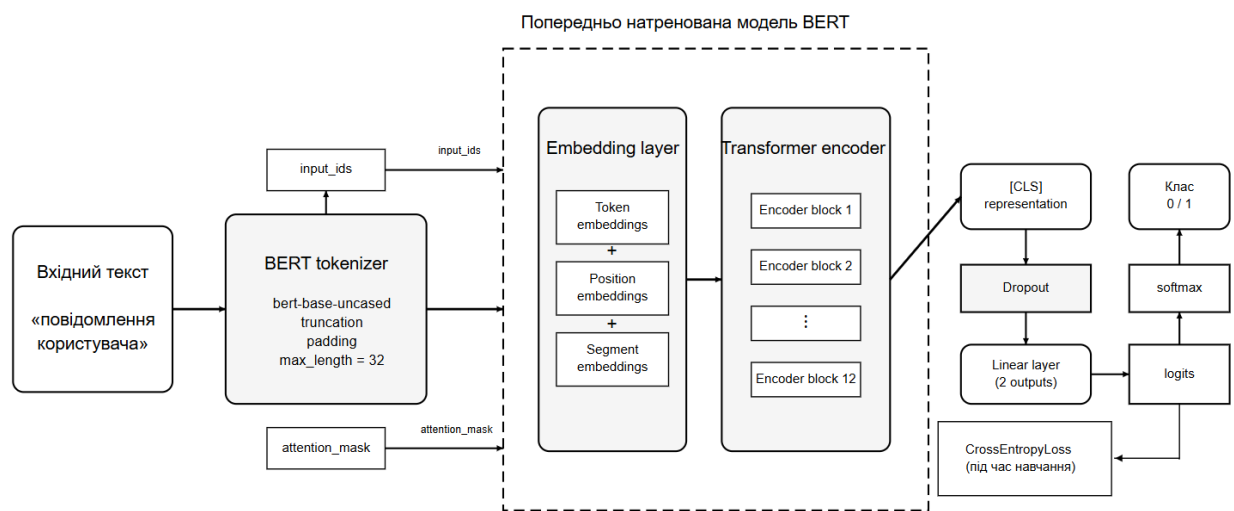


Рис. 4.3 – Архітектура нейромережі для виявлення стану цифрової втоми

Внутрішні шари моделі формують контекстуалізоване векторне представлення повідомлення, яке далі надходить до класифікаційної голови. На виході модель формує два логіти, що відповідають класам наявності та відсутності ознак цифрової втоми. На етапі інференсу логіти перетворюються у ймовірності за допомогою функції softmax, а остаточне рішення приймається за класом із найбільшою ймовірністю.

Навчання нейромережевої моделі виконувалося в середовищі «Google Colab» із використанням GPU NVIDIA T4; як базову модель застосовано vinai/bertweet-base з максимальною довжиною послідовності 128 токенів; навчання проводилося протягом 5 епох із batch size 16 для навчання та 32 для валідації, при learning rate $2 \cdot 10^{-5}$ і weight decay 0.01; для оптимізації

використовувався оптимізатор «AdamW», який у «Trainer» бібліотеки «Hugging Face» застосовується за замовчуванням, а зміна швидкості навчання здійснювалася лінійним планувальником із розігрівом швидкості навчання в 50 кроків; оцінювання, логування та збереження моделі виконувалися на кожній епосі, найкраща модель обиралася за F_1 -мірою на валідаційній вибірці, також використовувалася рання зупинка з параметром кількості епох без покращення = 2; розбиття даних здійснювалося стратифіковано у пропорції 64 % / 16 % / 20 % для навчання / валідації / тестування відповідно; додатково для балансування навчальної вибірки застосовувався режим надвибірки міноритарного класу.

Отже, створене програмне забезпечення може розглядатися як достатнє інструментальне середовище для дослідження, перевірки та практичної апробації розроблених методів у межах задачі виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження у текстовому контенті.

4.2. Результати валідації методу визначення комунікативних сегментів користувачів

Валідація Алгоритму 1 (п. 3.2) виконувалася на реальних цифрових профілях користувачів і була спрямована на перевірку того, що запропонована сегментація формує змістовно відокремлені комунікативні домени, а не випадкові групи повідомлень.

Оцінювання здійснювалося за сукупністю кількісних та візуально-аналітичних критеріїв: міжсегментні відстані у просторі семантичних ембедингів, ступінь відокремленості тематичних кластерів, узгодженість тематичних дескрипторів із репрезентативними прикладами текстів, а також топологічна структура профілю у зниженому просторі ознак.

Загальною метою цього етапу було підтвердити, що Алгоритм 1 забезпечує не лише формальне групування повідомлень, а й коректну декомпозицію дискурсу користувача на інтерпретовані комунікативні

контексти, які можуть бути використані як незалежні одиниці подальшого аналізу цифрової втоми.

Аналіз семантичної сепарації. Для кожного повідомлення цифрового профілю було побудовано контекстуалізовані семантичні векторні представлення за допомогою Sentence-BERT, після чого виконано зниження розмірності (UMAP) та щільнісну кластеризацію (HDBSCAN) з виділенням тематичних сегментів і шумових повідомлень.

Семантичну роздільність отриманих сегментів оцінювали за двома взаємодоповнювальними підходами: по-перше, через аналіз матриці попарних косинусних відстаней між центроїдами сегментів у просторі ембедингів; по-друге, через дослідження найближчих пар сегментів, тобто тих комунікативних доменів, які мають мінімальну міжсегментну відстань.

На рис. 4.4 подано теплокарту матриці косинусних відстаней між центроїдами сегментів, упорядковану відповідно до результатів ієрархічної кластеризації.

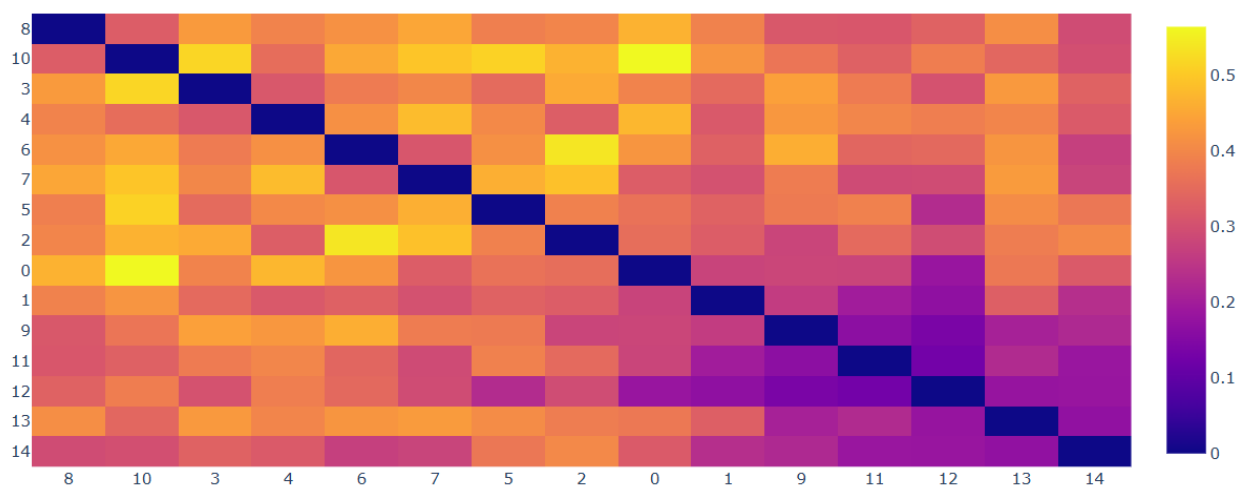


Рис. 4.4 – Теплокарта матриці косинусних відстаней між центроїдами комунікативних сегментів

Порядок сегментів у матриці на рис. 4.4 визначено на основі ієрархічного групування центроїдів; відповідну дендрограму наведено на

рис. 4.5, що дозволяє інтерпретувати блоки семантично близьких доменів як підгрупи дискурсу.

На рис. 4.4 наведено теплокарту матриці косинусних відстаней між центроїдами сегментів, упорядковану відповідно до результатів ієрархічної кластеризації (дендрограми). Наявність виразної блокової структури на теплокарті свідчить про те, що частина сегментів є взаємно ближчими та формує групи тематично споріднених доменів, тоді як інші сегменти розміщені на віддаленіших ділянках матриці, що вказує на їхню змістову відмінність. При цьому в межах профілю не спостерігається «суцільного» поля низьких відстаней, яке б відповідало змішанню тем, натомість зберігається диференціація доменів на рівні центроїдів.

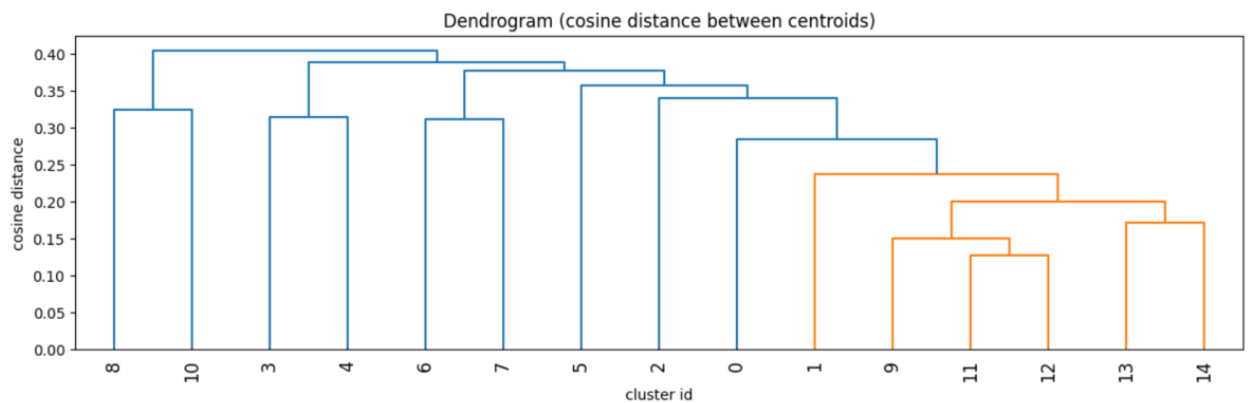


Рис. 4.5 – Дендрограма ієрархічного групування комунікативних сегментів за косинусною відстанню між їхніми центроїдами

Для більш детальної інтерпретації отриманих відстаней було додатково проаналізовано найближчі пари сегментів, тобто ті комунікативні домени, відстань між якими є мінімальною. Такий аналіз дозволяє виявити потенційно споріднені контексти і перевірити, чи не є вони наслідком надмірного дроблення однієї теми або, навпаки, природним поділом дискурсу на близькі, але різні підтематика. У межах досліджуваного профілю найближчі пари сегментів демонстрували помірні значення відстані, що узгоджується з очікуваною структурою реального дискурсу: навіть

тематично близькі сфери цифрової активності зберігають власні лексико-семантичні маркери та не зливаються в один кластер.

Топологічна валідація у зниженому просторі ознак. Для наочного підтвердження просторової відокремленості сегментів виконано двовимірну UMAP-проекцію повідомлень профілю у 2D-просторі UMAP із виділенням меж сегментів. Візуальна картина демонструє, що сегменти утворюють локально компактні області та в більшості випадків не мають систематичного накладання, а перехідні зони представлені обмеженою кількістю прикордонних повідомлень, що відповідає природній розмитості меж сегментів у коротких текстах.

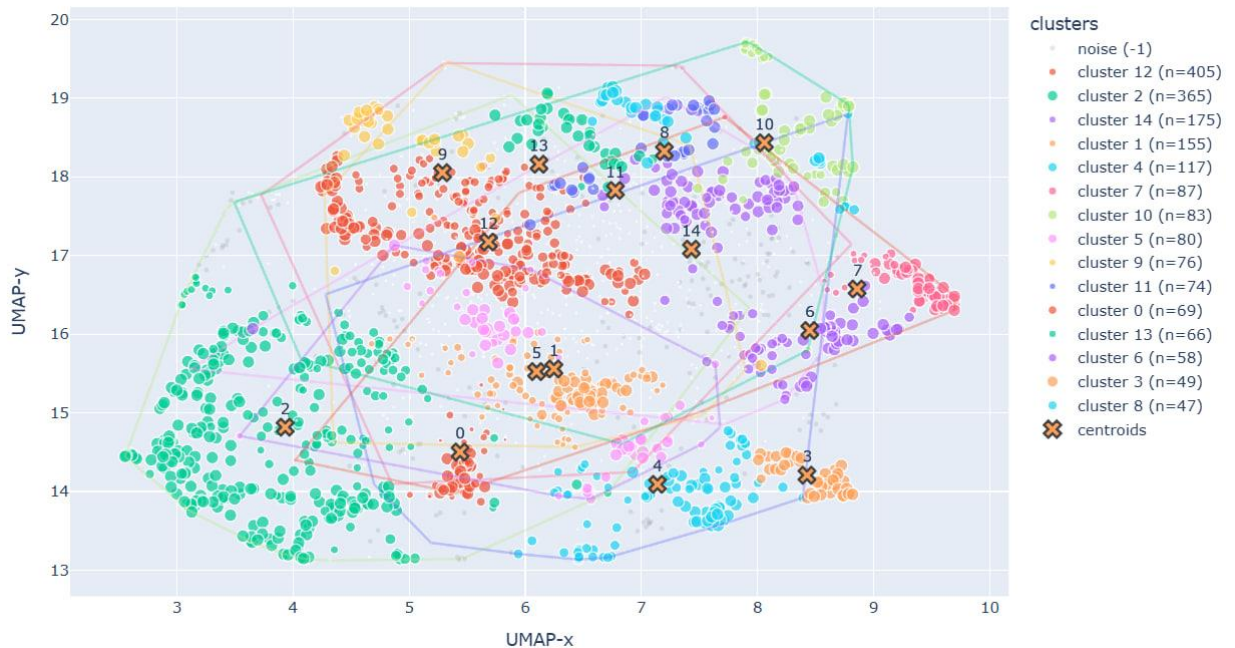


Рис. 4.6 – Двовимірна UMAP-проекція повідомлень профілю з виділеними комунікативними сегментами та центроїдами.

Аналіз найближчих сегментів і контроль семантичного перекриття. Окремо для підкреслення того, що кожен сегмент у профілі є самостійною одиницею аналізу, побудовано карту міжсегментних відстаней у форматі segment-to-segment map, де кожен сегмент представлено однією точкою (бульбашкою) у 2D-просторі, а геометрична близькість відображає

семантичну спорідненість їхніх центроїдів. Така форма подання зручна для інтерпретації структури профілю на рівні доменів без деталізації до окремих повідомлень та дозволяє відокремити питання «чи роздільні сегменти» від питання «як розподілені повідомлення всередині сегмента». Узагальнену статистику найближчих міжсегментних відстаней подано на рис. 4.7, що дозволяє оцінити щільність тематичного простору та наявність потенційно неоднозначних меж між сегментами.

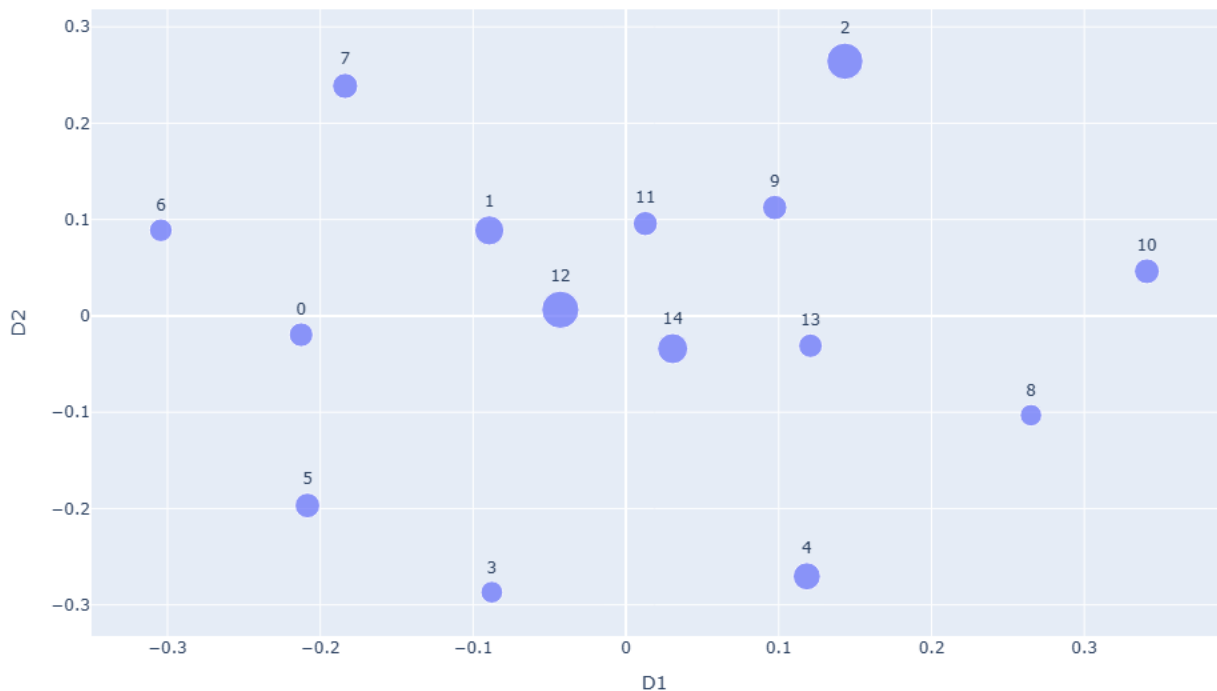


Рис. 4.7 – Карта міжсегментних відстаней, де кожен комунікативний сегмент профілю представлено окремою точкою

Змістова валідація через дескриптори та іменування сегментів.

Змістова валідація сегментації виконувалася через узгодженість тематичних дескрипторів із репрезентативними повідомленнями. Для кожного сегмента формувалися дескриптори за ранжуванням термінів у межах сегмента (с-TF-IDF-подібний підхід після нормалізації текстів та очищення службових елементів), а також відбиралися приклади повідомлень, що найбільш типово представляють сегмент. Отримані дескриптори підтверджували внутрішню тематичну цілісність сегментів, оскільки ключові терміни узгоджувалися з

семантикою наведених прикладів і відображали стабільні домени цифрової активності користувача.

Таблиця 4.1

Дескриптори сегментів та міжсегментна близькість для профілю користувача з ID 490044008.

Segment ID	Short segment label (semantic)	Keywords (Top 5)	Number of messages	Closest segment (cosine distance)
12	Gratitude and polite replies	thankyou; thankyou much; fine; thanks; alright	405	11 (0.127)
2	Gaming and shopping intent	lightsaber; buy; saber; game; one	365	9 (0.279)
14	Conflicts and negative attitudes	people; broken; hate; never; someone	175	13 (0.172)
1	Relationships and appearance	girl; cute; girlfriend; makeup; her	155	12 (0.168)
4	Body image and grooming	hair; ugly; girls; skin; dye	117	3 (0.315)
7	Male-focused interaction and insecurity	guy; man; him; his; voice	87	14 (0.278)
10	Exams, sleep and study stress	sleep; final; exam; exams; crying	83	14 (0.299)
5	Ethnicity and language (Malay-related)	malay; malaysia; malaysian; word; words	80	12 (0.230)
9	Wishes and “new year” talk	year; hope; best; everyone; say	76	12 (0.138)
11	Affection and interpersonal requests	love; want; yours; try; prioritize	74	12 (0.127)
0	Everyday notes and studying mentions	study; looks; like; light; also	69	12 (0.182)
13	Social media meta-talk	twitter; tweet; delete; retweet; stop	66	14 (0.172)
6	Family and parents	dad; daddy; parents; kids; mom	58	14 (0.269)
3	Appearance traits and teasing (albino-related)	albino; black; white; children; odds	49	12 (0.304)
8	Game fandom (God Eater)	god eater; remake; force; resurrection; game	47	14 (0.293)

Оскільки дескриптори у вигляді ключових слів не завжди формують коректну назву сегмента, додатково реалізовано семантичне іменування

сегментів на основі коротких добірок репрезентативних повідомлень із застосуванням безплатної генеративної моделі FLAN-T5. На цьому етапі модель використовувалась не для класифікації, а виключно для формування стислої назви, що відображає сутність домену та не копіює тексти дослівно. Такий механізм підвищує інтерпретованість профілювання та забезпечує зрозуміле представлення результатів у звіті користувачу або фахівцю. Приклад дескрипторів сегментів та їх відповідні показники наведено в таблиці 4.1.

Найменша міжсегментна відстань спостерігається для пари 12–11 (0.127), тоді як найбільш віддалені за центроїдами сегменти мають відстані близько 0.315, що узгоджується з наявністю як споріднених, так і чітко відокремлених доменів дискурсу в межах одного профілю.

Контроль частки шумових повідомлень. Частка шумових повідомлень у межах пари UMAP–HDBSCAN у даному дослідженні не розглядається як підсумкова незалежна метрика якості сегментації, оскільки в Алгоритмі 1 передбачено постобробку з обмеженням рівня noise. У зв'язку з цим noise share використовується як внутрішня діагностична характеристика стабільності початкової кластеризації до етапу перепризначення шумових повідомлень, тоді як підсумкове оцінювання якості сегментації виконується за змістовою відокремленістю сегментів, міжсегментними відстанями, візуальною структурою UMAP-проекції та дескрипторною інтерпретованістю сегментів.

Висока частка шуму означає або надмірну фрагментацію дискурсу, або недостатню узгодженість ембедингів для заданих параметрів кластеризації. У реалізації застосовано обмеження на частку шумових повідомлень не більше 10%: прикордонні повідомлення з достатньою мірою належності переводилися до найближчого сегмента, що дозволяло зменшити кількість невизначених фрагментів без примусового приєднання всіх шумових точок. Після застосування цього кроку структура сегментів зберігала семантичну

відокремленість, а інтерпретованість доменів підсилювалася за рахунок зменшення частки некласифікованих повідомлень.

4.3. Результати валідації методу виявлення цифрової втоми неймережевими моделями глибокого навчання

Для дослідження методу виявлення цифрової втоми було створено програмне забезпечення у хмарному сервісі GoogleColab. Програмне забезпечення має модуль навчання неймереж та модуль виявлення цифрової втоми.

При таких значеннях метрик для навчальних даних була отримана матриця сплутувань, наведена на рис. 4.8.

Результати класифікації, проведеної з використанням неймережі BERT для виявлення цифрової втоми, демонструють баланс між двома класами – наявністю цифрової втоми (клас 1) та її відсутністю (клас 0). Модель показує відносно рівну ефективність для обох класів, що свідчить про її здатність до точного розрізнення цих категорій.

