

<https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-83>

УДК 004.8

ВІТ РОМАН

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0009-0009-6958-4730>e-mail: vit.roman.vit@gmail.com**ВИЯВЛЕННЯ ЦИФРОВОЇ ВТОМИ ТА ВИГОРАННЯ У ТЕКСТОВОМУ КОНТЕНТІ
ЗАСОБАМИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ**

Стаття присвячена розробленню підходу до автоматизованого виявлення цифрової втоми та цифрового виснаження у текстовому контенті засобами штучного інтелекту. Актуальність зумовлена зростанням обсягів цифрової комунікації у навчанні й професійній діяльності та потребою у масштабованих, відтворюваних і інтерпретованих методах моніторингу психоемоційних станів без залучення сенсорних даних і без втручання у робочі процеси користувача. Запропонований підхід реалізовано як послідовність трьох методів. На першому етапі цифровий профіль автора сегментується на комунікативні сегменти на основі семантичних векторних представлень текстів із подальшою кластеризацією та інтерпретованим іменуванням сегментів. На другому етапі для кожного сегмента виконується нейромережеве оцінювання проявів цифрової втоми трансформерними моделями, а сегментні показники формуються шляхом узасальнення прогнозів для повідомлень у межах сегмента. Проведено порівняння декількох архітектур, що демонструє різні компроміси між точністю та повнотою виявлення; найбільш збалансовані результати за F1 отримано для *mental/mental-roberta-base* та *microsoft/deberta-v3-base*. На третьому етапі визначається профільний індикатор цифрового виснаження як середньозважена агрегація сегментних показників із врахуванням значущості сегментів у профілі, а інтерпретація результатів підсилюється виділенням ключових тем і іменованих сутностей у кожному сегменті. Вихід підходу подано у вигляді карти цифрової втоми за сегментами та інтегральної оцінки цифрового виснаження за профілем автора. Практична цінність полягає у можливості застосування підходу для превентивної аналітики ризиків у системах електронного навчання, дистанційної роботи та організаційних комунікацій за умови дотримання етичних і приватнісних вимог. Результати сегментного аналізу можуть використовуватися для раннього виявлення проблемних тематичних зон комунікації, що потребують оптимізації навантаження, зміни регламентів взаємодії або підтримувальних інтервенцій. Інтегральний показник цифрового виснаження забезпечує основу для порівняння динаміки стану автора у часі та оцінювання ефективності впроваджених організаційних заходів, не порушуючи цілісності робочих процесів.

Ключові слова: цифрова втома, цифрове виснаження, обробка природної мови, трансформерні моделі, комунікативні сегменти, інтерпретованість.

VIT ROMAN

Khmelnitskyi National University

**DETECTING OF DIGITAL FATIGUE AND BURNOUT IN TEXT CONTENT USING ARTIFICIAL
INTELLIGENCE**

The paper focuses on developing an approach for automated detection of digital fatigue and digital exhaustion in textual content using artificial intelligence methods. The relevance of this study is driven by the growing volume of digital communication in education and professional activities and by the need for scalable, reproducible, and interpretable techniques for monitoring psycho-emotional states without relying on sensor data and without interfering with users' workflows. The proposed approach is implemented as a sequence of three methods. At the first stage, the author's digital profile is segmented into communicative segments based on semantic vector representations of texts, followed by clustering and interpretable naming of the segments. At the second stage, each segment is assessed by transformer-based neural models to estimate manifestations of digital fatigue, and segment-level indicators are obtained by aggregating predictions for messages within the segment. A comparison of several architectures is performed, revealing different trade-offs between precision and recall; the most balanced F1 results are achieved by *mental/mental-roberta-base* and *microsoft/deberta-v3-base*. At the third stage, a profile-level digital exhaustion indicator is computed as a weighted average aggregation of segment-level fatigue indicators, taking into account the significance of segments within the profile, while interpretability is enhanced by extracting key topics and named entities for each segment. The outputs of the approach are presented as a segment-based digital fatigue map and an integrated digital exhaustion score for the author's profile. The practical value lies in applying the approach to preventive risk analytics in e-learning systems, remote work environments, and organizational communications, provided that ethical and privacy requirements are observed. Segment-level results can be used for early identification of problematic thematic areas of communication that require workload optimization, adjustments to interaction protocols, or supportive interventions. The integrated digital exhaustion indicator provides a basis for comparing the dynamics of the author's state over time and for evaluating the effectiveness of implemented organizational measures without disrupting the integrity of work processes.

Keywords: digital fatigue, digital exhaustion, natural language processing, transformer models, communicative segments, interpretability.

