

УДК 004.9

DOI: [https://doi.org/10.30837/bi.2026.1\(104\).06](https://doi.org/10.30837/bi.2026.1(104).06)А. С. Федоричко¹, В. А. Висоцька², Р. О. Линник³¹НУ «Львівська політехніка», м. Львів, Україна, andrii.fedorychko.sa.2022@lpnu.ua,
ORCID iD: 0009-0005-1593-3481²НУ «Львівська політехніка», м. Львів, Україна, victoria.a.vysotska@lpnu.ua,
ORCID iD: 0000-0001-6417-3689³НУ «Львівська політехніка», м. Львів, Україна, roman.o.lynnik@lpnu.ua
ORCID iD: 0009-0007-0948-4338

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ КЛАСИФІКАЦІЇ ТЕКСТІВ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ОЗНАК ПТСР НА ОСНОВІ ТЕХНОЛОГІЙ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ ТА NLP

Стаття присвячена дослідженню ефективності сучасних архітектур обробки природної мови у завданні автоматизованого виявлення ознак посттравматичного стресового розладу (ПТСР) за текстовими даними. В основі роботи лежить порівняльний аналіз моделі distilbert-base-uncased для оригінальних англійських текстів та xlm-roberta-base для даних, адаптованих українською мовою за допомогою машинного перекладу через API Google Translate. Для проведення експериментів сформовано репрезентативний набір даних обсягом 4822 записи, що включає тексти з верифікованими ознаками ПТСР, контрольні тексти інших психологічних діагнозів та нейтральний контент, що дозволило оцінити здатність моделей до диференціальної діагностики. Експериментальні результати продемонстрували високу ефективність класифікації: англійська модель досягла точності 0.90 при F1-score 0.88–0.91, тоді як українськомовна версія показала результат 0.85 Accuracy, зберігши при цьому високий рівень повноти (Recall) значенням 0.88 для цільового класу. Доведено, що незважаючи на незначну втрату точності, зумовлену морфологічною складністю української мови та похибками автоматичного перекладу, використання мультимовних трансформерів є життєздатним підходом для створення систем попереднього скринінгу психічного стану в українському цифровому середовищі.

ПОСТТРАВМАТИЧНИЙ СТРЕСОВИЙ РОЗЛАД, ГЛИБИННЕ НАВЧАННЯ, ОБРОБКА ПРИРОДНОЇ
МОВИ, МАШИННИЙ ПЕРЕКЛАД, КЛАСИФІКАЦІЯ ТЕКСТІВ, ТРАНСФОРМЕРНІ АРХІТЕКТУРИ,
МУЛЬТИМОВНІ МОДЕЛІ

A. S. Fedorychko, V. A. Vysotska, R. O. Lynnyk. Information technology for text classification of PTSD signs detection based on deep learning and NLP. The article is devoted to the study of the effectiveness of modern natural language processing architectures in the task of automated detection of signs of post-traumatic stress disorder (PTSD) from text data. The work is based on a comparative analysis of the distilbert-base-uncased model for original English-language texts and the xlm-roberta-base model for data adapted into Ukrainian via machine translation via the Google Translate API. To conduct the experiments, a representative dataset of 4822 records was formed, including texts with verified signs of PTSD, control texts for other psychological diagnoses, and neutral content, which allowed evaluation of the models' ability to perform differential diagnosis. Experimental results demonstrated high classification efficiency: the English-language model reached an accuracy of 0.90 with an F1-score of 0.88-0.91, while the Ukrainian-language version showed an accuracy of 0.85, maintaining a high level of Recall at 0.88 for the target class. It has been shown that, despite a slight loss in accuracy due to the morphological complexity of the Ukrainian language and automatic translation errors, the use of multilingual transformers is a viable approach for creating preliminary mental state screening systems in the Ukrainian digital environment.

POST-TRAUMATIC STRESS DISORDER, DEEP LEARNING, NATURAL LANGUAGE PROCESSING,
MACHINE TRANSLATION, TEXT CLASSIFICATION, TRANSFORMER ARCHITECTURES, MULTILINGUAL
MODELS

Вступ

Посттравматичний стресовий розлад (ПТСР) є важким психічним станом, що виникає внаслідок переживання або спостереження травматичних подій, таких як загроза життю чи здоров'ю [1]. Останніми роками спостерігається стрімке зростання кількості досліджень, присвячених застосуванню методів машинного навчання (ML) для прогнозування та визначення цього розладу [2]. Така тенденція значною мірою зумовлена впливом пандемії COVID-19, яка стала глобальною травмою та спричинила сплеск стресових станів у всьому світі [1]. Попри технічний прогрес, у науковій спільноті залишаються занепокоєння щодо клінічної достовірності та здатності отриманих ML-моделей до генералізації, що гальмує їхнє впровадження практикуючими фахівцями [2].