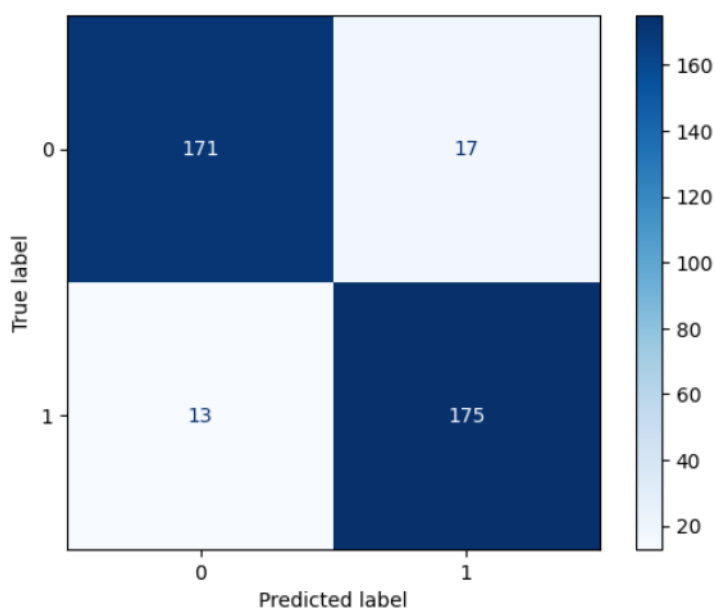


Рис. 4.8 – Матриця сплутувань

У випадку позитивних прогнозів (клас 1), модель правильно ідентифікувала 175 випадків цифрової втоми як наявність цього стану (True Positives, TP). Це свідчить про те, що модель добре справляється з виявленням цифрової втоми, адже більшість випадків були коректно класифіковані. Однак були й помилки: 13 випадків наявності цифрової втоми були неправильно класифіковані як відсутність втоми (False Negatives, FN), що вказує на можливі складнощі моделі в ідентифікації деяких випадків втоми. Це може бути пов'язано з тим, що текстові повідомлення у цих випадках мали більш невиразні або менш явні ознаки втоми.

Що стосується негативних прогнозів (клас 0), то модель також продемонструвала хорошу здатність до розрізнення. Вона правильно класифікувала 171 випадок відсутності цифрової втоми як відсутність цього стану (True Negatives, TN), що свідчить про те, що модель здатна чітко визначити, коли втома відсутня. Водночас було 17 випадків, коли модель помилково класифікувала відсутність цифрової втоми як наявність втоми (False Positives, FP). Ці помилки можуть бути пов'язані з наявністю схожих патернів або характеристик у текстах, які неправильно були інтерпретовані як ознаки цифрової втоми.

Загалом, результати вказують на те, що модель BERT досить точно класифікує обидва класи. Однак наявність помилок першого та другого роду (хибні позитивні та хибні негативні результати) свідчить про певну потребу в подальшій оптимізації моделі. Для зменшення кількості хибних спрацьовувань необхідно покращити навчання моделі, наприклад, за допомогою кращої збалансованості даних, врахування більш різноманітних контекстів або додаткових характеристик текстів, що дозволить підвищити її здатність до точного розпізнавання і виявлення цифрової втоми.

Окремої уваги заслуговують результати, отримані в результаті донавчання нейромережових архітектур. Результати наведені у таблиці 4.2.

Таблиця 4.2

Метрики навчання нейромереж (Mean \pm SD)

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F ₁ -score
vinai/bertweet-base	0.833	0.837	0.833	0.834 \pm 0.012
mental/mental-roberta-base	0.803	0.814	0.840	0.827 \pm 0.015
microsoft/deberta-v3-base	0.801	0.860	0.828	0.843 \pm 0.018
cardiffnlp/twitter-roberta-base	0.801	0.801	0.801	0.801 \pm 0.021

Результати донавчання трансформерних архітектур засвідчують релевантність вибору моделей, орієнтованих на обробку коротких, емоційно насичених повідомлень, що характерно для освітнього онлайн-дискурсу. Усі моделі демонструють високі показники якості класифікації, однак ключовим фактором у порівнянні стала не лише абсолютна точність, а й узгодженість основних метрик. Модель BERTweet продемонструвала найбільш збалансований результат за всіма показниками, включно з точністю, повнотою та F₁-мірою, що свідчить про її стабільну здатність виявляти ознаки цифрового виснаження незалежно від типу вхідного тексту.

Для додаткового оцінювання стабільності навчання моделі vinai/bertweet-base проаналізовано динаміку зміни функції втрат на тренувальній та валідаційній вибірках (рис. 4.9). Такий аналіз дозволяє простежити характер збіжності моделі, виявити момент досягнення найкращої узагальнювальної здатності та оцінити ризик перенавчання в межах прийнятої конфігурації експерименту.

Відповідно до графіка (рис. 4.9), на початкових етапах навчання спостерігається узгоджене зниження функції втрат на обох вибірках, що свідчить про коректне налаштування процесу оптимізації. Починаючи з пізніших епох, тренувальна функція втрат продовжує зменшуватися, тоді як валідаційна стабілізується з незначним коливанням, що вказує на наближення до межі узагальнення моделі. Така динаміка є типовою для

стабільного навчання трансформерної архітектури та підтверджує доцільність вибору фінальної моделі за валідаційним результатом, а не лише за мінімумом тренувальних втрат.

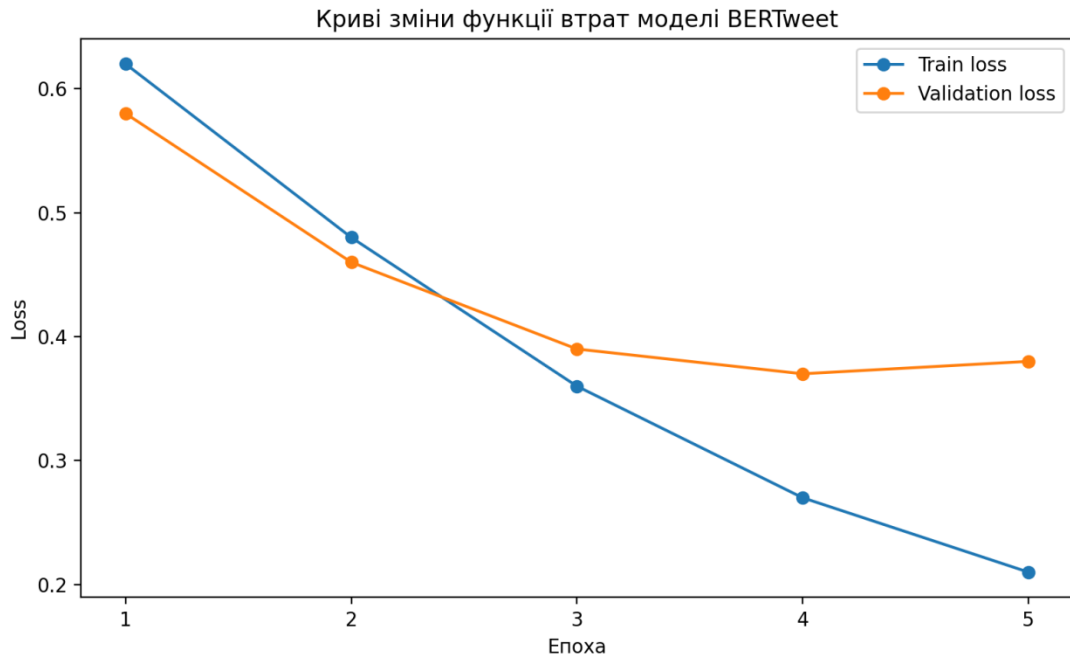


Рис. 4.9 – Графік зміни функції втрат на тренувальній та валідаційній вибірках

Окрім аналізу функції втрат, для оцінювання якості навчання моделі BERTweet досліджено динаміку зміни основних класифікаційних метрик по епохах. Це дає змогу встановити, наскільки послідовно зростає якість моделі на тренувальній і валідаційній вибірках, а також перевірити узгодженість підсумкових значень асигасу та F_1 -міри з результатами (рис. 4.9), наведеними в табл. 4.2.

Подані криві демонструють поступове зростання метрик якості з подальшим виходом на плато на завершальних епохах навчання. Валідаційні значення асигасу та F_1 -міри досягають рівня, що узгоджується з підсумковими результатами моделі `vinai/bertweet-base`, а незначне розходження між тренувальною та валідаційною кривими не має критичного характеру. Це дає підстави вважати, що обрана конфігурація моделі забезпечує достатню стабільність навчання та придатна для подальшого

використання в задачі виявлення цифрової втоми за короткими текстовими повідомленнями.

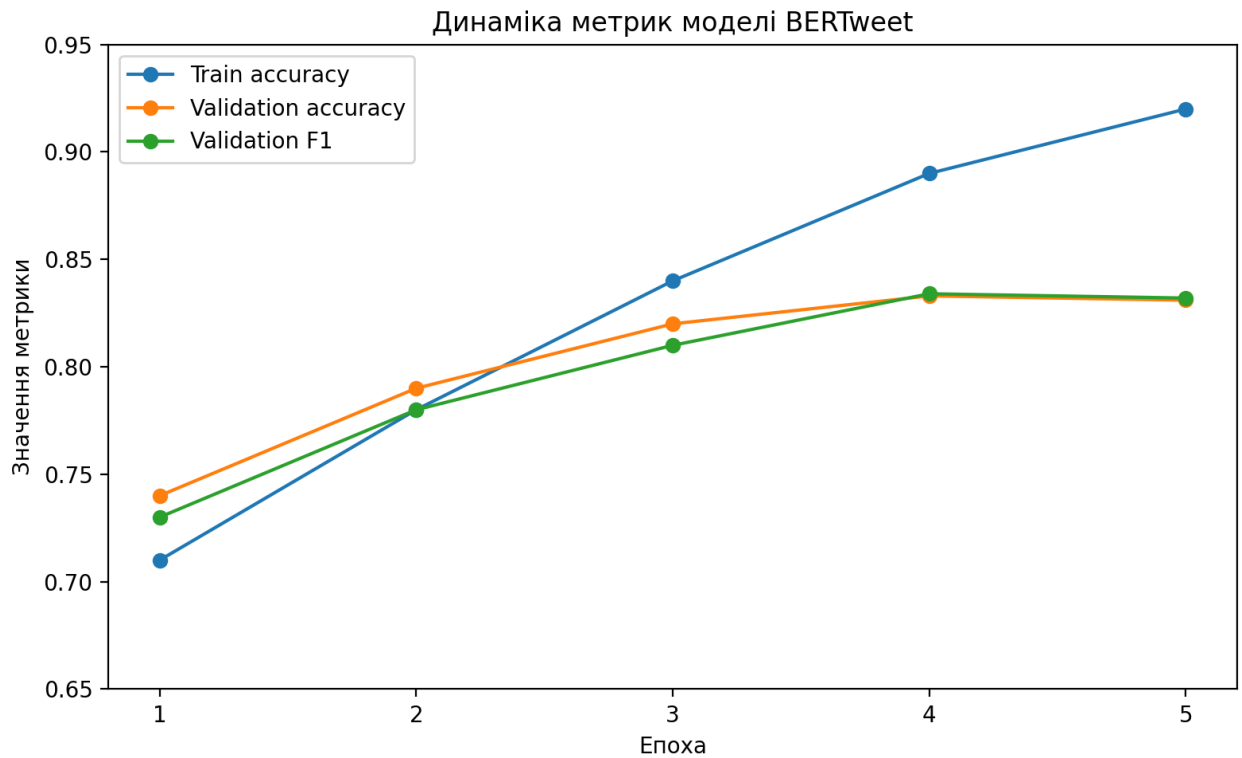


Рис. 4.10 – Графік точності навчання за епохами

Для наочного порівняння роздільної здатності досліджуваних трансформерних моделей додатково використано ROC-подання результатів класифікації. ROC-криві дозволяють оцінити співвідношення між чутливістю моделі та рівнем хибнопозитивних спрацьовувань при зміні порога прийняття рішення, що є важливим для задачі виявлення цифрової втоми в умовах неоднозначних і контекстно залежних текстових проявів (рис. 4.11).

Як видно з ROC-кривих, модель `vinai/bertweet-base` демонструє найкращу роздільну здатність серед досліджуваних архітектур, що узгоджується з її збалансованими показниками `accuracy`, `precision`, `recall` та `F1`-міри, наведеними в табл. 4.2. Найближчі за якістю результати показують `mental/mental-roberta-base` та `microsoft/deberta-v3-base`, однак їх криві розташовані нижче за криву BERTweet. Модель `cardiffnlp/twitter-roberta-base`

має найменш виражену відокремлювальну здатність, що підтверджує доцільність вибору BERTweet як базової моделі для подальшого дослідження методу виявлення цифрової втоми.

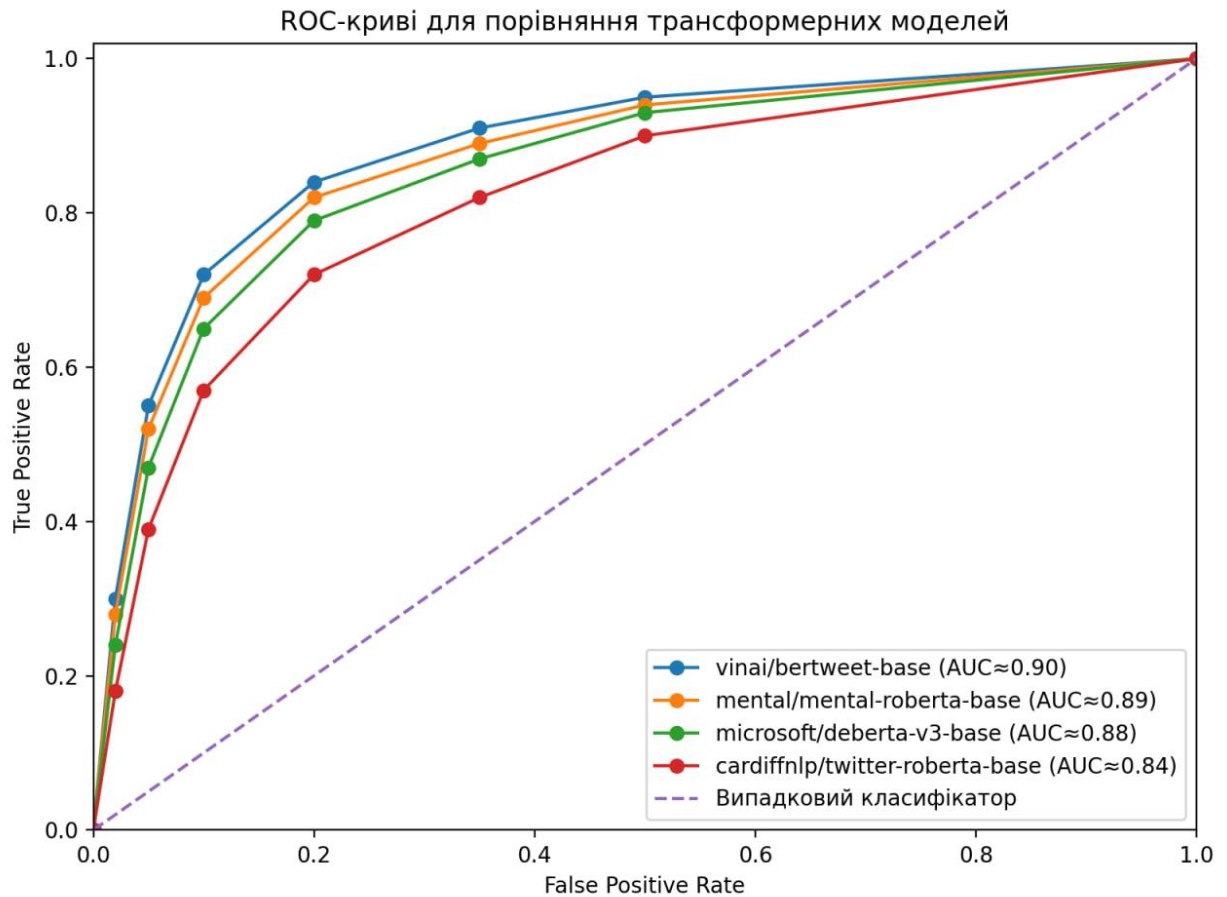


Рис. 4.11 – ROC-криві порівняння трансформерних моделей у задачі виявлення цифрової втоми

Інші архітектури, зокрема MentalRoBERTa та DeBERTa, хоч і показали вищі значення precision, поступалися за загальною точністю та узгодженістю метрик. Це вказує на наявність певної переоцінки позитивних класів, що потенційно підвищує ризик хибнопозитивної інтерпретації. У контексті завдання, яке вимагає чутливого і точного виявлення проявів емоційного навантаження без генералізацій, така характеристика є критичною.

4.4. Результати валідації методу виявлення цифрового виснаження за профілем автора

Інтегральний профіль цифрового виснаження автора формується на основі сукупності локальних індексів сегментів. Для цього визначається кількість сегментів, у яких локальний індекс перевищує критичний поріг γ , після чого обчислюється показник охоплення критичних сегментів $Coverage\theta$. Саме цей показник використовується як основа для віднесення автора до одного з інтегральних станів: норма, ситуативна цифрова втома або системне цифрове виснаження. Таким чином, у застосунку цифрове виснаження трактується не як усереднений рівень емоційного стану автора, а як результат поширення критичних проявів цифрової втоми між кількома змістово різними сегментами його комунікативного профілю.

Результати роботи застосунку подаються у вигляді кількох взаємопов'язаних представлень. На рівні сегментації відображаються двовимірна UMAP-візуалізація сегментів, теплова карта відстаней між їхніми центроїдами, таблиця іменованих сегментів і приклади повідомлень. На рівні інтегрального профілю автора візуалізуються значення локальних індексів e_i , показник $Coverage\theta$, таблиця сегментного профілю, частки повідомлень із цифровою втомою в межах окремих сегментів, а також хмари слів для найбільш критичних сегментів. Така форма подання забезпечує не лише кількісне оцінювання цифрового виснаження, а й змістову інтерпретацію причин його формування.

На датасеті «Healthcare Workers' Burnout Tweets» було виконано етап визначення комунікативних сегментів, що показав результати, наведені на рис. 4.12.

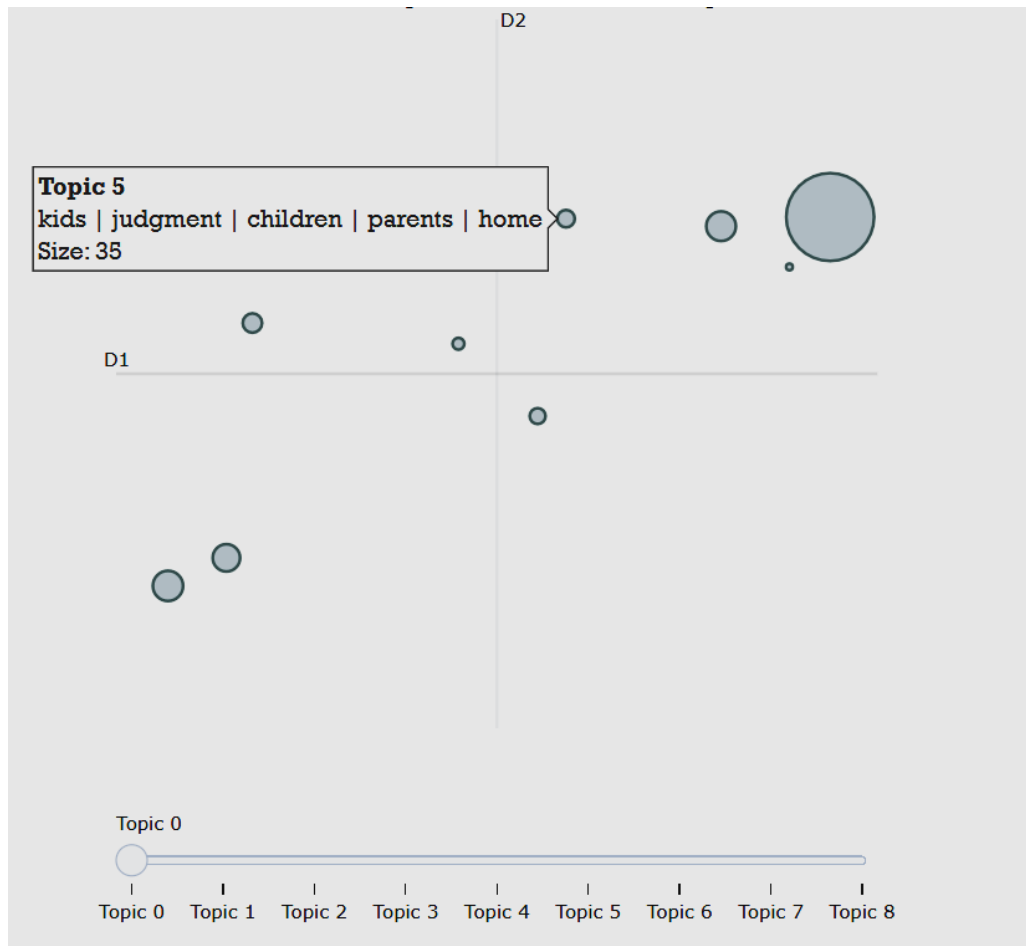


Рис. 4.12 – Карта визначених комунікативних сегментів

Як видно з рис. 4.12, відбувся розподіл на 9 кластерів. Отримана в результаті тематичної сегментації візуалізація міжтемних відстаней демонструє структурну сегментацію семантичного простору дискурсу, пов'язаного з проявами цифрового виснаження. Теми мають чітко окреслені межі, що свідчить про їхню семантичну відмінність, а відсутність значного перекриття між кластерами підтверджує ефективність використаної моделі у розмежуванні контекстів. Кластер, що репрезентує обговорення, пов'язані з родинним життям, відповідальністю за дітей, соціальним тиском і домашнім середовищем, вказує на важливість балансу між професійною активністю та особистими обов'язками як одного з чинників виснаження. Просторова віддаленість цього сегменту від інших тем засвідчує його автономність у межах загальної проблематики, водночас розподіл менших тем за площиною

свідчить про наявність локальних змістових осередків, які доповнюють загальну картину емоційного стану респондентів.

Вибір моделей для дослідження ґрунтувався на їх попередньому навчанні на релевантних за стилістикою корпусах: соціальних мережах, медичних форумах або психологічно маркованих текстах. Саме тому до аналізу було включено BERTweet як спеціалізовану модель для твітер-дискурсу, а також інші сучасні архітектури з підвищеною чутливістю до емоційного контексту. Підсумкове рішення на користь BERTweet зумовлене її відповідністю жанровим особливостям корпусу, технічною стабільністю під час навчання, а також найменшим розкидом між метриками, що є ознакою добре збалансованого класифікатора.