Стаття надійшла до редакції / Received 20.12.2025

Прийнята до друку / Accepted 11.01.2026

Опубліковано / Published 29.01.2026

This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© Віт Роман

**Постановка проблеми у загальному вигляді
та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями**

Стрімке зростання інтенсивності цифрової комунікації у навчанні, професійній діяльності та повсякденній взаємодії призвело до накопичення великих масивів текстового контенту (службові листування, чати, звернення до сервісів підтримки, повідомлення в освітніх платформах, публічні дописи), у якому відображаються психоемоційні стани автора. У цих умовах цифрова втома та цифрове вигоряння набувають ознак системної проблеми, що проявляється не лише зниженням продуктивності та якості прийняття рішень, а й погіршенням комунікативної ефективності, зростанням конфліктності, помилок, відкладених реакцій і втрати мотивації [1]. Практична складність

полягає в тому, що ранні маркери виснаження часто є слабо вираженими, розподіленими у часі та маскуються контекстом задач, а традиційні опитувальники й експертні оцінки не забезпечують достатньої масштабності, оперативності та відтворюваності для великих комунікативних потоків.

У науково-практичній площині це формує потребу в автоматизованих, об'єктивізованих і інтерпретованих методах моніторингу станів цифрової втоми та вигорання, здатних працювати на основі природного тексту без додаткових сенсорних даних і без втручання у робочі процеси користувача [2]. Важливою є також задача розмежування короткострокової цифрової втоми (як ситуативної реакції на навантаження) та стійкіших проявів цифрового вигорання (як кумулятивного стану з ознаками емоційного виснаження, деперсоналізації/відчуження та зниження відчуття ефективності), оскільки управлінські та психологічні інтервенції для цих станів відрізняються за змістом і терміновістю.

Таким чином, виникає науково-технічна проблема розроблення підходу до виявлення цифрової втоми та вигорання у текстовому контенті на основі засобів штучного інтелекту, який містить інтерпретованість прийнятих рішень на рівні сегментів, тем і ключових мовних маркерів. Розв'язання зазначеної проблеми безпосередньо пов'язане з важливими практичними завданнями забезпечення якості освітніх і професійних цифрових сервісів, підтримки психоемоційного благополуччя користувачів, підвищення надійності організаційних комунікацій та впровадження превентивної аналітики ризиків у системах управління персоналом, електронного навчання й дистанційної взаємодії.

Аналіз досліджень та публікацій

Автоматизоване виявлення цифрової втоми сформувалося як сучасний міждисциплінарний напрям, що інтегрує підходи обробки природної мови, психології, комп'ютерних наук і поведінкової аналітики [3]. На тлі зростання психоемоційного навантаження у цифровому середовищі, зокрема в умовах гібридного навчання, дистанційної зайнятості та інформаційного перенасичення, актуалізується потреба у рішеннях, здатних оперативно фіксувати ранні прояви ментального виснаження [4]. У межах такого підходу застосовують алгоритми машинного навчання для спільного аналізу текстових, поведінкових і, за наявності, фізіологічних даних з метою оцінювання рівнів втоми, стресу або вигорання [5].

У роботі [6] розглянуто можливості використання методів NLP і машинного навчання для виявлення маркерів професійного вигорання за текстовим контентом. Автори сформували корпус із 13 568 анонімізованих повідомлень із платформи Reddit, серед яких 352 повідомлення віднесено до категорії, пов'язаної з вигоранням, а 979, до категорії депресії. Запропоновано ансамблеві схеми класифікації з використанням різних стратегій формування навчальних і тестових вибірок, зокрема розподіл за ознакою субреддиту та випадковий батчинг. Результати показали перевагу ансамблевих моделей над базовими класифікаторами за метриками збалансованої Accuracy (0,93), тестового F₁ score (0,43) і тестової Recall (0,93).

Отримані висновки підтверджують придатність NLP підходів для раннього виявлення ознак професійного вигорання на основі текстових даних та підкреслюють потенціал розроблення автоматизованих систем моніторингу психоемоційного стану [6]. Водночас акцентовано на проблемах інтерпретованості, залежності від якості даних і обмеженій переносимості на різні популяції, що визначає потребу в подальшій валідації на репрезентативних вибірках і вдосконаленні архітектур.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: розроблення та обґрунтування підходу до автоматизованого виявлення цифрової втоми та цифрового вигорання у текстовому контенті із застосуванням методів штучного інтелекту, що забезпечує інтерпретоване оцінювання стану автора на рівні комунікативних сегментів і інтегрального профілю, а також підтримує практичне використання результатів у задачах моніторингу та превентивної аналітики.