Відповідно, після сегментації, був отриманий такий розподіл за цифровою втомою по комунікативних сегментах (рис. 4.13).

Оскільки датасет переважною кількістю містить повідомлення з ознаками цифрової втоми, то така картина і спостерігається на рис. 4.13. Однак, як і було передбачено, залежно від комунікативного сегмента, цей відсоток є різним, тому таке розбиття є доцільним. Наприклад, теми 2, 3, 7 мають менший відсоток цифрової втоми, а тема 8 взагалі більшою мірою містить тексти без проявів цифрової втоми.

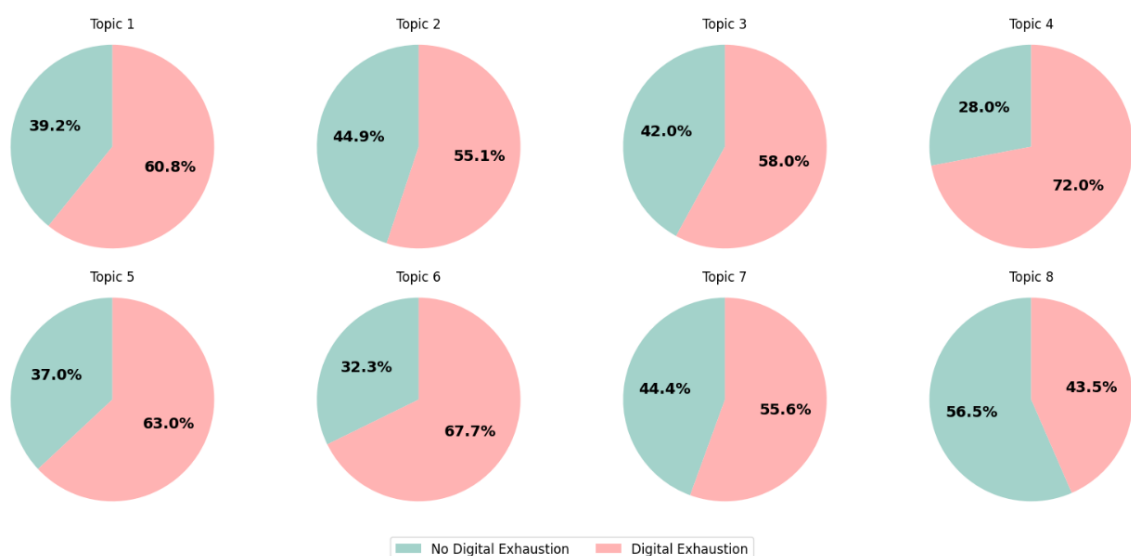


Рис. 4.13 – Карта прояву цифрової втоми за сегментами спілкування

Також в межах дослідження було виконано аналіз помилок, які допускала нейромережа. Його результат наведено в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3

Аналіз хибних класифікацій

№	Твіт	Передбачена мітка	Реальна мітка	Аналіз
1	"I've been on a social media hiatus but I just could not stay silent any longer. My heart is full of anguish and rag..."	1	0	Емоційно забарвлені слова, такі як <i>anguish</i> і, ймовірно, <i>rage</i> , сприймаються моделлю як ознаки digital exhaustion. Однак контекст радше вказує на соціальну або політичну реакцію, ніж на особисту цифрову втому. Це хибнопозитивна помилка, зумовлена емоційною конотацією.
2	"I think we should celebrate second birthday - Date of birth and date of vaccination!"	0	1	Позитивний, жартівливий тон без прямих ознак digital exhaustion. Ймовірно, ознаки цифрової втоми є латентними (іронія, цифровий контекст), що модель не розпізнає. Можлива помилка розмітки або недоступність непрямих маркерів для моделі.
3	"Yes, we have our problems but our leaders acted swiftly. We are opening things very slowly, in stages with monitori..."	0	1	Твіт містить згадку про «проблеми», але подає їх у позитивному контексті. Модель могла не розпізнати приховане напруження або контекст digital exhaustion через домінування конструктивної риторики.
4	"Silence... But you said the only time someone can visit is if... Yes Mr Smith, and I'm sorry but we think you sho..."	0	1	Повідомлення має розмовну, фрагментовану структуру, емоційне забарвлення («I'm sorry»), але відсутність чітких маркерів digital exhaustion призвела до хибнонегативної класифікації. Модель не здатна повноцінно інтерпретувати контекстний підтекст.
5	"Nba a mess rn. They need to lock it down for two weeks and get healthy"	1	0	Вирази «a mess» і «get healthy» можуть інтерпретуватися як ознаки дистресу, хоча фактично йдеться про ситуацію в NBA, а не про особистий досвід digital exhaustion. Модель зробила хибнопозитивне припущення через поверхневі тригери.

Наведені результати підкреслюють цінність проведеного дослідження, оскільки демонструють здатність моделі розпізнавати ознаки digital exhaustion на основі лексичних та емоційних сигналів. Водночас виявлені обмеження відкривають перспективні напрями для подальшого вдосконалення, зокрема, шляхом інтеграції контекстно-чутливих підходів, таких як дискурсивне моделювання або врахування прагматичних аспектів

мовлення (іронія, непрямі маркери втоми тощо). Такий розвиток може суттєво підвищити глибину та стійкість розпізнавання складних проявів цифрового виснаження.

Також було проведено дослідження на датасеті «Mental Health Social Media» (рис. 4.14).

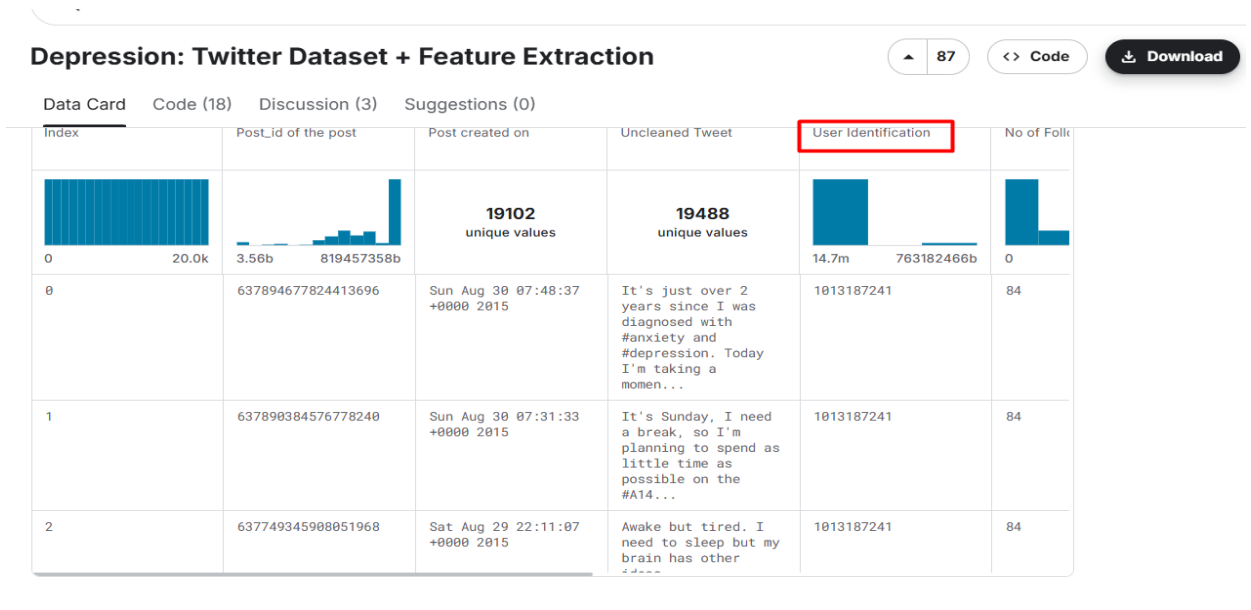


Рис. 4.14 – Досліджуваний датасет

На рис. 4.15 наведена крива кумулятивного покриття, яка відображає покриття корпусу повідомлень залежно від кількості врахованих сегментів, упорядкованих за їхнім розміром для обраного користувача. Вона показує, що більші сегменти охоплюють переважну частку всіх текстів, тоді як додавання менших кластерів поступово насичує покриття до повного охоплення корпусу. Така форма кривої підтверджує нерівномірність розподілу даних, коли кілька доміантних тематичних груп містять основну масу повідомлень, а решта сегментів представляє вузькі, менш чисельні, але змістовно відмінні контексти.

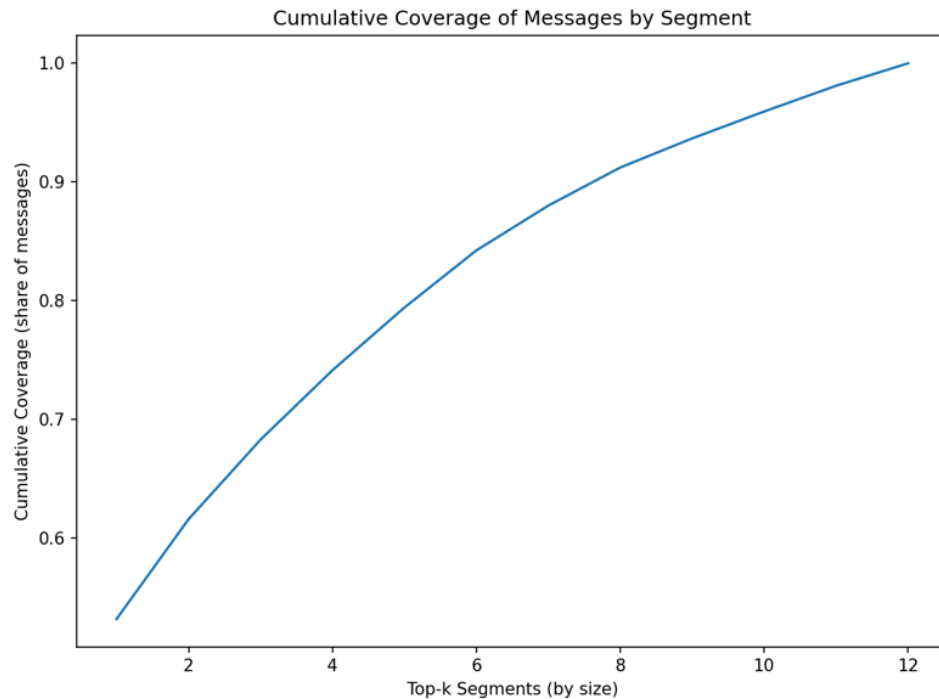


Рис. 4.15 – Крива кумулятивного покриття

Датасет обрано, оскільки кожен пост має ідентифікатор користувача, за яким будується цифровий профіль автора. Відповідно, для аналізу профілю користувача необхідно обрати його ідентифікатор, наприклад «1616997456» датасету (рис. 4.16).

```

texts = []
for filename in sorted(os.listdir(folder_path)):
    if filename.endswith(".txt"):
        with open(os.path.join(folder_path, filename), "r", encoding="utf-8"):
            texts.append(file.read())
return texts

texts_path = '/content/texts_by_user/1616997456'
all_texts = read_texts_from_folder(texts_path)

# 3. Класифікація текстів
def classify_texts(texts):
    labels = []
    device = torch.device("cuda" if torch.cuda.is_available() else "cpu")
    model.to(device)
    for text in texts:
        inputs = tokenizer(text, return_tensors="pt", truncation=True,
                           with_torch.no_grad():
            outputs = model(**inputs)
            prediction = torch.argmax(outputs.logits, dim=1).item()
            labels.append(prediction)
    return labels

labels = classify_texts(all_texts)

```

Рис. 4.16 – Аналіз постів обраного користувача

Приклади отриманих візуальних семантичних представлень наведені на рис. 4.17.

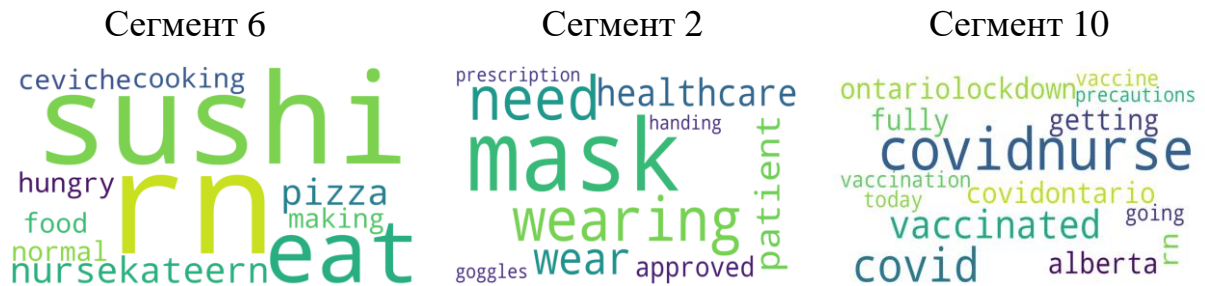


Рис. 4.17 – Приклади семантичних слів-представлень за сегментами

Хмари слів відображають характерні комунікативні сегменти, у яких простежується різний рівень цифрової втоми, що узгоджується з результатами попередніх кількісних діаграм. Сегмент 6, представлений переважно побутовими темами, має низький рівень індексу втоми, оскільки повідомлення в ньому носять нейтральний або компенсаторний характер, не пов'язаний безпосередньо з професійним навантаженням. Сегмент 2, сформований навколо лексем «mask», «healthcare», «nurse», має середній рівень цифрової втоми, що відображає робочі контексти спілкування під час пандемії, у яких поєднуються професійні обов'язки й відчуття напруження. Сегмент 10 містить ключові слова, пов'язані з вакцинацією та карантинними обмеженнями, і характеризується найвищим рівнем цифрової втоми серед представлених сегментів. Це говорить про те, що теми, пов'язані з пандемією та суспільними дискусіями про COVID-19, є найбільш емоційно навантаженими. Отже, візуалізація підтверджує, що алгоритм не лише виокремлює тематично відмінні групи повідомлень, але й коректно відображає їхню диференціацію за ступенем емоційного виснаження.

На рис. 4.18 наведено приклад інтегрального профілю цифрового виснаження автора для користувача з ідентифікатором «490044008». Візуалізація відображає узагальнений стан автора, значення показника

охоплення критичних сегментів $Coverage\Theta$, кількість критичних сегментів, а також порогові параметри прийняття рішення.

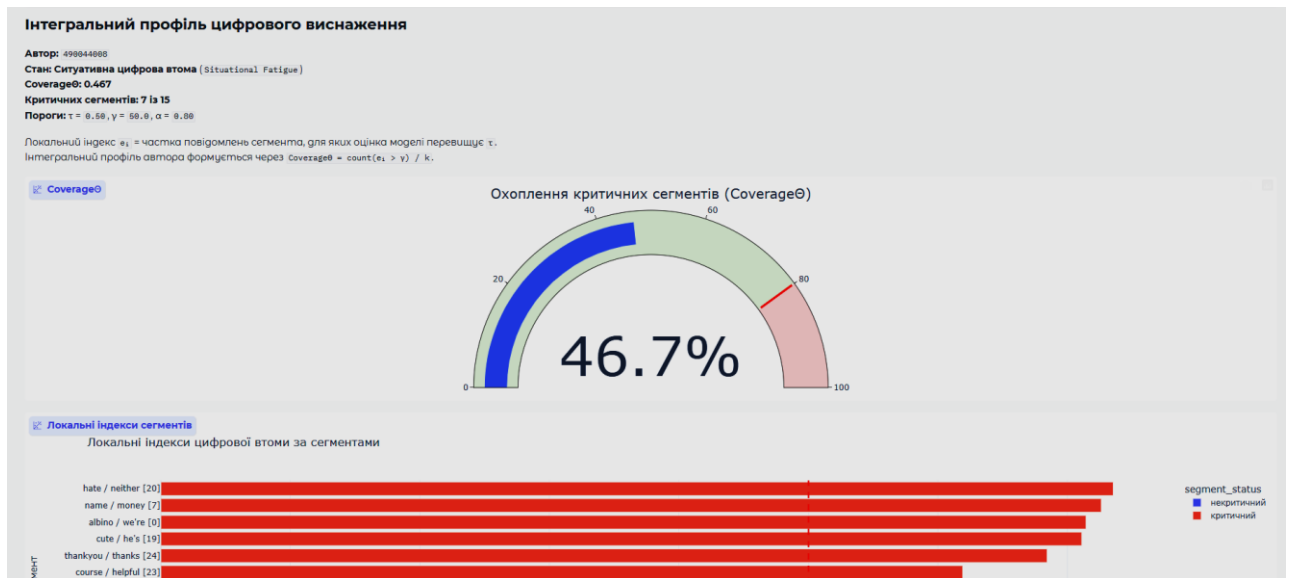


Рис. 4.18 – Приклад аналізу профілю автора на наявність цифрового виснаження

У цьому випадку система фіксує стан ситуативної цифрової втоми, а не критичного цифрового виснаження, оскільки значення $Coverage\Theta$ становить 46,7 %, що не досягає критичного порогу. Додатково на рисунку подано локальні індекси цифрової втоми за сегментами, що дозволяє визначити, які саме тематичні напрями комунікації роблять найбільший внесок у загальний психоемоційний стан автора. Така візуалізація підтверджує, що запропонований метод забезпечує не лише підсумкову оцінку профілю, а й інтерпретоване пояснення джерел навантаження.

На рис. 4.19 подано деталізоване ранжування іменованих сегментів комунікації автора за величиною локального індексу цифрової втоми e_i . Стопчикова діаграма дає змогу порівняти сегменти між собою та виявити ті з них, для яких частка повідомлень із високою оцінкою втоми перевищує встановлений поріг.

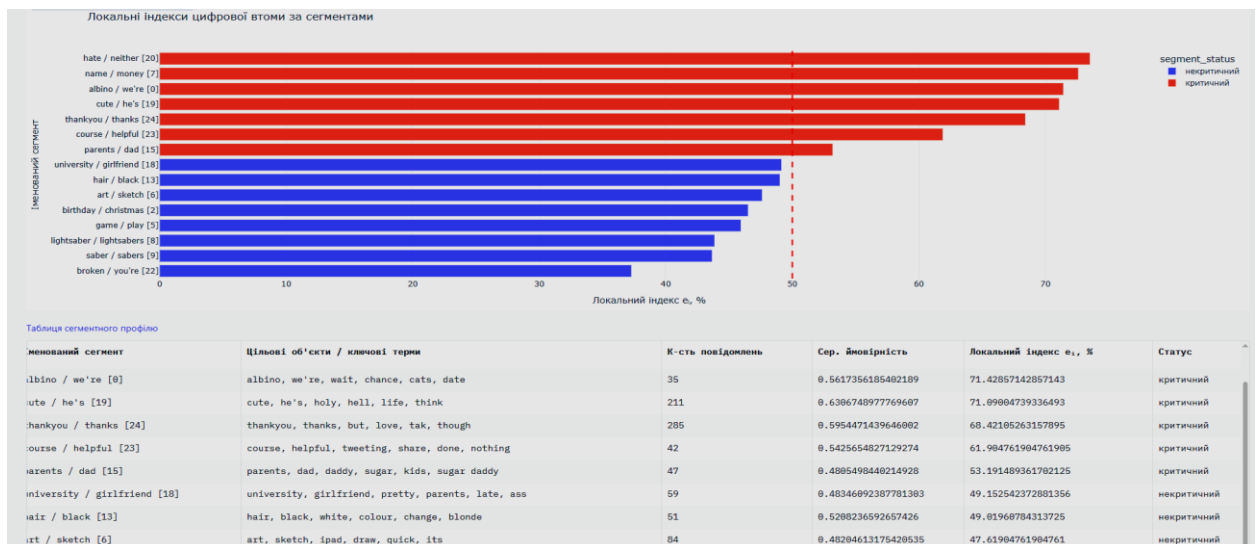


Рис. 4.19 – Ранжування комунікативних сегментів автора за локальним індексом цифрової втоми

Пунктирна вертикальна межа візуально відокремлює критичні сегменти від некритичних, а таблична частина під рисунком містить їх ключові терміни, кількість повідомлень, середню ймовірність та статус. Отже, рисунок підтверджує, що метод дозволяє переходити від інтегральної оцінки профілю автора до аналітики окремих тематичних зон комунікації, у яких цифрова втома проявляється найвиразніше.

На рис. 4.20 наведено структуру повідомлень у межах окремих сегментів у вигляді кругових діаграм, де показано співвідношення повідомлень із вираженими ознаками цифрової втоми та повідомлень без таких ознак. Така форма подання дозволяє оцінити внутрішню неоднорідність кожного сегмента та перевірити, чи є він стабільно критичним, чи наближеним до порогового стану.

Зокрема, для частини сегментів частка повідомлень із ознаками втоми суттєво переважає, тоді як в інших сегментах спостерігається майже рівноважний розподіл. Це підтверджує, що цифрове виснаження формується нерівномірно і залежить від конкретних тематичних контекстів спілкування. Отже, рисунок доповнює попередні візуалізації та поглиблює інтерпретацію структури цифрового профілю автора.

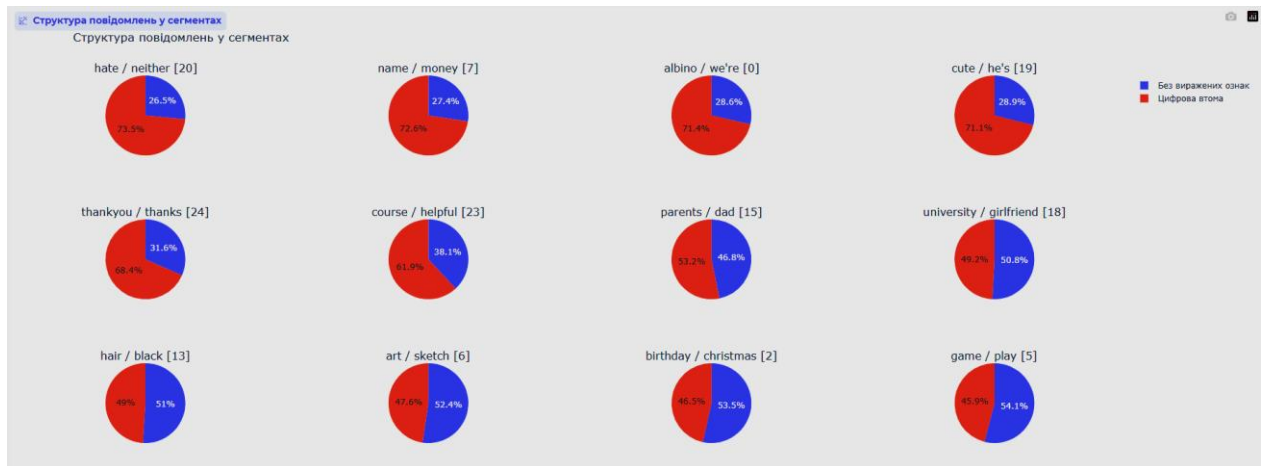


Рис. 4.20 – Структура повідомлень у комунікативних сегментах автора за наявністю ознак цифрової втоми (світлина екрану розробленого експериментального застосунку)

Важливою перевагою запропонованого методу є його пояснюваність. На відміну від підходів, у яких модель формує лише підсумковий клас без можливості інтерпретації причин такого рішення, у даному випадку інтегральний висновок щодо цифрового виснаження автора є трасованим. Зокрема, рис. 4.18 відображає підсумковий стан автора та кількісні параметри прийняття рішення, рис. 4.19 показує, які саме тематичні сегменти комунікації сформували цей результат, а рис. 4.20 деталізує внутрішню структуру відповідних сегментів через співвідношення повідомлень із наявними та відсутніми ознаками цифрової втоми. Таким чином, пояснюваність методу забезпечується можливістю послідовного переходу від інтегральної оцінки профілю автора до рівня окремих сегментів і далі до структури повідомлень усередині них. Це дає змогу не лише фіксувати факт цифрової втоми або виснаження, а й виявляти тематичні зони комунікації, які формують найбільший внесок у загальний стан автора.

Таблиця 4.4

Порівняння сучасних підходів за об'єктом виявлення, типом даних і рівнем аналізу

Джерело	Що саме виявляється	Дані	Рівень аналізу	Основні обмеження
Fauville et al., 2021 [131]	Zoom-втома	опиту-вальник	глобальний	немає автоматизованого аналізу тексту
Riedl, 2021 [132]	втома від відеоконференцій	теоретичний аналіз	глобальний	немає алгоритму виявлення
Consiglio et al., 2023 [133]	технострес, виснаження, депресивні та тривожні симптоми	опиту-вальники	глобальний	немає текстового та сегментного аналізу
Hurbean et al., 2022 [134]	технострес, зумовлений обміном миттєвими повідомленнями	опиту-вальники	глобальний	не аналізує зміст повідомлень
Turcan & McKeown, 2019 [135]	стрес	Reddit-пости	рівень документа / поста	це стрес загалом, не цифрова втома
Pillai et al., 2018 [136]	стрес і чинники його виникнення	tweets	рівень повідомлення	немає аналізу профілю автора й сегментів спілкування
Sabri et al., 2024 [137]	дискурс виснаження	Reddit	рівень документа / дискурсу	не орієнтовано саме на цифрову втому й цифрове виснаження автора
Song et al., 2018 [138]	депресія	social media posts	рівень повідомлення / документа	інша предметна область, без цифрових сегментів комунікації
<i>Запропонований у роботі підхід</i>	цифрова втома / цифрове виснаження	текстовий цифровий слід користувача	рівень повідомлення, сегмента і профілю автора	потребує попереднього формування комунікативних сегментів і якісного текстового корпусу

Для обґрунтування відмінності запропонованого методу від сучасних підходів доцільно виконати порівняльний аналіз за об'єктом виявлення, типом вхідних даних і рівнем аналізу (таблиця 4.4). Такий підхід дозволяє встановити, чи орієнтовані наявні рішення на безпосередній аналіз текстового цифрового сліду користувача, а також з'ясувати, на якому рівні вони функціонують: глобального профілю, окремого документа, повідомлення чи багаторівневої структури цифрової комунікації.

З наведеного порівняння видно, що сучасні підходи або орієнтовані на психометричне оцінювання цифрового навантаження, або вирішують

суміжні задачі виявлення стресу, виснаження чи депресивних станів за текстами соціальних медіа. Водночас вони здебільшого працюють на глобальному рівні або на рівні окремого документа й не враховують внутрішню сегментну структуру цифрової комунікації користувача.

Однак для повного зіставлення сучасних підходів недостатньо враховувати лише предмет виявлення та тип даних. Не менш важливими є аналітичні можливості моделей, зокрема інтерпретованість результатів, урахування комунікативних сегментів, виявлення цільових об'єктів і здатність формувати інтегральний профіль автора. Саме за цими ознаками можна оцінити, наскільки існуючі рішення відповідають задачі, поставленій у дисертаційному дослідженні (таблиця 4.5).

Таблиця 4.5

Порівняння сучасних підходів і запропонованого методу за аналітичними
МОЖЛИВОСТЯМИ

Джерело	Інтерпретованість	Комунікативні сегменти	Виявлення цільових об'єктів	Формування профілю автора	Можливість розмежування цифрової втоми та цифрового виснаження
Fauville et al., 2021 [131]	часткова	ні	ні	ні	ні
Riedl, 2021 [132]	висока теоретична	ні	ні	ні	ні
Consiglio et al., 2023 [133]	середня	ні	ні	частково	ні
Hurbean et al., 2022 [134]	середня	ні	ні	ні	ні
Turcan & McKeown, 2019 [135]	низька / залежить від моделі	ні	ні	ні	ні
Pillai et al., 2018 [136]	часткова	ні	частково	ні	ні
Sabri et al., 2024 [137]	часткова	ні	частково	ні	ні
Song et al., 2018 [138]	висока	ні	частково	ні	ні
<i>Запропонований у роботі підхід</i>	висока	так	так	так	так

Наведене порівняння показує, що запропонований у роботі підхід відрізняється від сучасних рішень поєднанням трьох ознак: посегментного аналізу цифрової комунікації, виявлення цільових об'єктів як змістових

індикаторів навантаження та формування інтегрального профілю автора. Саме така комбінація забезпечує не лише виявлення локальних проявів цифрової втоми, а й розмежування цифрової втоми та системного цифрового виснаження, що узгоджується з положеннями наукової новизни дисертаційного дослідження.

Основним обмеженням проведеного дослідження є використання одномовних корпусів твітів. Така вибірка обмежує узагальнення результатів для ширших типів цифрової взаємодії, де природа втоми може проявлятися інакше. Додатковим чинником є контекстуальна варіативність лексики, властива соціальним мережам: не всі повідомлення з маркерами емоційного навантаження прямо відображають стан цифрової втоми, що створює потенційні викривлення при автоматизованому визначенні індексу. Методологічне обмеження полягає також у використанні статичних параметрів зниження розмірності та щільнісної кластеризації, які не враховують часової динаміки комунікації та еволюції тем упродовж періоду спостереження.

Для забезпечення коректної інтерпретації результатів виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів спершу було визначено параметри експерименту. До них належать загальні характеристики експериментальної вибірки (корпусу текстів), категорії текстів, обсяг підвбірок, спосіб формування множин цільових об'єктів, тип векторизації та метрики, використані для подальшої оцінки розділення. Відповідні параметри наведено в таблиці 4.6.

Як видно з табл. 4.6, експеримент було побудовано на двох категоріях англійських текстів із рівною кількістю прикладів у кожній підвбірці, що дало змогу зменшити вплив дисбалансу класів на оцінку розділення. Формування ознак здійснювалося не на основі сирого тексту, а через множини цільових об'єктів, до складу яких входили ключові слова, іменовані сутності та іменникові змістові одиниці. Таке подання дозволяє перейти від

лінійного текстового представлення до структурованого простору ознак, придатного для кількісного порівняння текстів.

Таблиця 4.6

Параметри експерименту з виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів

Параметр	Значення
Корпус	«Students Anxiety and Depression Dataset»
Мова текстів	англійська
Категорія А	Без проявів розладів (<i>label</i> = 0.0)
Категорія В	3 проявами розладів (<i>label</i> = 1.0)
Кількість текстів у категорії А	50
Кількість текстів у категорії В	50
Загальна кількість текстів у вибірці	100
Тип формування ознак	множини цільових об'єктів
Методи визначення цільових об'єктів	TF, TF-IDF, YAKE, дисперсія слів, NER
Спосіб векторизації	бінарне кодування (One-Hot / binary vectorization)
Розмір словника цільових об'єктів	822
Метрика подібності	евклідова відстань
Додаткові критерії оцінювання	silhouette, Mann–Whitney, permutation test

Для перевірки того, чи забезпечує побудована множина цільових об'єктів не випадкове тематичне розділення текстів, було обчислено систему кількісних показників. До неї включено середні внутрішньогрупові та міжгрупові евклідові відстані, їхнє відношення, коефіцієнт silhouette, показники Jaccard-подібності, а також статистичні критерії Mann–Whitney і permutation test. Сукупність цих метрик дозволяє оцінити не лише наявність розділення, а й його статистичну значущість. Отримані результати наведено в таблиці 4.7.

Наведені в табл. 4.7 результати свідчать, що сформовані множини цільових об'єктів забезпечують не випадкове розділення текстів двох

категорій у просторі ознак. Це підтверджується тим, що середня міжгрупова евклідова відстань перевищує середню внутрішньогрупову, а відношення $\text{between} / \text{within} = 1.20$. Значення коефіцієнта $\text{silhouette} = 0.2389$ також вказує на наявність змістовного розділення між групами. Додатковим підтвердженням є статистично значущі результати критерію Mann–Whitney ($p = 1.335987 \cdot 10^{-18}$) і Permutation Test ($p = 0.00025$). Отже, отримане розділення не може бути пояснене випадковим групуванням текстів, а відображає наявність змістовно значущої структури в побудованих множинах цільових об'єктів.

Таблиця 4.7

Кількісні показники розділення текстів за множинами цільових об'єктів

Показник	Значення	Інтерпретація
Середня внутрішньогрупова евклідова відстань	3.90	Тексти всередині категорій мають відносно близькі множини цільових об'єктів
Середня міжгрупова евклідова відстань	4.67	Тексти різних категорій є більш віддаленими у просторі ознак
Відношення $\text{between} / \text{within}$	1.20	Міжгрупові відстані перевищують внутрішньогрупові
Коефіцієнт silhouette	0.2389	Наявне змістовне розділення між групами
Середня внутрішньогрупова Jaccard-подібність	0.000042	Усередині груп зберігається дещо вища спільність цільових об'єктів
Середня міжгрупова Jaccard-подібність	0.000000	Між групами спільність практично відсутня
p -значення критерію Mann–Whitney	$1.336 \cdot 10^{-18}$	Розділення статистично значуще
p -значення Permutation Test	0.00025	Імовірність випадкового розділення вкрай мала

Для візуальної інтерпретації попарних евклідових відстаней між текстами побудовано теплову карту матриці відстаней. Така форма подання дозволяє наочно оцінити співвідношення між внутрішньогруповими та міжгруповими відстанями, а також перевірити, чи формується у просторі

ознак блочна структура, характерна для не випадкового тематичного розділення. Відповідний результат наведено на рис. 4.21.

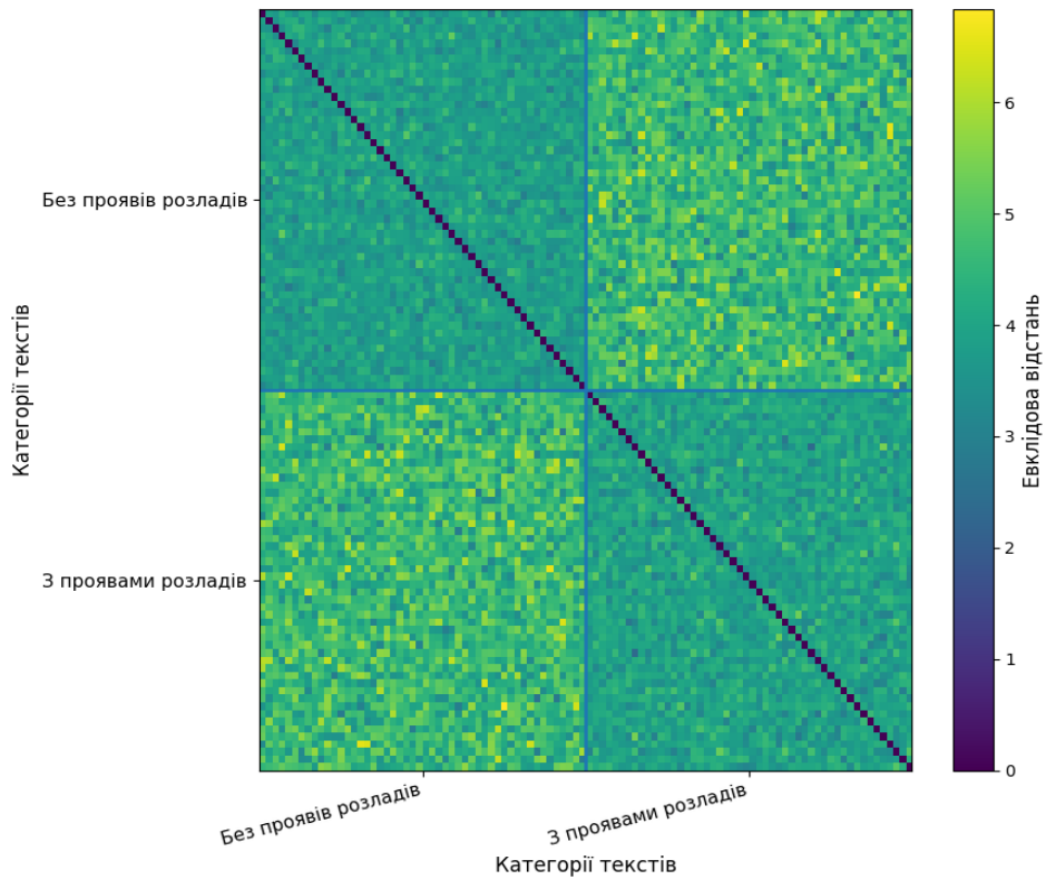


Рис. 4.21 – Теплова карта попарних евклідових відстаней між текстами двох категорій у просторі цільових об'єктів

Як видно з рис. 4.21, матриця відстаней має виражену блочну структуру: області, що відповідають порівнянню текстів усередині однієї категорії, характеризуються відносно меншими значеннями відстаней, тоді як позадіагональні блоки, що відповідають порівнянню текстів різних категорій, містять вищі значення. Така конфігурація узгоджується з кількісними даними таблиці 4.7 і вказує на те, що побудовані множини цільових об'єктів відображають реальне тематичне розрізнення між групами текстів, а не випадковий розподіл лексичних одиниць.

Для більш наочного порівняння внутрішньогрупових і міжгрупових відстаней побудовано boxplot-діаграму, яка відображає розподіли евклідових

відстаней для кожної з двох категорій окремо та для міжгрупового порівняння. Такий тип візуалізації дозволяє оцінити не лише середні значення, а й варіативність відстаней, міжквартильний інтервал та наявність викидів. Результат подано на рис. 4.22.

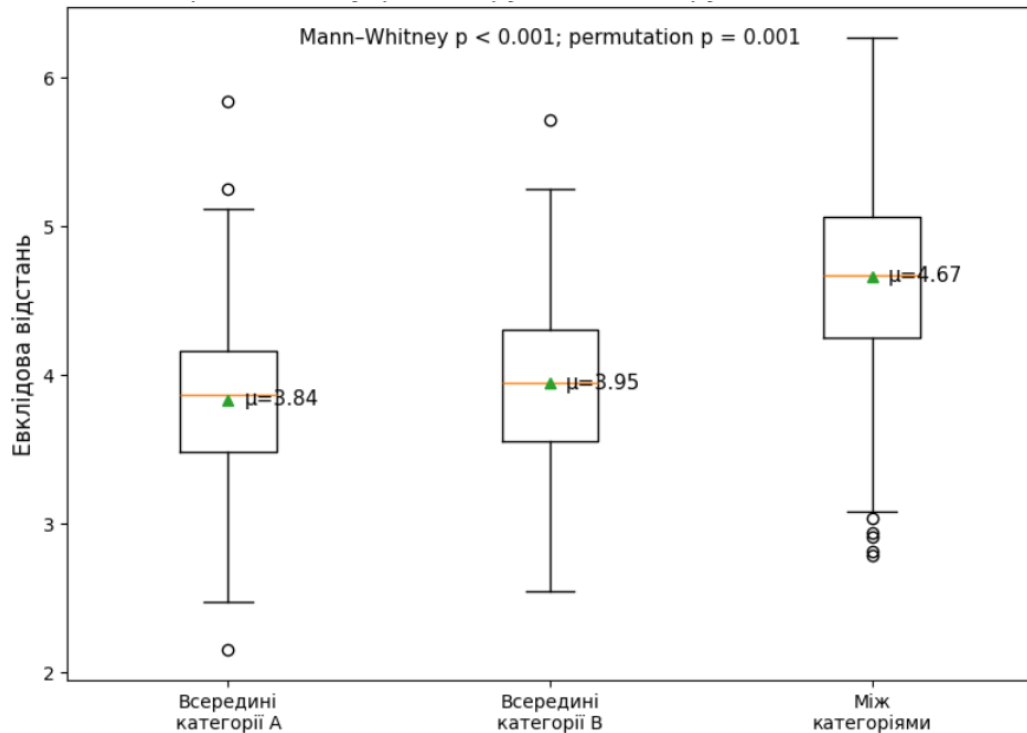


Рис. 4.22 – Порівняння внутрішньогрупових і міжгрупових евклідових відстаней для текстів двох категорій

Рисунок 4.22 демонструє, що міжгрупові відстані систематично зміщені в бік більших значень порівняно з внутрішньогруповими. Середні значення також підтверджують цю закономірність: для категорії А внутрішньогрупова відстань становить близько 3.84, для категорії В – близько 3.95, тоді як міжгрупова – близько 4.67. Отже, тексти різних категорій у просторі цільових об'єктів є більш віддаленими один від одного, ніж тексти в межах однієї категорії, що додатково підтверджує працездатність методу та узгоджується зі статистичними показниками, наведеними в таблиці 4.7.

Для додаткової ілюстрації структури простору ознак тексти було відображено у двовимірному просторі головних компонент. Така проєкція не

є самостійним доказом працездатності методу, однак дозволяє візуально оцінити характер взаємного розташування текстів двох категорій після побудови множин цільових об'єктів. Результат подано на рис. 4.23.

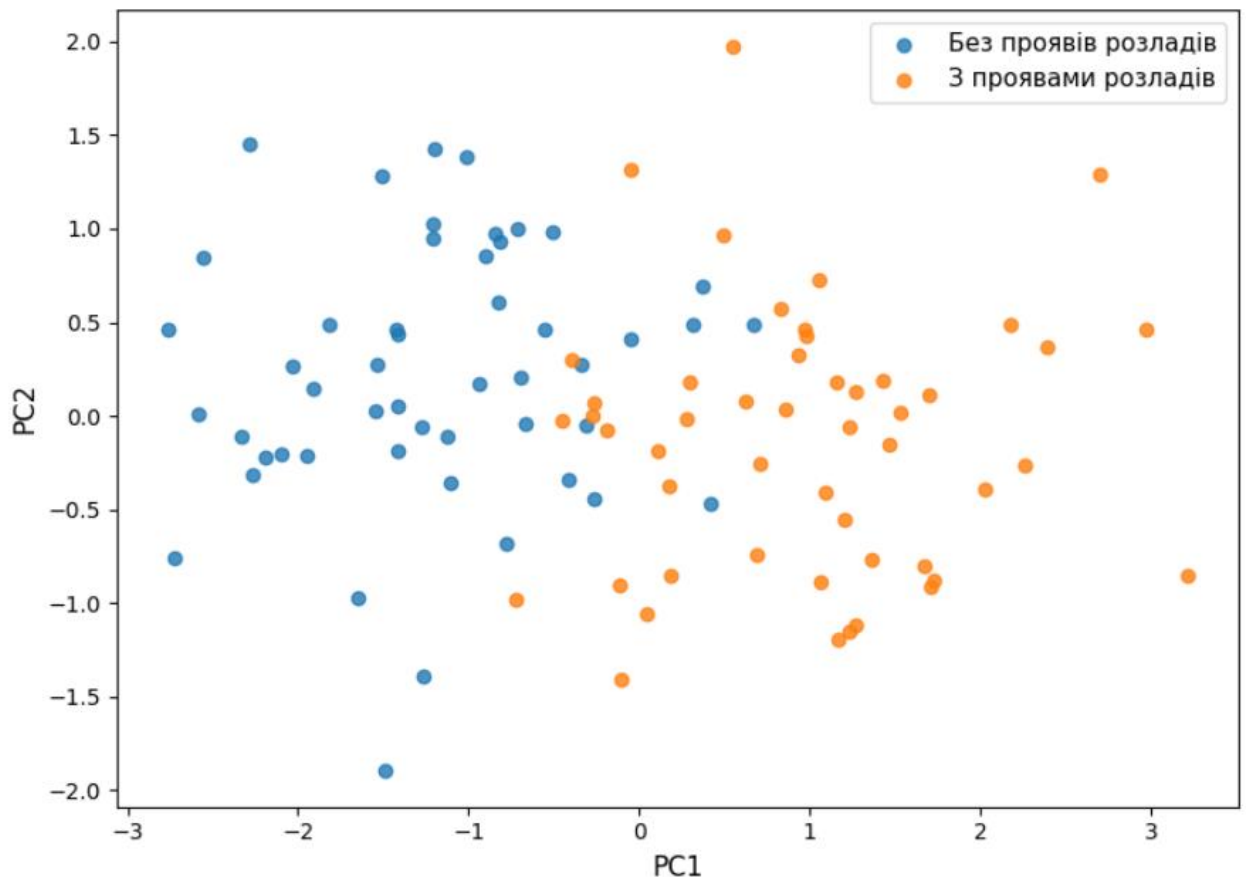


Рис. 4.23 – Проекція текстів у просторі цільових об'єктів за першими двома головними компонентами

Як видно з рис. 4.23, тексти двох категорій утворюють частково відокремлені області у просторі головних компонент. При цьому між групами зберігається певна зона перетину, що є природним для реальних текстових даних суміжного психоемоційного спрямування. Отже, ця візуалізація не свідчить про повну лінійну відокремлюваність категорій, однак додатково підтверджує наявність структурного розділення, кількісно зафіксованого в таблиці 4.7 та на рис. 4.21–4.22.

Також було проведено дослідження на датасеті DS^2 . У корпусі DS^2 первинно було представлено 72 авторські профілі. Після застосування

обмеження на мінімальний обсяг індивідуального текстового масиву (не менше 50 повідомлень на автора) до подальшого аналізу було включено 52 автори. При цьому у вибірці збережено 19 746 із 20 000 повідомлень, тобто 98,73 % початкового корпусу, що відповідає високій репрезентативності сформованої підмножини та відсутність суттєвих втрат даних на етапі фільтрації. Для всіх 52 відібраних авторів було отримано не менше двох комунікативних сегментів, що підтверджує придатність запропонованого підходу до сегментації авторського цифрового дискурсу для подальшого профільного аналізу.