Виклад основного матеріалу

Схема (рис. 1) відображає підхід до виявлення цифрової втоми та вигорання у текстовому контенті на основі послідовної взаємодії трьох методів. Спочатку з цифрового профілю автора виділяються комунікативні сегменти, тобто однорідні фрагменти текстової активності, сформовані за змістом, часовою динамікою або контекстом спілкування. Далі кожний отриманий сегмент аналізується нейромережевими моделями глибокого навчання з формуванням кількісної оцінки проявів цифрової втоми та з локальною візуальною інтерпретацією того, які мовні фрагменти найбільше вплинули на рішення. Після цього результати сегментного аналізу узагальнюються на рівні всього профілю автора, що дає змогу отримати інтегральну оцінку цифрового виснаження або вигорання за профілем, вже не для окремих фрагментів, а для автора в цілому.

Вхідні дані у схемі представлені трьома групами. Першою є цифровий профіль автора для аналізу, який включає масив текстових повідомлень або публікацій, що належать одному автору, а також пов'язані з ними контекстні ознаки, необхідні для коректної інтерпретації. У практичному поданні це може бути корпус повідомлень з часовими мітками, належністю до каналу комунікації, теми або розмови, а також із технічною інформацією, що не розкриває персональних даних, але дозволяє відновити структуру активності. Другою групою є датасет для донавчання нейромережі глибокого навчання, який використовується для адаптації моделі до конкретної мови, домену або стилю комунікації та для підвищення відтворюваності оцінювання. У такому датасеті тексти мають бути підготовлені та розмічені відповідно до обраної постановки задачі, наприклад за наявністю або інтенсивністю проявів цифрової втоми чи ознак виснаження, або у форматі, що підтримує сегментний аналіз. Третьою групою є переднавчена нейромережева модель, яка задає стартові мовні представлення та забезпечує перенесення знань; вона виступає базою, на яку накладається донавчання та подальша спеціалізація під цільову задачу.

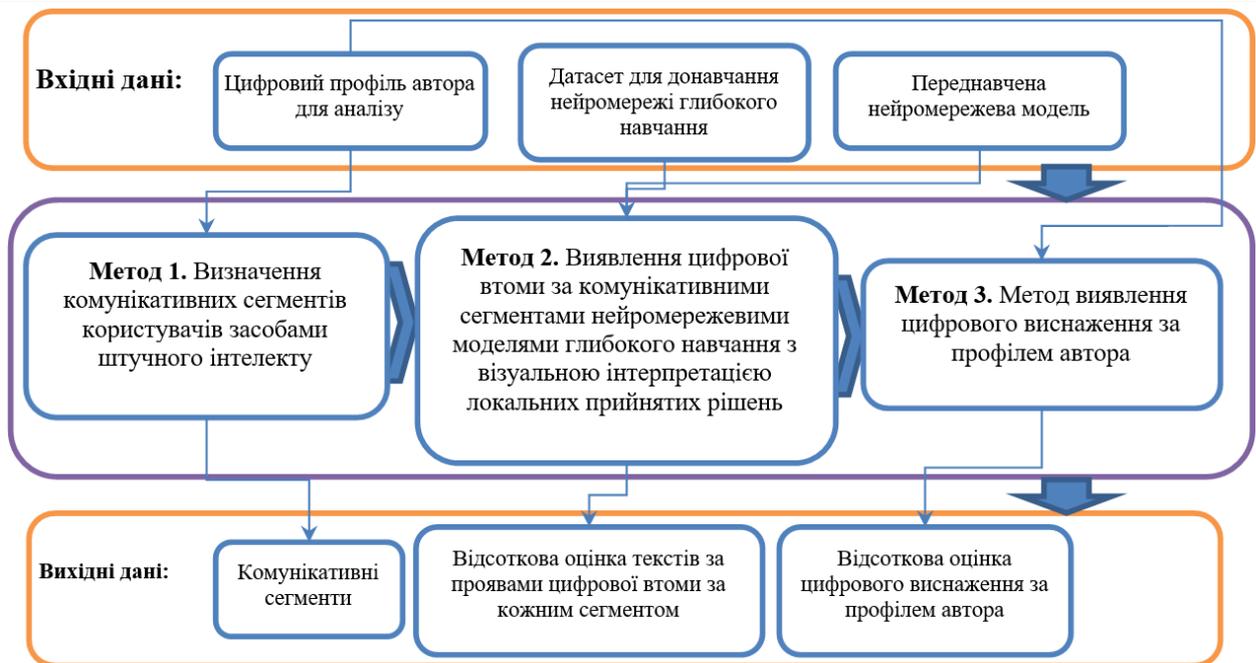


Рис. 1. Підхід до виявлення цифрової втоми та вигорання у текстовому контенті

Метод 1 призначений для автоматичного визначення комунікативних сегментів у цифровому профілі людини на основі змістової подібності її текстових повідомлень. Його ключова ідея полягає в тому, щоб перетворити неструктурований масив текстів на впорядковану множину сегментів, де кожен сегмент відповідає відносно однорідному тематичному або комунікативному контексту. Така сегментація є необхідною передумовою подальшого аналізу цифрової втоми, оскільки дозволяє оцінювати стан автора не усереднено по всіх текстах, а в розрізі конкретних фрагментів комунікації [7].

Вхідними даними методу є цифровий профіль автора, поданий як множина текстів, що можуть належати різним каналам взаємодії та часовим інтервалам, але розглядаються як корпус для семантичного групування. Для забезпечення змістового порівняння повідомлень кожен текст кодується у вигляді векторного представлення за допомогою моделі класу Sentence Transformer [8]. У такому представленні семантично близькі повідомлення отримують близькі вектори, що створює основу для подальшого групування без жорсткої прив'язки до конкретних ключових слів або довжини повідомлення.

Кластеризація векторів виконується алгоритмом HDBSCAN, який є придатним для реальних цифрових профілів через здатність автоматично визначати структуру даних без попереднього задання кількості сегментів, формувати кластери різної щільності та виокремлювати тексти, що не належать жодному стійкому сегменту. У результаті кожне повідомлення отримує належність до певного сегмента або маркується як шумове, що знижує ризик штучного дотягування одиничних або випадкових текстів до невластивих їм груп.

Для підвищення інтерпретованості результатів кожному сегменту надається коротка змістова назва. Це здійснюється шляхом узагальнення характерних текстів сегмента із використанням генеративної мовної моделі Flan-T5, яка формує лаконічний опис теми або комунікативного наміру сегмента. Іменування сегментів забезпечує можливість подальшого аналізу та представлення результатів у статті у термінах, зрозумілих для інтерпретації, а не лише як набору числових міток.

Додатково метод передбачає контроль якості сегментації через просторове відображення семантичних векторів у двовимірному просторі методом UMAP. Візуалізація дозволяє наочно оцінити компактність сегментів, відокремленість груп та наявність перехідних зон, що є важливим для валідації коректності групування, особливо у випадках, коли профіль містить змішані теми та різноспрямовані комунікативні контексти.

Вихідними даними методу є набір комунікативних сегментів та відповідні їм тексти користувача, доповнені ідентифікаторами сегментів і їхніми інтерпретованими назвами. Фактично формується структурований профіль автора, у якому кожне повідомлення прив'язане до змістового сегмента або позначене як нерелевантне до стійких груп. Такий результат створює основу для наступного етапу дослідження, де прояви цифрової втоми оцінюються вже не на рівні “загального корпусу”, а на рівні кожного сегмента окремо з подальшим узагальненням.

Метод 2 спирається на результати Методу 1 і працює вже не з суцільним масивом повідомлень, а з упорядкованими комунікативними сегментами (темами спілкування), які були сформовані за семантичною подібністю текстів. На вході Метод 2 отримує сегменти спілкування разом із прив'язаними до них записами профілю автора; далі для кожного сегмента виконується неймережеве оцінювання проявів цифрової втоми. Це дозволяє перейти від загального висновку щодо профілю до диференційованої інтерпретації, коли цифрова втома визначається окремо в межах кожної теми або контексту комунікації [9].

Неймережева частина Методу 2 реалізується трансформерною моделлю для класифікації тексту, яка

аналізує повідомлення в межах сегмента [10] та формує числовий показник цифрової втоми. Практично показник може інтерпретуватися як імовірна або відсоткова оцінка наявності/інтенсивності відповідних маркерів у текстах сегмента. Після отримання оцінок на рівні окремих повідомлень виконується узагальнення на рівні сегмента, внаслідок чого кожний комунікативний сегмент отримує власний показник цифрової втоми. Сукупність таких сегментних оцінок формує вихід Методу 2, а саме карту цифрової втоми за профілем, де видно, у яких темах спілкування прояви втоми є більш вираженими. Метрики досліджуваних архітектур наведені в таблиці 1.