Узагальнені статистики за множиною досліджуваних авторів показали, що медіанна кількість сегментів на автора становила 3 (дані в діапазоні [2;5]), медіанна частка шуму становить 0,038 (дані в діапазоні [0,021; 0,069]), а медіанна частка найбільшого сегмента 0,401 (дані в діапазоні [0,293; 0,545]). Медіанний розмір сегмента дорівнював 60,75 повідомлення (дані в діапазоні [45,75; 89,0]), що вказує на достатню наповненість сегментів для подальшого нейромережевого оцінювання проявів цифрової втоми. Просторова відокремленість сегментів також виявилася достатньою: медіанне середнє значення косинусної відстані між центроїдами становило 0,867 [0,830; 0,903], медіанне мінімальне значення 0,797 [0,735; 0,869], медіанний silhouette становить 0,365 [0,269;0,430], а медіанне середнє Jaccard-перекриття множин top-terms – лише 0,018 [0,000; 0,037]. Співвідношення профільного цифрового виснаження та частки повідомлень із проявами розладів для 52 авторів корпусу DS^2 наведено на рис. 4.24. Сукупно це відповідає помірно вираженим, але достатньо стабільній тематичній сепарації комунікативних сегментів, за якої виділені сегменти не є штучно дубльованими або семантично тотожними, а отже можуть розглядатися як окремі контексти прояву цифрової втоми.

Для додаткового авторо-орієнтованого зіставлення цифрового виснаження з психоемоційно несприятливими проявами у DS^2 було виконано окремий аналіз на рівні 52 відібраних авторів. При цьому встановлено, що в

самому датасеті частка повідомлень з міткою розладу для кожного автора є бінарною: у 37 авторів вона становить 100 %, а у 15 авторів – 0 %. Отже, безпосереднє порівняння цифрового виснаження лише з цією міткою було б методично надто грубим. Тому для перевірки близькості, але не тотожності цих явищ введено незалежний операціональний критерій профільного виснаження, що ґрунтується на ознаках редукції цифрової активності та зниження зовнішнього комунікативного відгуку автора.

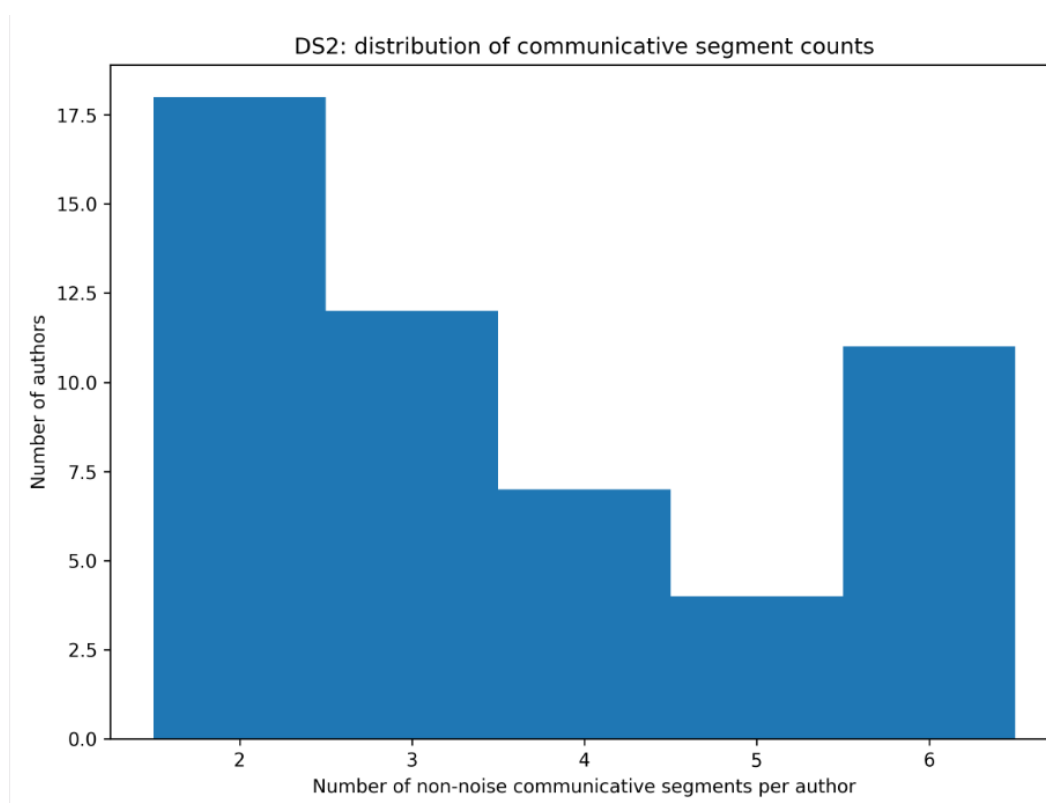


Рис. 4.24 – Співвідношення профільного цифрового виснаження та частки повідомлень із проявами розладів для 52 авторів корпусу DS^2

За цим критерієм факти профільного виснаження було зафіксовано у 25 із 52 авторів, тобто у 48,08 % досліджуваної множини (таблиця 4.8). Серед авторів з такими ознаками частка профілів, для яких усі повідомлення належали до категорії з проявами розладів, становила 88,00 %, тоді як серед авторів без ознак профільного виснаження – 55,56 %. Загальна узгодженість між операціонально визначеним профільним виснаженням і часткою

повідомлень з розладами становила 65,38 %. Водночас зв'язок між цими показниками є лише помірним: коефіцієнт кореляції Спірмена дорівнював 0,358 при $p = 0,009$, що дає підстави стверджувати, що цифрове виснаження і наявність психоемоційно несприятливо маркованих повідомлень є пов'язаними, але не тотожними характеристиками авторського цифрового профілю. Такий результат підтверджує доцільність розгляду цифрового виснаження саме як інтегрального профільного феномену, а не як прямої функції від кількості окремих негативно маркованих повідомлень.

Таблиця 4.8

Зіставлення профільного цифрового виснаження з часткою повідомлень з проявами розладів у DS^2

Група авторів	Кількість авторів, n	Частка від 52, %	Автори, у яких частка повідомлень з розладами = 100 %, n	Середня частка повідомлень з розладами по групі авторів, %
Є факти профільного виснаження	25	48,08	22	88,00
Немає фактів профільного виснаження	27	51,92	15	55,56
Усього	52	100,00	37	71,15

Отримані результати підтверджують, що профільне цифрове виснаження суттєво частіше виявляється серед авторів, чиї повідомлення повністю належать до категорії з проявами розладів, однак кореляція між цими ознаками не є повною. Тобто підвищена частка повідомлень з психоемоційно несприятливими мітками асоціюється з цифровим виснаженням, але сама по собі не може розглядатися як його повний еквівалент. Це підтверджує коректність профільного, сегментно-орієнтованого підходу до виявлення цифрового виснаження, у межах якого враховується не лише сам факт наявності негативно маркованих повідомлень, а й структурна організація цифрової активності автора.

4.5. Граничні умови та методологічні обмеження

Запропонований комплекс методів аналізу цифрової комунікації користувачів дозволяє автоматизувати виявлення комунікативних сегментів, оцінювання цифрової втоми та інтерпретацію отриманих результатів. Водночас, як і будь-які методи обробки природної мови та машинного навчання, вони мають певні обмеження, що пов'язані з особливостями вихідних даних, використаних моделей та обчислювальних процедур.

Обмеження методу визначення комунікативних сегментів користувачів. Незважаючи на адаптивність і практичну придатність запропонованого підходу до сегментації цифрового дискурсу на основі контекстних ембедінгів, його застосування супроводжується низкою обмежень, зумовлених як властивостями вхідних даних, так і поведінкою використаних алгоритмів у високовимірному семантичному просторі. Передусім якість сегментації залежить від репрезентативності цифрового профілю: за малої кількості повідомлень або за домінування однотипних коротких реплік дискурс може виявитися недостатньо структурованим, унаслідок чого HDBSCAN формуватиме або надто дрібні групи, або значну частку повідомлень поза кластерами. Для формалізації цього обмеження доцільно ввести показник частки шумових повідомлень

$$\eta_{noise} = \frac{|D_{noise}|}{|D|}, \quad (4.1)$$

де $D_{noise} \subset D$ підмножина повідомлень, віднесених алгоритмом до шуму, а D – множина повідомлень цифрового профілю. Зростання η_{noise} свідчить або про недостатню структурованість вхідного дискурсу, або про невідповідність параметрів сегментації властивостям профілю. Додатковим ускладненням є висока варіативність стилю та коду спілкування в реальних профілях, зокрема змішування мов, трансліт, жаргон, емодзі, скорочення, фрагменти коду, цитати та переслані повідомлення, що може знижувати семантичну

узгодженість ембедінгів і, відповідно, стабільність тематичних меж сегментів навіть за використання багатомовних моделей архітектури трансформер.

Обмеженням є також залежність від переднавченої моделі ембедінгів і явище доменного зсуву: якщо профіль користувача містить спеціалізовану лексику або контент із нетипових для навчального корпусу доменів, семантичні відстані між повідомленнями можуть відображати не тематичну спорідненість, а артефакти представлення. У таких умовах сегменти можуть формуватися за поверхневими маркерами, наприклад за наявністю однотипних іменованих сутностей чи повторюваних шаблонів, а не за змістовою близькістю. Водночас надмірно агресивна нормалізація текстів здатна погіршувати контекстність ембедінгів, тому попередня обробка має бути збалансованою: вона повинна зменшувати шум, зокрема URL, спам-патерни та дублікати, але не руйнувати семантично значущі сигнали, включно з емоційними маркерами та прагматичними індикаторами, важливими для подальшого аналізу втомі.

Окремою умовою коректного застосування пари UMAP-HDBSCAN є відтворюваність процедури зниження розмірності. У межах цієї роботи випадковий стан UMAP фіксується, а параметри проєкції задаються явно, що забезпечує детермінованість експерименту при повторному запуску на тих самих даних. За таких умов варіативність результатів визначається не стохастичністю алгоритму, а структурою вхідного корпусу та вибором параметрів сегментації. HDBSCAN своєю чергою є чутливим до налаштувань щільності; у профілях із нерівномірною тематичною структурою це може спричиняти як фрагментацію великих тем на підкласи, так і злиття сегментів, близьких за лексику, але різних за комунікативною функцією. Запроваджене у методі обмеження частки шуму можна подати умовою

$$\eta_{noise} \leq \beta, \quad (4.2)$$

де β – гранично допустима частка шумових повідомлень. Якщо ця умова не виконується, застосовується процедура перепризначення повідомлень із noise

до найближчих кластерів. Формально таке перепризначення може бути задане як

$$r(d) = \arg \min_{R_i \in R} \text{dist}(e(d), c_i), d \in D_{\text{noise}}, \quad (4.3)$$

де $e(d)$ – векторне подання повідомлення d , c_i – репрезентативний центр сегмента R_i , а $r(d)$ – результат перепризначення до найближчого сегмента. Таке рішення зменшує втрати даних, однак вводить додаткову залежність від порогу відстані та від припущення про близькість до центру, яке може бути некоректним для кластерів складної форми. У результаті частина маргінальних або перехідних повідомлень може бути приєднана до сегментів формально, без гарантії тематичної однорідності, що важливо враховувати при інтерпретації меж сегментів і при подальшій агрегації ознак у методах виявлення цифрової втоми за сегментами та виявленні цифрового виснаження.

Інтерпретаційні обмеження проявляються на етапі опису та іменування сегментів. Дескриптори, отримані за c -TF-IDF, у коротких і стилістично неоднорідних повідомленнях потребують додаткової лінгвістичної фільтрації. Тому в межах методу застосовується попереднє вилучення службових конструкцій, нормалізація хештегів і адаптивне оновлення стоп-списку на основі частотного та ентропійного аналізу термінів. Це зменшує ймовірність потрапляння до дескрипторів лексичних одиниць, які є формально частотними, але не репрезентують змістове ядро сегмента.

У межах роботи генеративне іменування сегментів не розглядається як формальний етап математичного конвєса та не впливає на результати сегментації чи подальшої діагностики. Змістова інтерпретація сегментів здійснюється на основі дескрипторів c -TF-IDF і репрезентативних повідомлень кластера. Якщо генеративне іменування застосовується у програмній реалізації для зручності візуального аналізу, його слід розглядати лише як допоміжний інтерфейсний елемент, а не як джерело формальних ознак. Це узгоджується з тим, що в інформаційній моделі результат

сегментації відображається через множину комунікативних сегментів R та множину значущих термінів O , тоді як візуальні представлення становлять окремий компонент V .

Оскільки сегментація є безнаглядною процедурою, оцінювання її якості в реальних профілях обмежене відсутністю істинної розмітки; практична валідація потребує поєднання внутрішніх критеріїв стабільності та узгодженості кластерів із експертною перевіркою репрезентативних повідомлень, особливо коли сегменти використовуються як основа для діагностики психоемоційних станів.

Обмеження методу виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами. Метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами використовує формалізацію, уведену в п. 2.2: множина комунікативних сегментів формується відповідно до (2.14), локальні індекси цифрової втоми e_i , що утворюють вектор L , визначаються згідно з (2.16), а подальше агрегування результатів виконується через обчислення $C=Coverage(\Theta)$ за формулою (2.18) та інтегральної оцінки S за формулою (2.19). Одним із ключових обмежень методу є залежність коректності цих оцінок від якості навчального корпусу, використаного для донавчання моделі m_{fat} . Якщо навчальні дані не повністю відображають мовні особливості досліджуваної аудиторії або мають обмежену тематичну репрезентативність, локальні значення e_i можуть містити систематичне зміщення. Це обмеження доцільно формалізувати через коефіцієнт відповідності навчального корпусу цільовому цифровому профілю:

$$\rho_{fat} = \rho(DS^1, D), 0 \leq \rho_{fat} \leq 1, \quad (4.4)$$

де DS^1 – навчальний корпус для моделі виявлення цифрової втоми, а D – цифровий профіль автора. За умов

$$\rho_{fat} < \alpha_{fat}, \quad (4.5)$$

де α_{fat} – мінімально допустимий рівень відповідності, точність локальних оцінок цифрової втоми знижується, що впливає і на подальше обчислення C

та S . Крім того, цифрова втома може проявлятися непрямими мовними сигналами або залежати від контексту взаємодії, який не завжди відображається в тексті повідомлень. У таких випадках модель може недооцінювати або переоцінювати інтенсивність проявів втоми. Водночас метод забезпечує інтерпретацію результатів на рівні комунікативних сегментів, їх ранжування та пов'язаних цільових об'єктів, однак не орієнтований на повне відтворення внутрішньої логіки трансформерної моделі на рівні внесків окремих токенів або ваг уваги. У зв'язку з цим інтерпретація в межах роботи має аналітично-предметний характер і спрямована на пояснення того, які сегменти та тематичні об'єкти пов'язані з підвищеним когнітивним навантаженням, а не на повну реконструкцію внутрішньомодельного механізму прийняття рішення.

Обмеження методу виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора. Метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора спирається на локальні індикатори цифрової втоми, отримані на попередньому етапі, та завершується формуванням структурованого профілю P_{exh} , склад якого наведено у формулі (2.20). При цьому інтегральна оцінка стану цифрового виснаження S обчислюється за формулою (2.19) на основі локальних сегментних оцінок, а показник поширення проявів цифрової втоми – за формулою (2.18). Основним обмеженням такого підходу є залежність фінального результату від точності попередніх етапів аналізу, насамперед сегментації повідомлень і класифікації проявів втоми. Помилки, допущені при формуванні множини сегментів або при визначенні локальних індексів e_i , накопичуються на етапі агрегування та впливають на кінцеві компоненти профілю P_{exh} . Це можна подати у вигляді узагальненої залежності:

$$\Delta_{exh} \leq \lambda_{1\Delta_{seg}} + \lambda_{2\Delta_{fat}}, \quad (4.6)$$

де Δ_{seg} – похибка етапу сегментації, Δ_{fat} – похибка етапу виявлення цифрової втоми, Δ_{exh} – сумарне відхилення фінальної оцінки цифрового

виснаження, а $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ – коефіцієнти чутливості інтегрувального етапу до попередніх похибок. Додатковим обмеженням є те, що метод свідомо орієнтований на аналіз текстових даних і сегментної структури цифрового дискурсу та не включає поведінкові показники цифрової активності, такі як тривалість взаємодії з сервісами, частота повідомлень або патерни використання платформ. У зв'язку з цим сформований профіль характеризує насамперед лінгвістичні та тематично-сегментні прояви переважно в цифровому дискурсі користувача, а не повний спектр поведінкових ознак цифрового виснаження.

При виявленні цільових об'єктів комунікативних сегментів одним із основних обмежень є залежність результатів від мовної та доменної відповідності моделей, що використовуються для розпізнавання іменованих сутностей. Якщо модель не проходила окремої адаптації до мови або типу текстів, на яких вона застосовується, точність виділення цільових об'єктів може знижуватися. У межах даного дослідження такі ефекти слід інтерпретувати лише в межах тих мовних і корпусних умов, які були охоплені експериментальною перевіркою. Також слід враховувати, що статистичні методи виділення ключових слів можуть генерувати терміни, які не завжди відповідають реальним об'єктам предметної області або мають занадто загальний характер. У зв'язку з цим, виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів передбачає подальше об'єднання та фільтрацію результатів для формування релевантної множини об'єктів. Крім того, ефективність виявлення цільових об'єктів комунікативних сегментів може знижуватися у випадках високої семантичної неоднозначності текстів або наявності значної кількості контекстно залежних термінів.

4.6. Висновки до розділу 4

У розділі експериментально підтверджено працездатність розроблених методів виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження за текстовим

контентом на рівні повідомлень, комунікативних сегментів і профілю автора. Показано, що підвищення якості виявлення цифрової втоми досягається за рахунок поєднання контекстного аналізу трансформерних моделей із попереднім поділом цифрової комунікації на змістово цілісні сегменти.

Встановлено, що інтерпретованість результатів забезпечується узгодженням рівнів аналізу тематичної належності сегмента та цільових лексико-семантичних маркерів. Це дозволило перейти від формального бінарного передбачення до змістового пояснення результатів виявлення цифрової втоми в структурі цифрової активності користувача.

Дослідження методу визначення комунікативних сегментів показало, що його перевага полягає у формуванні семантично відокремлених тематичних доменів, придатних для подальшого аналізу як самостійних одиниць когнітивного навантаження. За результатами порівняння трансформерних архітектур встановлено, що модель BERTweet є найбільш збалансованою для задачі виявлення цифрової втоми у коротких повідомленнях, оскільки краще враховує специфіку цифрової комунікації.

Показано, що виявлення цифрового виснаження за профілем автора не може зводитися до простого усереднення локальних оцінок. Більш обґрунтований результат досягається за рахунок урахування поширення критичних проявів цифрової втоми між кількома комунікативними сегментами, що дає змогу відмежовувати ситуативну цифрову втому від системного цифрового виснаження.

ВИСНОВКИ

У результаті виконання дисертаційного дослідження було розв'язано актуальну науково-прикладну задачу виявлення цифрової втоми у текстовому контенті з деталізацією за комунікативними сегментами засобами штучного інтелекту та подальшою інтерпретацією прийнятих рішень. Розроблені методи дозволяють здійснювати інтелектуальний аналіз цифрової комунікації користувача, визначати комунікативні сегменти, виявляти локальні прояви цифрової втоми та формувати інтегральний профіль цифрового виснаження автора, що є вагомим внеском у розробку засобів моніторингу стану користувача в цифровому середовищі.

Розроблені методи дозволили у повній мірі досягти мети дисертаційного дослідження, яка полягала у підвищенні якості виявлення цифрової втоми у текстовому контенті з деталізацією за комунікативними сегментами засобами штучного інтелекту й подальшій інтерпретації прийнятих рішень. Підвищення якості, у свою чергу, досягається методами:

- визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, що дозволяє перейти від аналізу глобального цифрового профілю автора до множини локальних сегментів спілкування;

- виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання, що забезпечує посегментний аналіз цифрової втоми;

- виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора, що дозволяє формувати інтегральний профіль виснаження на основі локальної оцінки цифрової втоми за сегментами.

Підвищення якості полягає:

- у переході від глобального аналізу цифрової активності автора до множини локальних сегментів спілкування, кожен із яких розглядається як окреме джерело когнітивного навантаження;

– у посегментному виявленні цифрової втоми з одночасним виділенням ключових лексем, іменованих сутностей та патернів взаємодії, які мають найбільший вплив на прийняття рішень нейромережею;

– у формуванні інтегрального профілю цифрового виснаження на основі результатів локальної оцінки цифрової втоми за комунікативними сегментами, що дає змогу відрізнити стан цифрової втоми від критичного стану цифрового виснаження;

– у візуальній інтерпретації прийнятих рішень на рівні локальних сегментів і профілю автора загалом, що підвищує прозорість і змістову зрозумілість отриманих результатів.

У ході дослідження для сприяння досягненню поставленої мети були поставлені та вирішені такі задачі:

1. Проведено аналіз методів, засобів та технологій для автоматизованого виявлення цифрової втоми та виснаження.

2. Розроблено метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту.

3. Розроблено метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання.

4. Розроблено метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора.

5. Проведено експериментальне дослідження методів виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження за комунікативними сегментами.

У роботі отримано такі наукові та практичні результати:

1. Розроблено новий метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, який на відміну від існуючих підходів до аналізу цифрової активності, розглядає не глобальний цифровий профіль автора, а множину локальних сегментів спілкування, що дає змогу інтерпретувати кожен сегмент як окреме джерело когнітивного навантаження.

2. Розроблено новий метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання, який на відміну від існуючих підходів, орієнтованих на глобальні показники активності користувача (загальний обсяг повідомлень, час онлайн, усереднений емоційний фон тощо), забезпечує посегментний аналіз цифрової втоми за текстовими даними, що дає змогу визначати стан цифрового виснаження як узагальнення неоднорідного впливу цифрової втоми за окремими комунікативними сегментами.

3. Розроблено новий метод виявлення цифрового виснаження з візуальною інтерпретацією за профілем автора, особливістю якого є використання результатів локального оцінювання цифрової втоми за комунікативними сегментами для побудови інтегрального профілю цифрового виснаження, що на відміну від існуючих підходів, орієнтованих переважно на агреговані показники цифрової активності, запропонований метод дає змогу розмежовувати локальні прояви цифрової втоми та критичний стан цифрового виснаження.