Таблиця 1

Метрики навчання нейромереж для виявлення цифрової втоми

Модель	Accuracy	Precision	Recall	F ₁
vinai/bertweet-base	0.8333	0.8368	0.8333	0.8335
mental/mental-roberta-base	0.8032	0.8542	0.8402	0.8471
microsoft/deberta-v3-base	0.8005	0.8596	0.8279	0.8434
cardiffnlp/twitter-roberta-base	0.8005	0.8009	0.8005	0.8007

Наведені в таблиці результати демонструють відмінності між трансформерними моделями за характером компромісу між точністю розпізнавання та повнотою виявлення цільових проявів цифрової втоми [11]. Найвищу загальну точність класифікації (Accuracy = 0.8333) показує vinai/bertweet-base, що свідчить про стабільну якість на тестових даних за рахунок узгодженого балансу Precision і Recall (0.8368 та 0.8333 відповідно) та $F_1 = 0.8335$. Водночас найкращий інтегральний показник якості за F_1 продемонструвала mental/mental-roberta-base ($F_1 = 0.8471$) при Recall = 0.8402 і Precision = 0.8542, що вказує на більш ефективне узгодження хибнопозитивних і хибнонегативних рішень у задачі виявлення цифрової втоми. Модель microsoft/deberta-v3-base характеризується найвищим значенням Precision (0.8596), але дещо нижчим Recall (0.8279), що може інтерпретуватися як більш консервативна стратегія класифікації, орієнтована на зменшення хибних спрацювань ціною частини пропусків, при цьому $F_1 = 0.8434$ залишається близьким до найкращого. Модель cardiffnlp/twitter-roberta-base демонструє найнижчі значення за всіма метриками ($F_1 = 0.8007$), що в межах даної постановки задачі свідчить про менш придатну узагальнювальну здатність порівняно з альтернативами.

З практичної точки зору для сегментного виявлення цифрової втоми більш інформативною є орієнтація на F_1 як узагальнювальну метрику якості, оскільки вона одночасно враховує точність і повноту виявлення [12]. За цим критерієм доцільними базовими моделями є mental/mental-roberta-base та microsoft/deberta-v3-base, тоді як vinai/bertweet-base може розглядатися як варіант із вищою Accuracy, але дещо нижчою збалансованістю за F_1 .

Метод 3 призначений для виявлення цифрового виснаження на рівні профілю автора шляхом узагальнення результатів, отриманих у Методах 1 і 2. Якщо Метод 2 формує оцінки цифрової втоми в межах кожного комунікативного сегмента, то Метод 3 переводить ці сегментні оцінки у профільний інтегральний індикатор. У такий спосіб фіксується не ситуативний стан в окремому фрагменті комунікації, а накопичувальний характер виснаження в межах усього корпусу текстів автора.

Вхідними даними для Методу 3 є цифровий профіль автора, структура комунікативних сегментів, сформована Методом 1, та сегментні показники цифрової втоми (рис. 2), отримані Методом 2. На цьому рівні кожний сегмент розглядається як окрема змістова площина комунікації, у межах якої автор демонструє характерні мовні та поведінкові ознаки навантаження. Щоб підвищити інтерпретованість профільного висновку, Метод 3 додатково виділяє ключові об'єкти й теми, навколо яких концентрується комунікація, і пов'язує їх із внеском сегментів у підсумковий індикатор виснаження.

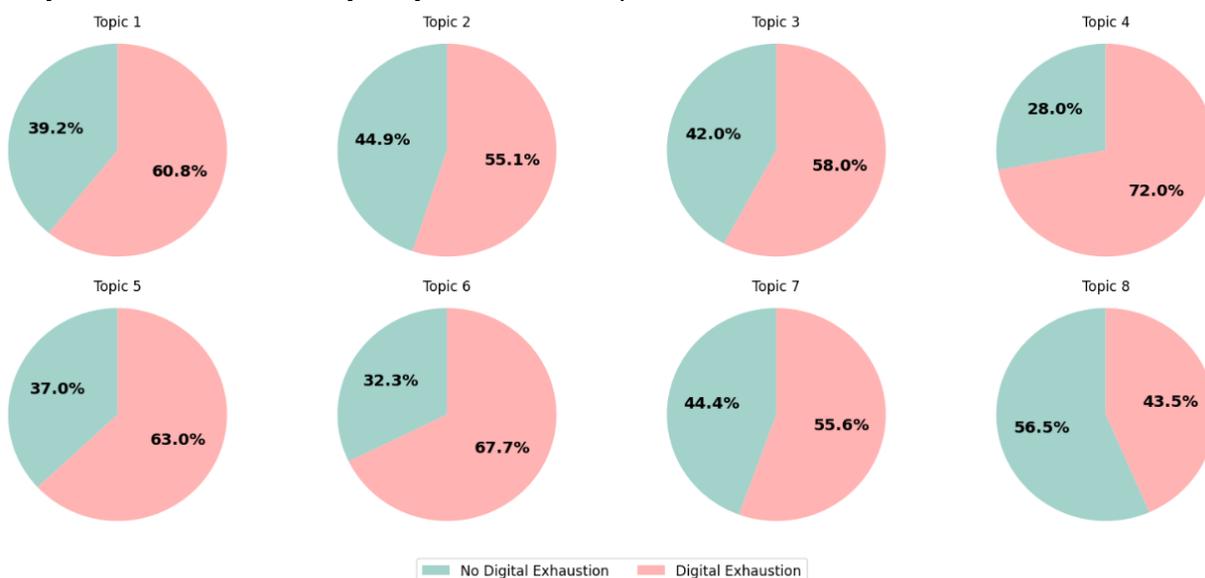


Рис. 2. Сегментні показники цифрової втоми

Виділення таких ключових об'єктів та тем виконується за допомогою розпізнавання іменованих сутностей і пошуку ключових слів [13]. У результаті для кожного сегмента формується набір доміантних сутностей і лексичних маркерів, що відображають основні «вузли» комунікації, наприклад ролі, організації, події, типові задачі, артефакти, конфліктні або проблемні теми [14]. Саме ці маркери використовуються для пояснення того, чому конкретний сегмент дає підвищений внесок у цифрове виснаження, і роблять результат придатним для опису у статті як змістово інтерпретований.

Аналітичне ядро Методу 3 полягає у формуванні інтегрального показника цифрового виснаження як середньозваженого значення сегментних показників цифрової втоми. Ваги відображають значущість сегментів у профілі і можуть задаватися через обсяг сегмента (кількість повідомлень або сумарна довжина текстів), частоту його появи у періоді аналізу та стабільність підвищених значень втоми в межах сегмента. Така агрегація забезпечує, що поодинокі сплески не домінують у підсумковій оцінці, а систематичні та повторювані прояви високої втоми впливають сильніше. Отриманий інтегральний показник відображає загальний рівень цифрового виснаження автора у межах розглянутого профілю.

Вихідними даними Методу 3 є карта цифрового виснаження профілю, яка поєднує інтегральний показник із деталізацією за сегментами. У цій карті кожному сегменту відповідають його показник цифрової втоми, вага у підсумковій формулі та інтерпретаційний супровід у вигляді ключових тем і сутностей. Такий результат дозволяє одночасно отримати узагальнену оцінку виснаження і бачити, які саме комунікативні сегменти та змістові напрями формують основний внесок у профільний рівень цифрового виснаження, що є важливим як для наукового обґрунтування, так і для практичної аналітики.

Вихідні дані у схемі відображені трьома результатами. Першим є комунікативні сегменти як структурований набір фрагментів цифрового профілю автора, придатний для подальшого аналізу. Другим є відсоткова оцінка текстів за проявами цифрової втоми для кожного сегмента, яка дозволяє бачити, у яких фрагментах комунікації прояви втоми є більш ймовірними або інтенсивними. Третім є відсоткова оцінка цифрового виснаження за профілем автора, що відображає узагальнений результат на рівні автора та може використовуватися для моніторингу, порівняння періодів або виявлення тенденцій за умови етичного та коректного застосування.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі запропоновано та описано підхід до виявлення цифрової втоми й цифрового виснаження у текстовому контенті на основі послідовного поєднання сегментації комунікації, нейромережевого оцінювання стану за сегментами та профільного узагальнення результатів. Показано, що перехід від аналізу суцільного корпусу повідомлень до аналізу за комунікативними сегментами підвищує інтерпретованість висновків і забезпечує коректніше відображення неоднорідності стану автора в різних темах спілкування. Сформовано сегментні показники цифрової втоми за допомогою трансформерних моделей і виконано їх порівняльну оцінку, яка засвідчила конкурентоспроможність досліджуваних архітектур та наявність різних компромісів між точністю й повнотою виявлення. Запропоновано формування інтегрального показника цифрового виснаження як середньозваженої агрегації сегментних оцінок, що дає змогу відокремити поодинокі сплески від стійких проявів навантаження та отримати профільну «карту» внесків сегментів із пояснювальними маркерами у вигляді ключових тем і сутностей.

Перспективи подальших розвідок пов'язані з розширенням і репрезентативністю корпусів для донавчання та валідації, зокрема із залученням багатомовних даних і доменів, характерних для освітньої та професійної комунікації. Доцільним є поглиблення методів інтерпретації рішень нейромережі на рівні сегмента, а також перевірка стійкості підходу до доменного зсуву, стилістичної варіативності та наявності шумів реального листування. Окремим напрямом є уточнення вагових схем у профільній агрегації, з урахуванням часової динаміки та тривалості впливу сегментів, що дозволить формалізувати відмінність між короткочасною втомою і накопичувальним виснаженням. Практично значущим є також опрацювання етичних і приватнісних аспектів застосування таких систем, включно з мінімізацією даних, анонімізацією, контролем упередженості та визначенням коректних сценаріїв використання результатів у підтримці користувачів і превентивній аналітиці.