Експериментальна перевірка методу визначення комунікативних сегментів підтвердила придатність сегментного подання авторського цифрового дискурсу для подальшого аналізу цифрової втоми. На валідаційній вибірці даних було проведено аналіз 19 746 повідомлень 52 авторів; в результаті для кожного з авторів було визначено не менше 2 комунікативних сегментів, середня кількість сегментів становила 3, середню частку шумових повідомлень встановлено 0,038 (мінімальна 0,021, максимальна 0,069), а середнє значення метрики Silhouette становило 0,365 (мінімальна 0,269, максимальна 0,430). Це свідчить про стабільну семантичну відокремленість комунікативних сегментів. При цьому при застосування методу виявлення цифрової втоми за визначеними комунікативними сегментами було одержано значення метрик нейромережі: Precision 0,837; Recall 0,833; F₁-score 0,834. За результатом застосування методу виявлення цифрового виснаження на валідаційній вибірці даних, ознаки цифрового

виснаження виявлено у 25 із 52 авторів, тобто у 48,08 % вибірки. У групі авторів із виявленим цифровим виснаженням середня частка повідомлень із проявами розладів становила 88,00 %, тоді як у групі без цифрового виснаження 55,56 %. Це підтверджує наявність зв'язку між психоемоційно несприятливими ознаками повідомлень і цифровим виснаженням, й водночас свідчить, що ці ознаки не є тотожними.

Практичне значення отриманих результатів полягає у програмній реалізації розроблених методів інтелектуального аналізу текстових даних, які забезпечують сегментування комунікативної активності користувача, інтерпретоване виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами та формування інтегрального профілю цифрового виснаження автора з можливістю відмежування стану цифрової втоми від критичного стану цифрового виснаження. Запропоновані рішення забезпечують підвищення точності та інтерпретованості моніторингу стану користувача в цифровому середовищі, що створює підґрунтя для своєчасного виявлення ризиків цифрового перевантаження та запобігання розвитку цифрового виснаження. Система, реалізована на основі нейромережевих моделей глибокого навчання, дозволяє не лише виявляти цифрову втому у текстовому контенті, а й відображати її зв'язок із тематичною структурою цифрової комунікації користувача.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Cartiș A. “Zoom Fatigue” In Higher Education: Videoconferencing Impact On Students’ Fatigue. *9th International Conference Edu World 2022 Education Facing Contemporary World Issues*. 2023. URL: <https://doi.org/10.15405/epes.23045.138> (дата звернення: 06.04.2026).
2. Mobility Changes, Teleworking, and Remote Communication during the COVID-19 Pandemic in Chile / S. Astroza et al. *Findings*. 2020. URL: <https://doi.org/10.32866/001c.13489> (дата звернення: 06.04.2026).
3. Topic: Social media. *Statista*. URL: <https://www.statista.com/topics/1164/social-networks/#statisticChapter> (дата звернення: 06.04.2026).
4. The Next Great Disruption Is Hybrid Work. Are We Ready?. *Microsoft – AI, Cloud, Produktivität, Computing, Gaming und Apps*. URL: <https://www.microsoft.com/en-us/worklab/work-trend-index/hybrid-work> (дата звернення: 06.04.2026).
5. Fauville G., Luo M., Queiroz A. C., Bailenson J. N., Hancock J. Nonverbal mechanisms predict Zoom fatigue and explain why women experience higher levels than men. *Technology, Mind, and Behavior*. 2021. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3820035>. (дата звернення: 06.04.2026).
6. Yang, Y. Predict fatigue using smartphone usage data. *Doctoral dissertation, tilburg university*. URL: <https://arno.uvt.nl/show.cgi?fid=172639> (дата звернення: 28.05.2025).
7. Good Health and Well-Being. *United Nations Sustainable Development Goals*. URL: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/health/> (дата звернення: 06.04.2026).
8. Quality Education. *United Nations Sustainable Development Goals*. URL: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/economic-growth/> (дата звернення: 06.04.2026).

9. Decent Work and Economic Growth. *United Nations Sustainable Development Goals*. URL: <https://www.un.org/sustainabledevelopment/economic-growth/> (дата звернення: 06.04.2026).

10. Шевчук Д. В., Кобилянський О. В. Вплив цифрових технологій на психофізичне здоров'я студентів // *Матеріали Всеукр. наук.-практ. інтернет-конф. «Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2025)»*. Вінниця, 15–16 червня 2025 р. – Вінниця: ВНТУ, 2025. – ISBN 978-617-8163-57-0.

11. Мулявка А. Когнітивні наслідки дистанційного та змішаного навчання: цифрова втома та академічна стійкість студентів // *Psychology Travelogs*. – 2025. – № 3. URL: <https://doi.org/10.31891/PT-2025-3-5> (дата звернення: 27.05.2025).

12. Паккі М., Ворона В. «Zoom Fatigue» в освіті дорослих: пілотне дослідження // *Міжнародний науковий журнал «Університети і лідерство»*. – 2025. – Вип. 19. – С. 114–126. URL: <https://doi.org/10.31874/2520-6702-2025-19-114-126> (дата звернення: 27.05.2025).

13. Дворник М., Слюсаревський М. Digital well-being of Ukrainians experiencing full-scale war: A cross-sectional study // *Scientific Studios on Social and Political Psychology*. – 2025. – Т. 31, № 1.

14. Semantic and Syntactic Model of Natural Language Based on Tensor Factorization / A. Anisimov et al. *Natural Language Processing and Information Systems*. Cham, 2014. P. 51–54. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-07983-7_7 (дата звернення: 08.04.2026).

15. Development of the system to integrate and generate content considering the cryptocurrent needs of users / V. Lytvyn et al. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2019. Vol. 1, no. 2. P. 18–39. URL: <https://doi.org/10.15587/1729-4061.2019.154709> (дата звернення: 08.04.2026).

16. Abusive Speech Detection Method for Ukrainian Language Used Recurrent Neural Network / I. Krak, O. Zalutska, M. Molchanova, O. Mazurets, R.

Bahrii, O. Sobko, O. Barmak. *CEUR-Workshop Proceedings*, 2024, Vol. 3. P. 16–28. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3688/paper2.pdf> (дата звернення: 06.04.2026).

17. Method for Adaptive Semantic Testing of Educational Materials Level of Knowledge / O. Mazurets et al. *Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making*. Cham, 2021. P. 491–506. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-82014-5_33 (дата звернення: 06.04.2026).

18. Vit R., Mazurets O., Barmak O., Molchanova M., Krak I. Identifying users communicative segments to explain digital fatigue via NLP. *CEUR Workshop Proceedings*. 2025. Vol. 4163. P. 124–134. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4163/paper11.pdf> (дата звернення: 02.04.2026).

19. Bisikalo O. V., Vysotska V. A. Sentence syntactic analysis application to keywords identification ukrainian texts. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2016. No. 3. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2016-3-7> (дата звернення: 08.04.2026).

20. Prokipchuk O., Vysotska V. Ukrainian language tweets analysis technology for public opinion dynamics change prediction based on machine learning. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2023. No. 2. P. 103. URL: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-2-11> (дата звернення: 08.04.2026).

21. Intelligent Analysis of Ukrainian-language Tweets for Public Opinion Research based on NLP Methods and Machine Learning Technology / O. Prokipchuk et al. *International Journal of Modern Education and Computer Science*. 2023. Vol. 15, no. 3. P. 70–93. URL: <https://doi.org/10.5815/ijmecs.2023.03.06> (дата звернення: 08.04.2026).

22. Machine Learning Method for Paraphrase Identification / O. Marchenko et al. *Flexible Query Answering Systems*. Cham, 2017. P. 164–173. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-319-59692-1_14 (дата звернення: 08.04.2026).

23. Feature computation procedure for fake news detection: An LLM-based extraction approach / A. Shupta, P. Radiuk, I. Krak. *Proceedings of the 6th International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS 2025)*. P. 112–124. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3963/paper10.pdf> (дата звернення: 06.04.2026).

24. Enhancing medical NLI with integrated domain knowledge and sentiment analysis / O. Chaban, E. Manziuk. *ICST, 2024*. P. 262–272. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3790/paper23.pdf> (дата звернення: 06.04.2026).

25. Метод класифікації конфіденційної інформації із застосуванням машинного навчання / Б. Палійчук, Е. Манзюк, Т. Скрипник, О. Пасічник. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. 2025. Т. 357, № 5.1. С. 108–113. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2025-357-13> (дата звернення: 06.04.2026).

26. An ensemble machine learning approach for Twitter sentiment analysis / P. Radiuk, O. Pavlova, N. Hrypynska. *CEUR-Workshop Proceedings*. Vol. 3171. 2022. P. 387–397. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-3171/paper32.pdf> (дата звернення: 06.04.2026).

27. Disinformation, Fakes and Propaganda Identifying Methods in Online Messages Based on NLP and Machine Learning Methods / V. Vysotska et al. *International Journal of Computer Network and Information Security*. 2024. Vol. 16, no. 5. P. 57–85. URL: <https://doi.org/10.5815/ijcnis.2024.05.06> (дата звернення: 08.04.2026).

28. An R., et al. Digital fatigue and academic resilience among university students with grit and flexibility as mediators // *Scientific Reports*. – 2025. – 15: article 29313. URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-025-29313-7> (дата звернення: 27.05.2025).

29. Cajas Bravo V. T., Villalba-Condori K. O., Paredes-Valverde M. A., et al. Can ChatGPT Ease Digital Fatigue? Short-Cycle Content Curation for University Instructors // *Education Sciences*. – 2025. – Vol. 15, No. 9. – Article

1223. URL: <https://doi.org/10.3390/educsci15091223> (дата звернення: 27.05.2025).

30. Ibrahim R. K., Khaled M., Almansoori M., et al. Screen time and stress: understanding how digital burnout influences health among nursing students // *BMC Nursing*. – 2025. – Vol. 24, No. 1. – Article 990. URL: <https://doi.org/10.1186/s12912-025-03621-9> (дата звернення: 27.05.2025).

31. Bhavasriya V., Maruthavijayan S. Digital Burnout: The Hidden Cost of Always Being Online // *International Journal of Research in Academic World*. – 2025. – Vol. 4, No. 10. – P. 275–281.

32. Mallik A., Kumar S. Word2Vec and LSTM based deep learning technique for context-free fake news detection. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-15364-3> (дата звернення: 28.05.2025).

33. Watkins J. Alleviating digital fatigue through embodied artistic practice and green space. *International Journal of Performance Arts and Digital Media*. 2024. P. 1–16. URL: <https://doi.org/10.1080/14794713.2024.2305448> (дата звернення: 27.05.2025).

34. Singgalen Y. A. Implementation of the GloVe in Topic Analysis based on Vader and TextBlob Sentiment Classification. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*. 2024. Vol. 5, no. 4. URL: <https://doi.org/10.47065/bits.v5i4.5033> (дата звернення: 28.05.2025).

35. Віт Р. В., Мазурець О. В. Метод виявлення психологічного цифрового перевантаження за аналізом текстових даних нейромережевими моделями глибокого навчання. *Вісник Херсонського національного технічного університету*. 2025. Т. 2, № 2(93). С. 107–114. URL: <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.12> (дата звернення: 02.04.2026).

36. Віт Р. В., Мазурець О. В. Метод інтерпретованого виявлення цифрового виснаження за профілем автора. *Таврійський науковий вісник*.

Серія: Технічні науки. 2025. № 6. С. 66–75. URL: <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.6.5> (дата звернення: 02.04.2026).

37. Віт Р. В., Мазурець О. В. Підхід до тематичної класифікації текстової інформації засобами обробки природної мови. *Наукові праці Донецького національного технічного університету. Серія: Проблеми моделювання та автоматизації проектування.* 2025. № 1 (21). С. 94–99. URL: <https://doi.org/10.31474/2074-7888-2025-1-21-94-99> (дата звернення: 02.04.2026).

38. Мазурець О., Віт Р. Метод виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті. *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences.* 2024. Т. 343, № 6(1). С. 152–157. URL: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-343-6-23> (дата звернення: 28.05.2025).

39. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Sobko O., Wierzbicki A., Chumachenko D. Neural network detection of digital fatigue and burnout with interpretable thematic segmentation. *CEUR Workshop Proceedings.* 2025. Vol. 4141. P. 28–37. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4141/paper3.pdf> (дата звернення: 02.04.2026).

40. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Tymofiiiev I., Sobko O. Context-enriched approach to students depression monitoring in education using BERT-GPT hybrid model. *CEUR Workshop Proceedings.* 2025. Vol. 4096. P. 167–176. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4096/paper12.pdf> (дата звернення: 02.04.2026).

41. Віт Р. В., Мазурець О. В. Метод виявлення комунікаційних об'єктів як індикаторів цифрової втоми. *Інформаційні управляючі системи та технології ІУСТ-ОДЕСА-2025: матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції, 24–26 вересня 2025 р., Одеса.* Одеса, 2025. С. 119–121 (дата звернення: 02.04.2026).

42. Віт Р. В., Мазурець О. В. Підхід до візуальної інтерпретації результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми в повідомленнях

соціальних мереж. *Інформаційні технології і автоматизація: матеріали XVIII Міжнародної науково-практичної конференції*, 30–31 жовтня 2025 р., Одеса. Одеса: ОНТУ, 2025. С. 1122–1124 (дата звернення: 02.04.2026).

43. Віт Р. В., Мазурець О. В. Підхід до виявлення цифрової втоми за повідомленнями із визначенням сегментів спілкування. *Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем (МПЗІС-2025): тези доповідей XXIII Міжнародної науково-практичної конференції*, 19–21 листопада 2025 р., Дніпро. Дніпро: ДНУ, 2025. С. 99–100 (дата звернення: 02.04.2026).

44. А. с. Комп'ютерна програма «Інтелектуальна інформаційна система для тематичної класифікації текстової інформації» / Мазурець О.В., Віт Р.В. (свідоцтво про реєстрацію авторського права № 136030 від 12.05.2025).

45. А. с. Комп'ютерна програма «Програмний модуль автоматизованого визначення комунікативних сегментів користувача за множиною повідомлень засобами обробки природної мови» / Мазурець О. В., Віт Р. В. (свідоцтво про реєстрацію авторського права № 143895 від 03.03.2026).

46. Kalia I., Singh P., Kumar A. Domain Adaptation for NER Using mBERT. *Lecture Notes in Networks and Systems*. Singapore, 2024. P. 171–181. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-97-6992-6_14 (дата звернення: 28.05.2025).

47. A keyword extraction model study in the movie domain with synopsis and reviews / C. González-Santos et al. *Knowledge and Information Systems*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-025-02350-4> (дата звернення: 28.05.2025).

48. LinkNER: Linking Local Named Entity Recognition Models to Large Language Models using Uncertainty / Z. Zhang et al. *WWW '24: The ACM Web Conference 2024*, Singapore Singapore. New York, NY, USA, 2024. URL: <https://doi.org/10.1145/3589334.3645414> (дата звернення: 28.05.2025).

49. Cross-Domain Tibetan Named Entity Recognition via Large Language Models / J. Zhang et al. *Electronics*. 2024. Vol. 14, no. 1. P. 111. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics14010111> (дата звернення: 28.05.2025).
50. Shin H., Lee H. J., Cho S. General-use unsupervised keyword extraction model for keyword analysis. *Expert Systems with Applications*. 2023. P. 120889. URL: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120889> (дата звернення: 28.05.2025).
51. Jo T. Keyword Extraction. *Studies in Big Data*. Cham, 2024. P. 421–443. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-75976-5_20 (дата звернення: 28.05.2025).
52. 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.
53. Significant Factors Extraction: A Combined Logistic Regression and Apriori Association Rule Mining Approach / M. Shahin et al. *Lecture Notes in Networks and Systems*. Cham, 2024. P. 295–311. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-70595-3_30 (дата звернення: 28.05.2025).
54. Özden M. Content and Thematic Analysis Techniques in Qualitative Research: Purpose, Process and Features. *Qualitative Inquiry in Education: Theory & Practice*. 2024. Vol. 2, no. 1. P. 64–81. URL: <https://doi.org/10.59455/qietp.20> (дата звернення: 28.05.2025).
55. Thuon N., Zhang W., Thuon S. KSW: Khmer Stop Word based Dictionary for Keyword Extraction. *arXiv preprint arXiv:2405.17390*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.17390> (дата звернення: 28.05.2025).
56. Віт Р., Мазурець О. Метод формування множин цільових об'єктів предметних областей у цифрових текстах засобами машинного навчання. *Наука і техніка сьогодні*. 2025. № 13(41).

URL: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-13\(41\)-926-937](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2024-13(41)-926-937) (дата звернення: 28.05.2025).

57. Chen X., Zhang Z., Lu X. Named Entity Recognition via Unified Information Extraction Framework. *2024 4th International Conference on Computer Communication and Artificial Intelligence (CCAI)*, Xi'an, China. 2024. P. 308–313. URL: <https://doi.org/10.1109/CCAI61966.2024.10603324> (дата звернення: 28.05.2025).

58. Multi-Head Attention Transformer for Text2Text Translation / S. B et al. *Procedia Computer Science*. 2025. Vol. 258. P. 1962–1971. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.04.447> (дата звернення: 01.04.2026).

59. Krak I., Zalutka O., Molchanova M., Mazurets O., Manziuk E., Barmak O. Method for Neural Network Detecting Propaganda Techniques by Markers With Visual Analytic. *CEUR Workshop Proceedings*. 2024. Vol. 3790. P. 158–170. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3790/paper14.pdf> (дата звернення: 28.05.2025).

60. 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. *Вісник Хмельницького національного університету*. Серія: Технічні науки. 2024. № 1 (331). С. 101–106. URL: <https://heraldts.khmnu.edu.ua/index.php/heraldts/article/view/17> (дата звернення: 28.05.2025).

61. Мазурець О., Віт Р. Інтелектуальний метод виявлення цільових об'єктів предметної області для класифікації текстової інформації. *Інформаційні управляючі системи та технології ІУСТ-ОДЕСА-2024 : матеріали XII Міжнародної науково-практичної конференції, м. Одеса, 23–25 вересня 2024 р. Одеса, 2024. С. 205–208.*

62. Christou P. Thematic Analysis through Artificial Intelligence (AI). *The Qualitative Report*. 2024. URL: <https://doi.org/10.46743/2160-3715/2024.7046> (дата звернення: 28.05.2025).

63. Zhang H., Shang J. Named Entity and Keyword Extraction. *Natural Language Processing and Applications*. Singapore, 2025. P. 243–277. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-97-9739-4_12 (дата звернення: 28.05.2025).

64. Wang Y. Research on the TF–IDF algorithm combined with semantics for automatic extraction of keywords from network news texts. *Journal of Intelligent Systems*. 2024. Vol. 33, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1515/jisys-2023-0300> (дата звернення: 28.05.2025).

65. Mutawalli L., Zaen M. T. A., Zulkarnaen M. F. Automating the Extraction of Words and Topics in Indonesian Using the Term Frequency-Inverse Document Frequency Algorithm and Latent Dirichlet Allocation. *JISA(Jurnal Informatika dan Sains)*. 2024. Vol. 7, no. 1. P. 66–72. URL: <https://doi.org/10.31326/jisa.v7i1.2012> (дата звернення: 28.05.2025).

66. Document Similarity Using Term Frequency-Inverse Document Frequency Representation and Cosine Similarity / A. Widiyanto et al. *Journal of Dinda : Data Science, Information Technology, and Data Analytics*. 2024. Vol. 4, no. 2. P. 149–153. URL: <https://doi.org/10.20895/dinda.v4i2.1589> (дата звернення: 28.05.2025).

67. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення множин цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024 : збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції*, м. Хмельницький, 15–16 листопада 2024 р. *Хмельницький, 2024. С. 78–82.*

68. Мазурець О.В., Віт Р.В. Дослідження ефективності методу виявлення цільових об'єктів предметної області. *Інформаційні технології і автоматизація : матеріали XVII Міжнародної науково-практичної конференції*, м. Одеса, 31 жовтня – 1 листопада 2024 р. / Одеський національний технологічний університет. Одеса, 2024. С. 650–653.

69. Alva Principe R. A., Chiarini N., Viviani M. An LCF-IDF Document Representation Model Applied to Long Document Classification. *In Proceedings*

of the 2024 Joint International Conference on Computational Linguistics, Language Resources and Evaluation (LREC-COLING 2024), 2024. P. 1129–1135. URL: <https://aclanthology.org/2024.lrec-main.101/> (дата звернення: 28.05.2025).

70. Haber J., Poesio M. Polysemy - Evidence from Linguistics, Behavioural Science and Contextualised Language Models. *Computational Linguistics*. 2023. P. 1–67. URL: https://doi.org/10.1162/coli_a_00500 (дата звернення: 28.05.2025).

71. A machine-based corpus optimization method for extracting domain-oriented technical words: an example of COVID-19 corpus data / L.-C. Chen et al. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*. 2024. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.3233/jifs-236635> (дата звернення: 28.05.2025).

72. Wan Q., Xu X., Han J. A Dimensionality Reduction Method for Large-scale Group Decision-making Using TF-IDF Feature Similarity and Information Loss Entropy. *Applied Soft Computing*. 2023. P. 111039. URL: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2023.111039> (дата звернення: 28.05.2025).

73. Gupta A., Chadha A., Tewari V. A Natural Language Processing Model on BERT and YAKE technique for keyword extraction on sustainability reports. *IEEE Access*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3352742> (дата звернення: 28.05.2025).

74. A BERT-Based Approach to Keyword Search for Digital Evidence Analysis / G. Rathnayaka et al. 2024 6th International Conference on Advancements in Computing (ICAC), Colombo, Sri Lanka, 12–13 December 2024. 2024. P. 258–263. URL: <https://doi.org/10.1109/icac64487.2024.10851073> (дата звернення: 28.05.2025).

75. Research on Large-scale Structured and Unstructured Data Processing based on Large Language Model / B. Li et al. *MLPRAE 2024: The International Conference on Machine Learning, Pattern Recognition and Automation Engineering*, Singapore Singapore. New York, NY, USA, 2024. P. 111–116. URL: <https://doi.org/10.1145/3696687.3696707> (дата звернення: 28.05.2025).

76. Textual Factors: A Scalable, Interpretable, and Data-Driven Approach to Analyzing Unstructured Information / L. Cong et al. *SSRN Electronic Journal*. 2024. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.5024264> (дата звернення: 28.05.2025).