Література

1. da Silva F.P., Jerónimo H.M., Henriques P.L., Ribeiro J. Impact of digital burnout on the use of digital consumer platforms / F.P. da Silva, H.M. Jerónimo, P.L. Henriques, J. Ribeiro // *Technological Forecasting and Social Change*. – 2024. – Vol. 200. – Article 123172.
2. Rony Z.T., Pardosi H.D. Burnout digital monitoring on employee engagement at the company / Z.T. Rony, H.D. Pardosi // *International Journal of Research in Business and Social Science*. – 2021. – Vol. 10, № 7. – P. 156–162.
3. Watkins J. Alleviating digital fatigue through embodied artistic practice and green space / J. Watkins // *International Journal of Performance Arts and Digital Media*. – 2024. – P. 1–16.
4. Maetzler W., Correia Guedes L., Emmert K.N., Kudelka J., Hildesheim H.L., Paulides E., Ng W.F. Fatigue-related changes of daily function: Most promising measures for the digital age / W. Maetzler, L. Correia Guedes, K.N. Emmert, J. Kudelka, H.L. Hildesheim, E. Paulides, W.F. Ng // *Digital Biomarkers*. – 2024. – Vol. 8, № 1. – P. 30–39.
5. Byrne M. Special Topic on Reducing Technology Related Stress and Burnout: Digital Compassion Fatigue

as an Emerging Phenomenon for Registered Nurses Experiencing Techno-stress / M. Byrne // *Applied Clinical Informatics*. – 2025. URL: <https://doi.org/10.1055/a-2564-8809>.

6. Merhbene G., Nath S., Puttick A.R., Kurpicz-Briki M. BurnoutEnsemble: augmented intelligence to detect indications for burnout in clinical psychology / G. Merhbene, S. Nath, A.R. Puttick, M. Kurpicz-Briki // *Frontiers in Big Data*. – 2022. – Vol. 5. – Article 863100.

7. Віт Р.В., Мазурець О.В. Підхід до тематичної класифікації текстової інформації засобами обробки природної мови / Р.В. Віт, О.В. Мазурець // *Науковий журнал «Наукові праці Донецького національного технічного університету»*, серія «Проблеми моделювання та автоматизації проектування». – 2025. – № 1 (21). – С. 94–99.

8. Devika R., Vairavasundaram S., Mahenthara C.S.J., Varadarajan V., Kotecha K. A deep learning model based on BERT and sentence transformer for semantic keyphrase extraction on big social data / R. Devika, S. Vairavasundaram, C.S.J. Mahenthara, V. Varadarajan, K. Kotecha // *IEEE Access*. – 2021. – Vol. 9. – P. 165252–165261.

9. Віт Р.В., Мазурець О.В. Метод виявлення психологічного цифрового переважання за аналізом текстових даних нейромережевими моделями глибокого навчання / Р.В. Віт, О.В. Мазурець // *Науковий журнал «Вісник Херсонського національного технічного університету»*. – 2025. – № 2 (93), Т. 2. – С. 107–114.

10. Abass O.S., Balogun O., Didi P.U. Personalizing enterprise sales campaigns through AI-driven behavioral segmentation and messaging / O.S. Abass, O. Balogun, P.U. Didi // *Shodhshauryam, International Scientific Refereed Research Journal*. – 2022. – Vol. 5, № 5. – P. 314–344.

11. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Tymofiiiev I., Sobko O. Context-enriched approach to students depression monitoring in education using BERT-GPT hybrid model / O. Mazurets, R. Vit, M. Molchanova, I. Tymofiiiev, O. Sobko // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2025. – Vol. 4096. – P. 167–176.

12. Naidu G., Zuva T., Sibanda E.M. A review of evaluation metrics in machine learning algorithms / G. Naidu, T. Zuva, E.M. Sibanda // In: *Computer Science On-line Conference*. – Cham: Springer International Publishing, – 2023. – P. 15–25.

13. Мазурець О.В., Віт Р.В. Метод виявлення цільових об'єктів предметної області у текстовому контенті / О.В. Мазурець, Р.В. Віт // *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»*, серія: Технічні науки. – 2024. – № 6, Т. 1 (343). – С. 152–157.