77. Залуцька О.О., Молчанова М.О., Віт Р.В., Мазурець О.В. Конфігурування нейронної мережі для класифікації емоційної тональності текстової інформації за показниками семантичної зв'язності. *Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2023 : збірник наукових праць за матеріалами XV Всеукраїнської науково-практичної конференції*. Хмельницький, 2023. С. 102–107.

78. Vilkomir K., Herndon N. Challenges of Automatic Document Processing with Historical Data. *ACM SE '24: 2024 ACM Southeast Conference*, Marietta GA USA. New York, NY, USA, 2024. URL: <https://doi.org/10.1145/3603287.3651200> (дата звернення: 28.05.2025).

79. Schmidt R. K. Automatic Document Classification in Technical Logbooks: A Comparative Study of Supervised, Weakly Supervised and Unsupervised Machine Learning Approaches. *Master's thesis*, Universidade NOVA de Lisboa (Portugal). 2024. URL: <https://run.unl.pt/bitstream/10362/164774/1/TCDMAA2181.pdf> (дата звернення: 28.05.2025).

80. Віт Р.В., Мазурець О.В. Виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті засобами машинного навчання. *Сучасні проблеми і досягнення в галузі радіотехніки, телекомунікацій та інформаційних технологій : тези доповідей XII Міжнародної науково-практичної конференції*, м. Запоріжжя, 10–12 грудня 2024 р. / Національний університет «Запорізька політехніка». Запоріжжя, 2024. С. 366–369.

81. Weakly supervised text classification on free-text comments in patient-reported outcome measures / A.-G. Linton et al. *Frontiers in Digital Health*. 2025. Vol. 7. URL: <https://doi.org/10.3389/fdgth.2025.1345360> (дата звернення: 28.05.2025).

82. Statistical analysis of Hindi multi-word expressions using multiple threshold method / R. Joon et al. *Discover Artificial Intelligence*. 2025. Vol. 5, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s44163-025-00291-z> (дата звернення: 28.05.2025).

83. Jain S., Jain S. K., Vasal S. An Effective TF-IDF Model to Improve the Text Classification Performance. *2024 IEEE 13th International Conference on Communication Systems and Network Technologies (CSNT)*, Jabalpur, India, 6–7 April 2024. P. 1–4. URL: <https://doi.org/10.1109/csnt60213.2024.10545818> (дата звернення: 28.05.2025).

84. The Implementation of TF-IDF and Word2Vec on Booster Vaccine Sentiment Analysis Using Support Vector Machine Algorithm / C. A. Nurhaliza Agustina et al. *Procedia Computer Science*. 2024. Vol. 234. P. 156–163. URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.02.162> (дата звернення: 28.05.2025).

85. Віт Р.В., Мазурець О.В. Тематична класифікація текстової інформації засобами обробки природної мови. *Нейромережні технології та їх застосування НМТіЗ-2024 : збірник наукових праць XXIII Міжнародної наукової конференції*, м. Краматорськ – Тернопіль, 11–12 грудня 2024 р. / ДДМА. 2024. С. 63–66.

86. Wheeler J. M., Cohen A. S., Wang S. A Comparison of Latent Semantic Analysis and Latent Dirichlet Allocation in Educational Measurement. *Journal of Educational and Behavioral Statistics*. 2023. URL: <https://doi.org/10.3102/10769986231209446> (дата звернення: 28.05.2025).

87. Approaches to improve preprocessing for Latent Dirichlet Allocation topic modeling / J. Zimmermann et al. *Decision Support Systems*. 2024. Vol. 185. P. 114310. URL: <https://doi.org/10.1016/j.dss.2024.114310> (дата звернення: 28.05.2025).

88. Tóth E., Gál Z. Optimizing Text Clustering Efficiency through Flexible Latent Dirichlet Allocation Method: Exploring the Impact of Data Features and Threshold Modification. *Infocommunications journal*. 2024. Vol. 16,

Special Issue. P. 58–66. URL: <https://doi.org/10.36244/icj.2024.5.7> (дата звернення: 28.05.2025).

89. Comparative Analysis of Feature Representations for Topic Modeling with Latent Dirichlet Allocation / S. K. Nallamothe et al. *2024 15th International Conference on Computing Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, Kamand, India, 24–28 June 2024. 2024. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/icccnt61001.2024.10725873> (дата звернення: 28.05.2025).

90. Improved Graph Contrastive Learning for Short Text Classification / Y. Liu et al. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 38, no. 17. P. 18716–18724. URL: <https://doi.org/10.1609/aaai.v38i17.29835> (дата звернення: 28.05.2025).

91. Examining causes of disputes in subcontracting litigation cases using text mining and natural language processing techniques / Y.-X. Ye et al. *International Journal of Construction Management*. 2023. P. 1–13. URL: <https://doi.org/10.1080/15623599.2023.2286046> (дата звернення: 28.05.2025).

92. Anomaly-aware symmetric non-negative matrix factorization for short text clustering / X. Li et al. *Knowledge and Information Systems*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/s10115-024-02226-z> (дата звернення: 28.05.2025).

93. Nonnegative matrix factorization with Wasserstein metric-based regularization for enhanced text embedding / M. Li et al. *PLOS ONE*. 2024. Vol. 19, no. 12. P. e0314762. URL: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0314762> (дата звернення: 28.05.2025).

94. Wang Z. Deep Learning Based Text Classification Methods. *Highlights in Science, Engineering and Technology*. 2023. Vol. 34. P. 238–243. URL: <https://doi.org/10.54097/hset.v34i.5478> (дата звернення: 28.05.2025).

95. Effective Text Classification using BERT, MTM LSTM, and DT / S. Jamshidi et al. *Data & Knowledge Engineering*. 2024. P. 102306. URL: <https://doi.org/10.1016/j.datak.2024.102306> (дата звернення: 28.05.2025).
96. Manasa P., Malik A., Batra I. Detection of Twitter Spam Using GLoVe Vocabulary Features, Bidirectional LSTM and Convolution Neural Network. *SN Computer Science*. 2024. Vol. 5, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1007/s42979-023-02518-1> (дата звернення: 28.05.2025).
97. An Improved Hybrid GRU and CNN Models for News Text Classification / I. Y. Khudhair et al. *JOIV : International Journal on Informatics Visualization*. 2025. Vol. 9, no. 1. P. 303. URL: <https://doi.org/10.62527/joiv.9.1.2658> (дата звернення: 28.05.2025).
98. From Text to Insight: An Integrated CNN-BiLSTM-GRU Model for Arabic Cyberbullying Detection / E. Y. Daraghmi et al. *IEEE Access*. 2024. P. 1. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3431939> (дата звернення: 28.05.2025).
99. Özkurt C. Comparative Analysis of State-of-the-Art Q A Models: BERT, RoBERTa, DistilBERT, and ALBERT on SQuAD v2 Dataset. *ADBA Information Technology and Publishing Limited Company*. 2024. URL: <https://doi.org/10.69882/adba.chf.2024073> (дата звернення: 28.05.2025).
100. Areshey A., Mathkour H. Exploring transformer models for sentiment classification: A comparison of BERT, RoBERTa, ALBERT, DistilBERT, and XLNet. *Expert Systems*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1111/exsy.13701> (дата звернення: 28.05.2025).
101. M. S., B. A. A Comparative Study on the Evaluation of ChatGPT and BERT in the Development of Text Classification Systems. *Advances in Computational Intelligence and Robotics*. 2024. P. 91–108. URL: <https://doi.org/10.4018/979-8-3693-3691-5.ch004> (дата звернення: 28.05.2025).
102. Voskergian D., Jayousi R., Yousef M. Topic selection for text classification using ensemble topic modeling with grouping, scoring, and modeling

approach. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14, no. 1.
URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-74022-2> (дата звернення: 28.05.2025).

103. Liu Y., Wan F. Unveiling temporal and spatial research trends in precision agriculture: A BERTopic text mining approach. *Heliyon*. 2024. Vol. 10, no. 17. P. e36808. URL: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36808> (дата звернення: 28.05.2025).

104. A Hybrid Model Integrating LDA, BERT, and Clustering for Enhanced Topic Modeling / A. K. Yadav et al. *Quality & Quantity*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s11135-025-02077-y> (дата звернення: 28.05.2025).

105. Watanabe K., Baturo A. Seeded Sequential LDA: A Semi-Supervised Algorithm for Topic-Specific Analysis of Sentences. *Social Science Computer Review*. 2023. P. 089443932311786. URL: <https://doi.org/10.1177/08944393231178605> (дата звернення: 28.05.2025).

106. Wu X., Nguyen T., Luu A. T. A survey on neural topic models: methods, applications, and challenges. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57, no. 2. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10661-7> (дата звернення: 28.05.2025).

107. Exploring the Efficacy of Large Language Models in Topic Modelling: A Comparative Analysis / S. A. Mehdi Rizvi et al. *2024 3rd Edition of IEEE Delhi Section Flagship Conference (DELCON)*, New Delhi, India, 21–23 November 2024. 2024. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/delcon64804.2024.10867157> (дата звернення: 28.05.2025).

108. Heilala V., Araya R., Hämmäläinen R. Beyond Text-to-Text: An Overview of Multimodal and Generative Artificial Intelligence for Education Using Topic Modeling. *SAC '25: 40th ACM/SIGAPP Symposium on Applied Computing*, Catania International Airport Catania Italy. New York, NY, USA, 2025. P. 54–63. URL: <https://doi.org/10.1145/3672608.3707764> (дата звернення: 28.05.2025).

109. Talati D. V. Transparency and Interpretability in Cloudbased Machine Learning with Explainable AI. *International Journal of Multidisciplinary Research in Science, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 07, no. 07. URL: <https://doi.org/10.15680/ijmrset.2024.0707002> (дата звернення: 28.05.2025).

110. Zahoor K., Zakaria Bawany N., Qamar T. Evaluating text classification with explainable artificial intelligence. *IAES International Journal of Artificial Intelligence (IJ-AI)*. 2024. Vol. 13, no. 1. P. 278. URL: <https://doi.org/10.11591/ijai.v13.i1.pp278-286> (дата звернення: 28.05.2025).

111. Text Data Augmentation Techniques for Word Embeddings in Fake News Classification / J. Kapusta et al. *IEEE Access*. 2024. Vol. 12. P. 31538–31550. URL: <https://doi.org/10.1109/access.2024.3369918> (дата звернення: 28.05.2025).

112. Abhishek, Kumar S., Kumar M. Fake News Detection. *Data Intelligence and Cognitive Informatics*. Singapore, 2022. P. 193–207. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-16-6460-1_14 (дата звернення: 28.05.2025).

113. Automatic assessment of text-based responses in post-secondary education: A systematic review / R. Gao et al. *Computers and Education: Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 6. P. 100206. URL: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2024.100206> (дата звернення: 28.05.2025).

114. Machine Learning Mixed Methods Text Analysis: An Illustration From Automated Scoring Models of Student Writing in Biology Education / K. N. Sripathi et al. *Journal of Mixed Methods Research*. 2023. P. 155868982311539. URL: <https://doi.org/10.1177/15586898231153946> (дата звернення: 28.05.2025).

115. Information analysis in criminal investigations: methods, challenges, and computational opportunities processing unstructured text / M. Skipanes et

al. *Policing: A Journal of Policy and Practice*. 2025. Vol. 19.
URL: <https://doi.org/10.1093/police/paaf005> (дата звернення: 28.05.2025).

116. Zadgaonkar A., Agrawal A. J. An Approach for Analyzing Unstructured Text Data Using Topic Modeling Techniques for Efficient Information Extraction. *New Generation Computing*. 2023.
URL: <https://doi.org/10.1007/s00354-023-00230-5> (дата звернення: 28.05.2025).

117. Osuntoki S., Odumuyiwa V., Sennaike O. Understanding Document Thematic Structure. *Journal of information and organizational sciences*. 2022. Vol. 46, no. 2. P. 305–322. URL: <https://doi.org/10.31341/jios.46.2.3> (дата звернення: 28.05.2025).

118. Sheikhattar M. R., Nezafati N., Shokouhyar S. A thematic analysis-based model for identifying the impacts of natural crises on a supply chain for service integrity: a text analysis approach. *Environmental Science and Pollution Research*. 2022. Vol. 29. P. 79413–79433. URL: <https://doi.org/10.1007/s11356-022-21380-x> (дата звернення: 28.05.2025).

119. Technology Topic Identification and Trend Prediction of New Energy Vehicle Using LDA Modeling / R. Hu et al. *Complexity*. 2022. Vol. 2022. P. 1–20. URL: <https://doi.org/10.1155/2022/9373911> (дата звернення: 28.05.2025).

120. Chen Y., Ma L. Improving the LDA model applied to news form innovation in cultural communication. *Journal of Combinatorial Mathematics and Combinatorial Computing*. 2025. Vol. 127a. P. 487–502. URL: <https://doi.org/10.61091/jcmcc127a-029> (дата звернення: 28.05.2025).

121. Zoom fatigue in review: A meta-analytical examination of videoconferencing fatigue's antecedents / D. Beyea et al. *Computers in Human Behavior Reports*. 2025. Vol. 17. P. 100571. URL: <https://doi.org/10.1016/j.chbr.2024.100571> (дата звернення: 28.05.2025).

122. Nadler R. Understanding “Zoom fatigue”: Theorizing spatial dynamics as third skins in computer-mediated communication. *Computers and Composition*. 2020. Vol. 58. P. 102613.

URL: <https://doi.org/10.1016/j.compcom.2020.102613> (дата звернення: 28.05.2025).

123. Chen Y., Qin X. Student fatigue and its impact on teaching effectiveness based on online teaching. *Education and Information Technologies*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s10639-023-12197-3> (дата звернення: 28.05.2025).

124. Fatigue-Related Changes of Daily Function: Most Promising Measures for the Digital Age / W. Maetzler et al. *Digital Biomarkers*. 2024. P. 30–39. URL: <https://doi.org/10.1159/000536568> (дата звернення: 27.05.2025).

125. Byrne M. Special Topic on Reducing Technology Related Stress and Burnout: Digital Compassion Fatigue as an Emerging Phenomenon for Registered Nurses Experiencing Techno-stress. *Applied Clinical Informatics*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1055/a-2564-8809> (дата звернення: 27.05.2025).

126. BurnoutEnsemble: Augmented Intelligence to Detect Indications for Burnout in Clinical Psychology / G. Merhbene et al. *Frontiers in Big Data*. 2022. Vol. 5. URL: <https://doi.org/10.3389/fdata.2022.863100> (дата звернення: 28.05.2025).

127. Lifari V. Typology of the Emotive Units in the Emotive Text. *Intertext*. 2025. No. 2. P. 42–53. URL: <https://doi.org/10.54481/intertext.2024.2.04> (дата звернення: 28.05.2025).

128. Tkemaladze J. Concept to The Alive Language. *Longevity Horizons*. 2025. Vol. 108, no. 1. URL: https://www.researchgate.net/publication/388173215_Concept_to_The_Alive_language (дата звернення: 28.05.2025).

129. Moell B., Aronsson F. S., Östberg P., Beskow J. The order in speech disorder: a scoping review of state of the art machine learning methods for clinical speech classification. *arXiv preprint arXiv:2503.04802*. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2503.04802> (дата звернення: 28.05.2025).

130. Mohammadi H., Bagheri A., Giachanou A., Oberski D. L. Explainability in Practice: A Survey of Explainable NLP Across Various Domains.

arXiv preprint arXiv:2502.00837. 2025. URL: <https://arxiv.org/abs/2502.00837> (дата звернення: 28.05.2025).

131. Zoom Exhaustion & Fatigue Scale / G. Fauville et al. *SSRN Electronic Journal*. 2021. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3786329> (дата звернення: 01.04.2026).

132. Riedl R. On the stress potential of videoconferencing: definition and root causes of Zoom fatigue. *Electronic Markets*. 2021. URL: <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00501-3> (дата звернення: 01.04.2026).

133. Techno-Stress Creators, Burnout and Psychological Health among Remote Workers during the Pandemic: The Moderating Role of E-Work Self-Efficacy / C. Consiglio et al. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2023. Vol. 20, no. 22. P. 7051. URL: <https://doi.org/10.3390/ijerph20227051> (дата звернення: 01.04.2026).

134. Effects of Instant Messaging Related Technostress on Work Performance and Well-Being / L. Hurbean et al. *Electronics*. 2022. Vol. 11, no. 16. P. 2535. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics11162535> (дата звернення: 01.04.2026).

135. Turcan E., McKeown K. Dreaddit: A Reddit Dataset for Stress Analysis in Social Media. *Proceedings of the Tenth International Workshop on Health Text Mining and Information Analysis (LOUHI 2019)*, Hong Kong. Stroudsburg, PA, USA, 2019. URL: <https://doi.org/10.18653/v1/d19-6213> (дата звернення: 01.04.2026).

136. Gopalakrishna Pillai R., Thelwall M., Orasan C. What Makes You Stressed? Finding Reasons From Tweets. *Proceedings of the 9th Workshop on Computational Approaches to Subjectivity, Sentiment and Social Media Analysis*, Brussels, Belgium. Stroudsburg, PA, USA, 2018. URL: <https://doi.org/10.18653/v1/w18-6239> (дата звернення: 01.04.2026).

137. Inferring Mental Burnout Discourse Across Reddit Communities / N. Sabri et al. *Proceedings of the Third Workshop on NLP for Positive Impact*,

Miami, Florida, USA. Stroudsburg, PA, USA, 2024. P. 224–231. URL: <https://doi.org/10.18653/v1/2024.nlp4pi-1.21> (дата звернення: 01.04.2026).

138. Feature Attention Network: Interpretable Depression Detection from Social Media / H. Song, J. You, J. W. Chung, J. C. Park. *Proceedings of the 32nd Pacific Asia Conference on Language, Information and Computation*, Hong Kong, China. Stroudsburg, PA, USA, 2018. P. 613–622. URL: <https://aclanthology.org/Y18-1070.pdf> (дата звернення: 01.04.2026).

139. Palaniyappan L., Wang Y. L., Meister F. Disorganisation and depression: a re-examination of how we think and speak when depressed. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1007/s00406-025-01994-1> (дата звернення: 28.05.2025).

140. Mersha M., Bitewa M., Abay T., Kalita J. Explainability in neural networks for natural language processing tasks. *arXiv preprint arXiv:2412.18036*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2412.18036> (дата звернення: 28.05.2025).

141. From Explainable to Interpretable Deep Learning for Natural Language Processing in Healthcare: How Far from Reality? / G. Huang et al. *Computational and Structural Biotechnology Journal*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.05.004> (дата звернення: 28.05.2025).

142. Mersha M. A., Yigezu M. G., Kalita J. Evaluating the effectiveness of XAI techniques for encoder-based language models. *Knowledge-Based Systems*. 2025. P. 113042. URL: <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2025.113042> (дата звернення: 28.05.2025).

143. Towards Explainable Prediction Feedback Messages Using BERT / A. P. Cavalcanti et al. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s40593-023-00375-w> (дата звернення: 28.05.2025).

144. Large AI Model Empowered Multimodal Semantic Communications / F. Jiang et al. *IEEE Communications Magazine*. 2024. P. 1–7. URL: <https://doi.org/10.1109/mcom.001.2300575> (дата звернення: 28.05.2025).

145. Revolutionizing Word Clouds for Teaching and Learning with Generative Artificial Intelligence: Cases from China and Singapore / E. Koh et al. *IEEE Transactions on Learning Technologies*. 2024. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.1109/tlt.2024.3385009> (дата звернення: 28.05.2025).

146. Author Identity Unveiled: Gender and Age Prediction from Textual Patterns using BERT / B. C. Sulochana et al. *2024 4th International Conference on Intelligent Technologies (CONIT)*, Bangalore, India, 21–23 June 2024. 2024. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/conit61985.2024.10626311> (дата звернення: 28.05.2025).

147. Hassan-Montero Y., Herrero-Solana V. Improving tag-clouds as visual information retrieval interfaces. *arXiv preprint arXiv:2401.04947*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2401.04947> (дата звернення: 28.05.2025).

148. Models for effective categorization and classification of texts into specific thematic groups (using gender and criminal themes as examples) / N. Khairova et al. *Computational Linguistics Workshop at CoLInS 2024*. 2024. URL: <https://doi.org/10.31110/colins/2024-4/004> (дата звернення: 28.05.2025).

149. Johnson S. J., Murty M. R., Navakanth I. A detailed review on word embedding techniques with emphasis on word2vec. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17007-z> (дата звернення: 28.05.2025).

150. Chiu M.-C., Tsai C.-Z., Huang Y.-C. Integrating object detection and natural language processing models to build a personalized attraction recommendation agent in a smart product service system. *Advanced Engineering Informatics*. 2024. Vol. 61. P. 102484. URL: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2024.102484> (дата звернення: 28.05.2025).

151. Healthcare Workers Burnout. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/mindyng/healthcareworkersburnout/data> (дата звернення: 28.05.2025).

152. Depression: Twitter Dataset + Feature Extraction. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/infamouscoder/mental-health-social-media> (дата звернення: 28.05.2025).
153. A detection of multi-level co-location patterns based on column calculation and HDBSCAN clustering / T. Yang et al. *Intelligent Data Analysis: An International Journal*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1177/1088467x241308765> (дата звернення: 01.04.2026).
154. Online social media fatigue and psychological wellbeing—A study of compulsive use, fear of missing out, fatigue, anxiety and depression / A. Dhir et al. *International Journal of Information Management*. 2018. Vol. 40. P. 141–152. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2018.01.012> (дата звернення: 01.04.2026).
155. Sharma S. Benefits or Concerns of AI: A Multistakeholder Responsibility. *Futures*. 2024. P. 103328. URL: <https://doi.org/10.1016/j.futures.2024.103328> (дата звернення: 28.05.2025).
156. Camilleri M. A. Artificial intelligence governance: Ethical considerations and implications for social responsibility. *Expert Systems*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1111/exsy.13406> (дата звернення: 28.05.2025).
157. Hedlund M., Persson E. Expert responsibility in AI development. *AI & SOCIETY*. 2022. URL: <https://doi.org/10.1007/s00146-022-01498-9> (дата звернення: 28.05.2025).
158. Chang Y.-L., Ke J. Socially Responsible Artificial Intelligence Empowered People Analytics: A Novel Framework Towards Sustainability. *Human Resource Development Review*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1177/15344843231200930> (дата звернення: 28.05.2025).
159. Koch W., Keisinger F. How Can Responsible AI Be Implemented?. *Responsible Use of AI in Military Systems*. Boca Raton, 2024. P. 37–58. URL: <https://doi.org/10.1201/9781003410379-4> (дата звернення: 28.05.2025).

160. Ethical Considerations in Artificial Intelligence Interventions for Mental Health and Well-Being: Ensuring Responsible Implementation and Impact / H. R. Saeidnia et al. *Social Sciences*. 2024. Vol. 13, no. 7. P. 381. URL: <https://doi.org/10.3390/socsci13070381> (дата звернення: 28.05.2025).

161. Ethics and responsible AI deployment / P. Radanliev et al. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. URL: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1377011> (дата звернення: 28.05.2025).

162. Tsanov I. The Role of Social Psychology in the Creation of Ethical AI Systems. 2024 *International Conference Automatics and Informatics (ICAI)*, Varna, Bulgaria, 10–12 October 2024. 2024. P. 142–147. URL: <https://doi.org/10.1109/icaei63388.2024.10851581> (дата звернення: 28.05.2025).

163. Todupunuri A. Artificial Intelligence Ethics: Investigating Ethical Frameworks, Bias Mitigation, and Transparency in AI Systems to Ensure Responsible Deployment and Use of AI Technologies. *International Journal of Innovative Research in Science, Engineering and Technology*. 2024. Vol. 13, no. 09. P. 1–14. URL: <https://doi.org/10.15680/ijirset.2024.1309002> (дата звернення: 28.05.2025).

164. Islam M. M. Ethical Considerations in AI: Navigating the Complexities of Bias and Accountability. *Journal of Artificial Intelligence General science (JAIGS) ISSN:3006-4023*. 2024. Vol. 3, no. 1. P. 2–30. URL: <https://doi.org/10.60087/jaigs.v3i1.62> (дата звернення: 28.05.2025).

165. Li Y., Goel S. Artificial intelligence auditability and auditor readiness for auditing artificial intelligence systems. *International Journal of Accounting Information Systems*. 2025. Vol. 56. P. 100739. URL: <https://doi.org/10.1016/j.accinf.2025.100739> (дата звернення: 28.05.2025).

166. Interpreting Black-Box Models: A Review on Explainable Artificial Intelligence / V. Hassija et al. *Cognitive Computation*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s12559-023-10179-8> (дата звернення: 28.05.2025).

167. Fahim Siddiqui M. H., Inkpen D., Gelbukh A. Towards Interpretable Emotion Classification: Evaluating LIME, SHAP, and Generative AI for Decision Explanations. *2024 28th International Conference Information Visualisation (IV)*, Coimbra, Portugal, 22–26 July 2024. 2024. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/iv64223.2024.00053> (дата звернення: 28.05.2025).

168. Parisineni S. R. A., Pal M. Enhancing trust and interpretability of complex machine learning models using local interpretable model agnostic shap explanations. *International Journal of Data Science and Analytics*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s41060-023-00458-w> (дата звернення: 28.05.2025).

169. Galal O., Abdel-Gawad A. H., Farouk M. Rethinking of BERT sentence embedding for text classification. *Neural Computing and Applications*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10212-3> (дата звернення: 28.05.2025).

170. Ganter B., Rudolph S., Stumme G. Explaining Data with Formal Concept Analysis. *Reasoning Web. Explainable Artificial Intelligence*. Cham, 2019. P. 153–195. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-31423-1_5 (дата звернення: 28.05.2025).

171. BERT-siRNA: siRNA target prediction based on BERT pre-trained interpretable model / J. Xu et al. *Gene*. 2024. Vol. 910. P. 148330. URL: <https://doi.org/10.1016/j.gene.2024.148330> (дата звернення: 28.05.2025).

172. A Perspective on Explainable Artificial Intelligence Methods: SHAP and LIME / A. M. Salih et al. *Advanced Intelligent Systems*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1002/aisy.202400304> (дата звернення: 01.04.2026).

173. Gramegna A., Giudici P. SHAP and LIME: An Evaluation of Discriminative Power in Credit Risk. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2021. Vol. 4. URL: <https://doi.org/10.3389/frai.2021.752558> (дата звернення: 01.04.2026).

174. Vickers P., Barrault L., Monti E., Aletras N. We need to talk about classification evaluation metrics in NLP. *arXiv preprint arXiv:2401.03831*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2401.03831> (дата звернення: 28.05.2025).

175. A Comparative Study of Different Deep Learning Model for Recognition of Handwriting Digits / A. Karim et al. *SSRN Electronic Journal*. 2021. URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.3769231> (дата звернення: 28.05.2025).

176. Bronnec F. L., Verine A., Negrevergne B., Chevaleyre Y., Allauzen A. Exploring Precision and Recall to assess the quality and diversity of LLMs. *arXiv preprint arXiv:2402.10693*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2402.10693> (дата звернення: 28.05.2025).

177. Sathyanarayanan S. Confusion Matrix-Based Performance Evaluation Metrics. *African Journal of Biomedical Research*. 2024. P. 4023–4031. URL: <https://doi.org/10.53555/ajbr.v27i4s.4345> (дата звернення: 28.05.2025).

178. How do I interpret loss in a neural network? *Data Science Stack Exchange*. URL: <https://datascience.stackexchange.com/questions/64340/how-do-i-interpret-loss-in-a-neural-network> (дата звернення: 28.05.2025).

179. А. с. Твір наукового характеру «Метод визначення цільових об'єктів предметної області у текстових даних засобами обробки природної мови» / Мазурець О.В., Віт Р.В. (*свідоцтво про реєстрацію авторського права № 135970 від 08.05.2025*).

180. А. с. Твір наукового характеру «Метод класифікації текстової інформації за ознаками тематичної відповідності з урахуванням цільових об'єктів предметної області» / Мазурець О.В., Віт Р.В. (*свідоцтво про реєстрацію авторського права № 135969 від 08.05.2025*).

181. Kaggle. *Students Anxiety and Depression Dataset*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/sahasourav17/students-anxiety-and-depression-dataset> (дата звернення: 28.05.2025).

**ДОДАТОК А.
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА**

*Статті у наукових виданнях, включених до Переліку наукових фахових
видань України:*

1. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення психологічного цифрового перевантаження за аналізом текстових даних нейромережевими моделями глибокого навчання. Науковий журнал «Вісник Херсонського національного технічного університету». 2025. №2 (93). Т. 2. С. 107-114. <https://doi.org/10.35546/kntu2078-4481.2025.2.2.12>

2. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод інтерпретованого виявлення цифрового виснаження за профілем автора. Науковий журнал «Таврійський науковий вісник. Серія: Технічні науки». Херсон, 2025. №6. С. 66-75. <https://doi.org/10.32782/tnv-tech.2025.6.5>

3. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до тематичної класифікації текстової інформації засобами обробки природної мови. Науковий журнал «Наукові праці Донецького національного технічного університету», серія «Проблеми моделювання та автоматизації проектування». 2025. №1 (21). С. 94-99. <https://doi.org/10.31474/2074-7888-2025-1-21-94-99>

4. Мазурець О.В., Віт Р.В. Метод виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №6, Т.1 (343). С. 152-157. <http://doi.org/10.31891/2307-5732-2024-343-6-23>

Публікації у матеріалах конференцій:

5. Vit R., Mazurets O., Barmak O., Molchanova M., Krak I. Identifying users communicative segments to explain digital fatigue via NLP. CEUR Workshop Proceedings, 2025, vol. 4163, pp. 124-134. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4163/paper11.pdf>

6. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Sobko O., Wierzbicki A., Chumachenko D. Neural network detection of digital fatigue and burnout with

interpretable thematic segmentation. CEUR Workshop Proceedings, 2025, vol. 4141, pp. 28-37. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4141/paper3.pdf>

7. O. Mazurets, R. Vit, M. Molchanova, I. Tymofiev, O. Sobko, Context-enriched approach to students depression monitoring in education using BERT-GPT hybrid model, CEUR Workshop Proceedings 4096 (2025) 167-176. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-4096/paper12.pdf>

8. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення комунікаційних об'єктів як індикаторів цифрової втоми. Матеріали XIII Міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні управляючі системи та технології ІУСТ-ОДЕСА-2025». 24-26 вересня 2025. Одеса. 2025. С.119-121.

9. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до візуальної інтерпретації результатів нейромережевого виявлення цифрової втоми в повідомленнях соціальних мереж. Матеріали XVIII міжнародної науково-практичної конференції «Інформаційні технології і автоматизація». 30-31 жовтня 2025. Одеса, ОНТУ. 2025. С.1122-1124.

10. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до виявлення цифрової втоми за повідомленнями із визначенням сегментів спілкування. Тези доповідей XXIII Міжнародної науково-практичної конференції «Математичне та програмне забезпечення інтелектуальних систем (МПЗІС-2025)». 19-21 листопада 2025. Дніпро: ДНУ, 2025. С. 99-100.

Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:

11. Мазурець О. В., Віт Р. В. Комп'ютерна програма «Інтелектуальна інформаційна система для тематичної класифікації текстової інформації»: свідоцтво про реєстрацію авторського права № 136030 від 12.05.2025.

12. Мазурець О. В., Віт Р. В. Комп'ютерна програма «Програмний модуль автоматизованого визначення комунікативних сегментів користувача за множиною повідомлень засобами обробки природної мови»: свідоцтво про реєстрацію авторського права № 143895 від 03.03.2026.

ДОДАТОК Б.
АКТИ ВПРОВАДЖЕННЯ



ЗАТВЕРДЖУЮ

Тимчасово виконуючий обов'язки
начальника Воєнної академії
імені Євгенія Березняка
ПОЛКОВНИК

Вячеслав КОЛОТОВ

18. 12. 2023

АКТ

впровадження результатів дисертаційної роботи

“Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті
засобами штучного інтелекту”

Віта Романа Віталійовича

Комісія в складі: голова комісії – начальник Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка, кандидат технічних наук, доцент, полковник Чумак Олександр Ілліч; члени комісії: заступник начальника другої кафедри Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка, кандидат технічних наук, доцент, полковник Руденко Михайло Миколайович; доцент другої кафедри Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка, кандидат технічних наук, доцент, полковник Гончарук Андрій Вікторович; старший викладач другої кафедри Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка, кандидат технічних наук, старший науковий співробітник, полковник Волков Олександр Віталійович, склала цей акт про те, що результати дисертаційної роботи здобувача наукового ступеня доктора філософії Віта Р.В. впроваджені в освітній процес у блоці військово-спеціальних дисциплін та використані при удосконаленні навчально-лабораторного комплексу другої кафедри Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка.

До переліку впроваджених та використаних результатів дисертаційної роботи Віта Р.В. належать:

1) новий метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, який на відміну від існуючих підходів до аналізу

цифрової активності розглядає не глобальний цифровий профіль автора, а множину локальних сегментів спілкування, що дає змогу інтерпретувати кожен сегмент як окреме джерело когнітивного навантаження;

2) новий метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання з візуальною інтерпретацією локальних прийнятих рішень, який на відміну від існуючих підходів, орієнтованих на глобальні показники активності користувача (загальний обсяг повідомлень, час онлайн, усереднений емоційний фон тощо), забезпечує посегментний аналіз цифрової втоми з одночасним виділенням ключових лексем, іменованих сутностей та патернів взаємодії, які спричиняють найбільший вплив на прийняття рішень нейромережею;

3) новий метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень, який на відміну від існуючих підходів, що спираються переважно на агреговані показники активності (загальний час онлайн, частота повідомлень, усереднені емоційні індекси тощо), використовує результати локальної оцінки цифрової втоми за комунікативними сегментами та формує інтегральний профіль виснаження на основі ранжування цільових об'єктів за сегментами, що дозволяє відрізнити стан цифрової втоми від критичного стану цифрового вигорання.

Впровадження та використання зазначених результатів дозволили підвищити якість викладання військово-спеціальних дисциплін та удосконалити навчально-лабораторний комплекс другої кафедри Другого навчально-наукового інституту Воєнної академії імені Євгенія Березняка.

Голова комісії: полковник

Члени комісії: полковник

полковник

полковник

Олександр ЧУМАК

Михайло РУДЕНКО

Андрій ГОНЧАРУК

Олександр ВОЛКОВ

«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор з наукової роботи
Хмельницького національного університету



Олег СИНЮК

11 лютого 2026 р.

АКТ

про впровадження в навчальний процес результатів досліджень
аспіранта Віта Романа Віталійовича за темою дослідження
«Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами
штучного інтелекту»

Результати дисертаційної роботи Віта Романа Віталійовича, а саме, метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання та метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень, використовуються в навчальному процесі при викладанні дисципліни бакалаврського рівня «Методи та системи штучного інтелекту» та дисципліни магістерського рівня «Моделі та методи текстової аналітики», виконанні кваліфікаційних робіт здобувачів бакалаврського та магістерського рівнів вищої освіти спеціальності «Комп'ютерні науки».

Акт обговорений і схвалений на засіданні кафедри комп'ютерних наук (протокол № 9 від 11 лютого 2026 р.).

Зав. каф. комп'ютерних наук,
д-р техн. наук, професор

Олександр БАРМАК

Секретар каф. комп'ютерних наук,
ст. викладач

Тетяна СКРИПНИК



ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи Віта Романа Віталійовича на тему «Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами штучного інтелекту»

Результати дисертаційної роботи Віта Романа Віталійовича на тему «Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами штучного інтелекту» були використані під час виробничої діяльності громадської організації «ІТ-кластер міста Хмельницького» при розробці складових цифрової платформи корпоративної комунікації. Зокрема, були впроваджені такі результати з дисертаційної роботи: метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, що дає змогу інтерпретувати кожен сегмент як окреме джерело когнітивного навантаження; метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання, який забезпечує посегментний аналіз цифрової втоми за текстовими даними; метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень, який використовує для формування інтегрального профілю цифрового виснаження результати локальної оцінки цифрової втоми за комунікативними сегментами.

Розроблене на основі зазначених результатів програмне забезпечення забезпечило автоматизоване виявлення проявів цифрової втоми та їх контекстну інтерпретацію. Зокрема, програмний модуль при аналізі текстових повідомлень виявляє зміни у когнітивно-емоційних патернах користувачів, ознаки перевантаження, зниження концентрації та комунікативної активності, а також надає пояснення отриманих висновків шляхом візуальної інтерпретації результатів. За результатом впровадження в систему обміну корпоративними повідомленнями громадської організації «ІТ-кластер міста Хмельницького», це дозволило ефективно здійснювати моніторинг стану користувачів у цифровому середовищі, своєчасно виявляти ризики цифрового виснаження та оптимізувати навантаження на працівників, що сприяло підвищенню продуктивності роботи та покращенню загального психоемоційного клімату в організації.

Заступник голови
ГО «ІТ-кластер міста Хмельницького»



Сергій ЯЦИШЕН 16.02.2026



ДОВІДКА

про впровадження результатів дисертаційної роботи

Віта Романа Віталійовича

«Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами штучного інтелекту»

Наступні результати дисертаційної роботи Віта Романа Віталійовича «Методи виявлення цифрової втоми у текстовому контенті засобами штучного інтелекту» були впроваджені у виробничу діяльність ПП «Авіві»: метод визначення комунікативних сегментів користувачів засобами штучного інтелекту, метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами нейромережевими моделями глибокого навчання та метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень.

Зазначені результати були використані при розробці інтелектуальних компонентів аналітичних сервісів, орієнтованих на моніторинг психоемоційного стану користувачів у цифровому середовищі, зокрема для автоматизованого виявлення ознак цифрової втоми у текстових повідомленнях із урахуванням динаміки комунікативної поведінки. Запропонований метод визначення комунікативних сегментів користувачів забезпечив структурування текстового контенту за поведінковими та змістовими характеристиками, що дало змогу підвищити чутливість моделей до латентних проявів цифрової втоми. Метод виявлення цифрової втоми за комунікативними сегментами, реалізований на основі нейромережових моделей глибокого навчання, було інтегровано у процес обробки текстових даних для ідентифікації змін у когнітивно-емоційних паттернах користувачів. Це дозволило здійснювати більш точне виявлення ранніх стадій цифрового виснаження, з урахуванням контексту взаємодії та індивідуальних особливостей мовлення. Метод виявлення цифрового виснаження за профілем автора з візуальною інтерпретацією прийнятих рішень було застосовано для формування інтегрального профілю цифрового виснаження користувача з поясненням результатів аналізу, що підвищило прозорість функціонування системи та спростило інтерпретацію результатів для кінцевих користувачів.

Практична апробація та дослідна експлуатація розроблених рішень підтвердили їх ефективність у задачах автоматизованого аналізу текстового контенту, зокрема з точки зору точності виявлення ознак цифрової втоми та інформативності отриманих пояснень.

Директор ПП «Авіві»



Директор В.В. 12.03.2026

Handwritten signature of the director.

ДОДАТОК В. ПРОГРАМНІ КОДИ

Програмний код, що використаний у дослідженні, є відкритим для загального доступу у публічному репозиторії на платформі GitHub:

<https://github.com/romanvit13/detecting-digital-fatigue> (дата звернення: 01.04.2026).

На рис. В.1 наведено знімок екрана репозиторію на платформі GitHub.

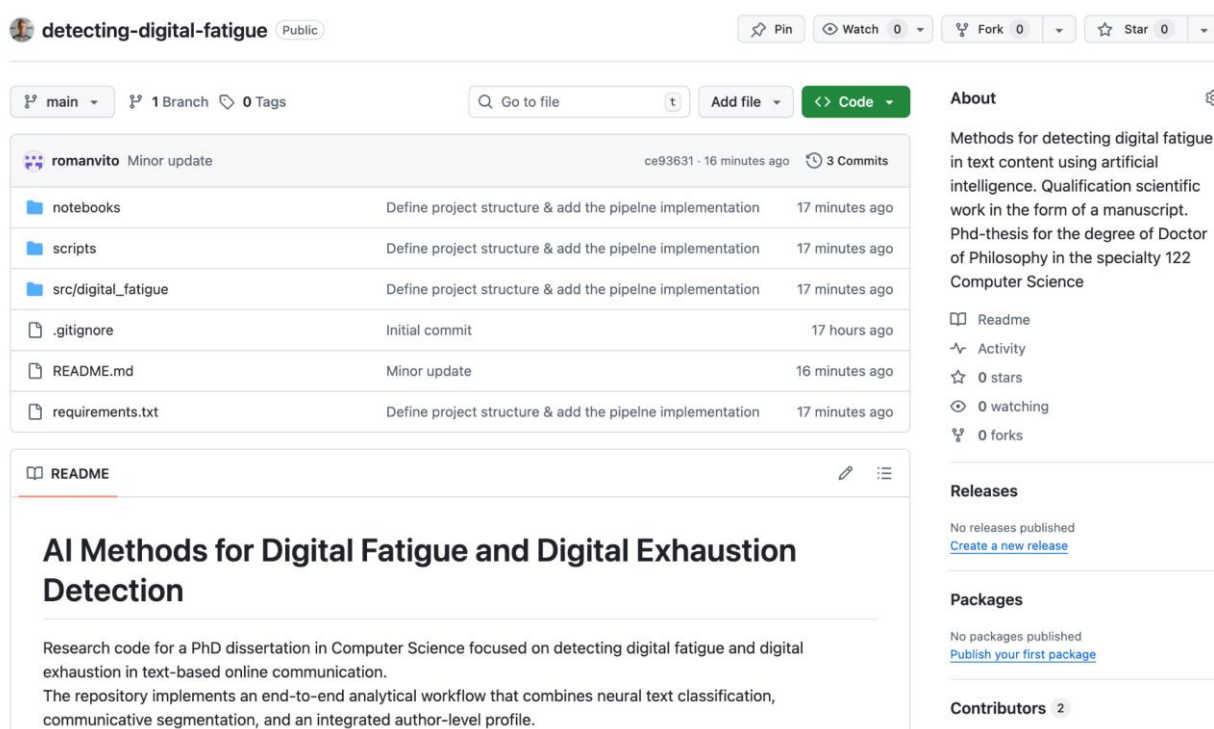


Рис. В.1 – Головна сторінка репозиторію GitHub із програмним кодом, використаним для програмної реалізації та експериментального тестування запропонованих у дисертаційній роботі методів

Структура репозиторію організована за модульним принципом і включає такі основні компоненти:

– модуль сегментації текстового контенту ('src/digital_fatigue/segmentation.py'), який реалізує етапи формування текстових ембедінгів, зниження розмірності простору ознак (UMAP),

кластеризації повідомлень (HDBSCAN), виділення ключових термінів за підходом C-TF-IDF, іменування комунікативних сегментів та побудови аналітичних візуалізацій результатів;

- модуль навчання моделі виявлення цифрової втоми (`src/digital_fatigue/training.py`), що містить засоби підготовки та очищення наборів даних, балансування класів, навчання трансформерної моделі класифікації тексту, а також обчислення метрик якості та формування діагностичних графічних матеріалів;

- модуль інтерфейсу та інтегрального профілювання (`src/digital_fatigue/ui.py`), який забезпечує реалізацію користувацького інтерфейсу, узгодження етапів експериментального конвеєра (навчання моделі, сегментація повідомлень, побудова інтегрального профілю автора) та візуальну інтерпретацію отриманих результатів;

- модуль допоміжної обробки тексту (`src/digital_fatigue/utils.py`), що включає процедури нормалізації тексту, фільтрації стоп-слів, очищення та постобробки ключових термінів, необхідні для підвищення стійкості та інтерпретованості аналізу;

- модуль запуску застосунку (`scripts/run_app.py`), призначений для ініціалізації та виконання програмної реалізації запропонованого методу в межах єдиного середовища експерименту;

- каталог дослідницьких ноутбуків (`notebooks/`), у якому збережено матеріали етапу розроблення методу та інтегрованого конвеєра аналізу цифрової втоми і цифрового виснаження;

- файл залежностей (`requirements.txt`) та документ опису проекту (`README.md`), що забезпечують відтворюваність програмного середовища та методичний супровід дослідження.

Запропонована структура репозиторію забезпечує відтворюваність експериментів, прозорість реалізації методів та можливість подальшого розширення програмного комплексу в межах науково-практичних задач моніторингу цифрового стану користувачів.

УКРАЇНА



СВІДОЦТВО

про реєстрацію авторського права на твір

№ 143895

Комп'ютерна програма «Програмний модуль автоматизованого визначення комунікативних сегментів користувача за множиною повідомлень засобами обробки природної мови»

(вид, назва твору)

Автор (співавтори) **Мазурець Олександр Вікторович, Віт Роман Віталійович**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності), псевдонім (за наявності))

Авторські майнові права належать спільно **Мазурець Олександр Вікторович, вул. [REDACTED], м. Хмельницький, 29027; Віт Роман Віталійович, вул. [REDACTED], м. Хмельницький, 29010**

(прізвище, ім'я, по батькові (за наявності) фізичної особи / найменування юридичної особи, адреса)

Дата реєстрації 3 березня 2026 р.

Директор Державної організації
«Український національний
офіс інтелектуальної власності
та інновацій»

Олена ОРЛЮК