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

References

1. da Silva F.P., Jerónimo H.M., Henriques P.L., Ribeiro J. Impact of digital burnout on the use of digital consumer platforms / F.P. da Silva, H.M. Jerónimo, P.L. Henriques, J. Ribeiro // *Technological Forecasting and Social Change*. – 2024. – Vol. 200. – Article 123172.

2. Rony Z.T., Pardosi H.D. Burnout digital monitoring on employee engagement at the company / Z.T. Rony, H.D. Pardosi // *International Journal of Research in Business and Social Science*. – 2021. – Vol. 10, № 7. – P. 156–162.

3. Watkins J. Alleviating digital fatigue through embodied artistic practice and green space / J. Watkins // *International Journal of Performance Arts and Digital Media*. – 2024. – P. 1–16.

4. Maetzler W., Correia Guedes L., Emmert K.N., Kudelka J., Hildesheim H.L., Paulides E., Ng W.F. Fatigue-related changes of daily function: Most promising measures for the digital age / W. Maetzler, L. Correia Guedes, K.N. Emmert, J. Kudelka, H.L. Hildesheim, E. Paulides, W.F. Ng // *Digital Biomarkers*. – 2024. – Vol. 8, № 1. – P. 30–39.

5. Byrne M. Special Topic on Reducing Technology Related Stress and Burnout: Digital Compassion Fatigue as an Emerging Phenomenon for Registered Nurses Experiencing Techno-stress / M. Byrne // *Applied Clinical Informatics*. – 2025. URL: <https://doi.org/10.1055/a-2564-8809>.

6. Merhbene G., Nath S., Puttick A.R., Kurpicz-Briki M. BurnoutEnsemble: augmented intelligence to detect indications for burnout in clinical psychology / G. Merhbene, S. Nath, A.R. Puttick, M. Kurpicz-Briki // *Frontiers in Big Data*. – 2022. – Vol. 5. – Article 863100.

7. Vit R.V., Mazurets O.V. Pidkhid do tematychnoi klasyfikatsii tekstovoi informatsii zasobamy obrobky pryrodnoi movy / R.V. Vit, O.V. Mazurets // *Naukovyi zhurnal «Naukovi pratsi Donetskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu»*, serii «Problemy modelivannia ta avtomatyzatsii proektuvannia». – 2025. – № 1 (21). – S. 94–99.

8. Devika R., Vairavasundaram S., Mahenthara C.S.J., Varadarajan V., Kotecha K. A deep learning model based on BERT and sentence transformer for semantic keyphrase extraction on big social data / R. Devika, S. Vairavasundaram, C.S.J. Mahenthara, V. Varadarajan, K. Kotecha // *IEEE Access*. – 2021. – Vol. 9. – P. 165252–165261.

9. Vit R.V., Mazurets O.V. Metod vyivlennia psykholohichnoho tsyfrovoho perevantazhennia za analizom tekstovyykh danykh neiomerezhovyimi modeliyami hlybokoho navchannia / R.V. Vit, O.V. Mazurets // *Naukovyi zhurnal «Visnyk Khersonskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu»*. – 2025. – № 2 (93), Т. 2. – S. 107–114.

10. Abass O.S., Balogun O., Didi P.U. Personalizing enterprise sales campaigns through AI-driven behavioral segmentation and messaging / O.S. Abass, O. Balogun, P.U. Didi // *Shodhshauryam, International Scientific Refereed Research Journal*. – 2022. – Vol. 5, № 5. – P. 314–344.

11. Mazurets O., Vit R., Molchanova M., Tymofiiiev I., Sobko O. Context-enriched approach to students depression monitoring in education using BERT-GPT hybrid model / O. Mazurets, R. Vit, M. Molchanova, I. Tymofiiiev, O. Sobko // *CEUR Workshop Proceedings*. – 2025. – Vol. 4096. – P. 167–176.

12. Naidu G., Zuva T., Sibanda E.M. A review of evaluation metrics in machine learning algorithms / G. Naidu, T. Zuva, E.M. Sibanda // In: *Computer Science On-line Conference*. – Cham: Springer International Publishing, – 2023. – P. 15–25.

13. Mazurets O.V., Vit R.V. Metod vyivlennia tsilovykh ob'ektiv predmetnoi oblasti u tekstovomu kontenti / O.V. Mazurets, R.V. Vit // *Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences*. – 2024. – № 6, Т. 1 (343). – S. 152–157.

14. Vit R.V., Mazurets O.V. Metod vyivlennia komunikatsiynykh ob'ektiv yak indykatoriv tsyfrovoyi vtomy / R.V. Vit, O.V. Mazurets // *Materialy XIII Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii «Informatsiini upravliayuchi systemy ta tekhnolohii IUST-ODESA-2025»*. – Odessa, 2025. – S. 119–121.