Традиційна діагностика ПТСР через клінічні інтерв'ю часто супроводжується суб'єктивністю та ризиком помилкового визначення розладу як депресії, що суттєво погіршує прогнози лікування [1]. Стигматизація психічних проблем та небажання пацієнтів відкрито обговорювати симптоми також перешкоджають своєчасній допомозі [4]. У цьому контексті обробка природної мови (NLP) пропонує потужні інструменти для аналізу цифрових наративів: постів у соціальних мережах, стенограм терапії та онлайн-форумів з метою виявлення лінгвістичних патернів, характерних для ПТСР [4]. Текстові дані, як цифрові біомаркери, мають суттєві переваги, адже вони безпечні для пацієнтів, потребують мінімальних витрат на збір і безпосередньо відображають емоційний стан людини через зміст мовлення [1].

Експериментальні дослідження з використанням аналізу настрою та глибинного навчання демонструють високу ефективність у скринінгу, досягаючи точності понад 80% на даних, отриманих з інтерв'ю [1]. Оповіді пацієнтів, зібрані за допомогою опитувальників, що симулюють клінічні протоколи DSM-5, виявилися надзвичайно ефективними для швидкої ідентифікації симптомів, особливо у вразливих групах населення [3]. Проте систематичні огляди підкреслюють, що для успішного впровадження таких систем виявлені ML-прогнозування повинні чітко узгоджуватися з існуючим теоретичним розумінням природи розладу [2].

Моделі, які побудовані на основі структури Transformer, зокрема модель BERT, демонструють значну перевагу у завданні класифікації симптомів та поведінкових індикаторів порівняно з класичними алгоритмами машинного навчання, такими як SVM або KNN [3]. Поєднання передових технік NLP, включаючи синтаксичний парсинг, тематичне моделювання та глибинне навчання, дозволяє створювати перспективні системи скринінгу, що забезпечують об'єктивність процесу діагностики в цифровому середовищі [4]. Таким чином, розробка інтегрованих моделей, що об'єднують емпіричні результати ML із фундаментальними теоретичними знаннями, є ключовим кроком до покращення доступності та точності психіатричної допомоги [2].

1. Постановка проблеми

Сучасні нейромережеві моделі, що базуються на архітектурі Transformer, стали ключовим етапом еволюції систем машинного перекладу (МП), практично повністю витіснивши застарілі статистичні та правило-орієнтовані підходи [5]. Аналіз роботи провідних систем, таких як DeepL, Google Translate та GPT, демонструє їхню високу ефективність у технічних та публіцистичних матеріалах, проте виявляє значні труднощі при перекладі художніх творів, де часто втрачаються стилістичні відтінки та іронія [5]. Експериментальні дослідження підкреслюють, що попри значну економію часу, якість автоматизованого перекладу все ще потребує контролю та обов'язкового пост-редагування людиною [5], [6]. Недостатній рівень якості адаптації спеціалізованих текстів є серйозним бар'єром, оскільки системи МП часто демонструють кращий результат у звичному для них домені, ніж у вузьких професійних сферах [5].

Технічна реалізація систем діагностики ПТСР ускладнюється проблемою незбалансованості даних, яка виникає через складність збору реальних клінічних інтерв'ю [7]. Для подолання цього дефіциту перспективним є використання великих мовних моделей (LLM) для збільшення обсягу тренувальних даних шляхом синтезації текстових транскрипцій та

перепарфразування наявних тренувальних зразків [7]. Водночас порівняльний аналіз архітектур свідчить, що спеціалізовані моделі, адаптовані до домену ментального здоров'я, значно перевершують загальні трансформерні моделі у завданні детекції симптомів, особливо у випадках із супутньою депресією [8].

Додатковими викликами при впровадженні таких систем залишаються питання мовної складності, конфіденційності даних та вартості інтеграції рішень у існуючі екосистеми [9]. Таким чином, актуальним завданням є розробка україномовної системи скринінгу, яка б поєднувала швидкість сучасного МП із високою точністю спеціалізованих нейромережевих архітектур при збереженні професійного редакторського контролю [6].

2. Векторизація тексту та трансформерні моделі

Сучасний етап розвитку технологій обробки природної мови базується на переході від класичних методів вкладання слів, таких як Word2Vec, GloVe чи FastText, до складніших контекстно-залежних архітектур [10]. Революційним проривом у цій галузі стала поява моделі BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers), яка за рахунок двонаправленого аналізу тексту дозволила значно глибше розуміти семантику та контекст повідомлень [11]. Завдяки здатності до крос-лінгвального перенесення знань та ефективного виконання широкого спектру завдань, починаючи від токенизації до аналізу тональності, архітектура BERT стала стандартом для побудови інтелектуальних систем розуміння мови [11].

Ефективність застосування трансформерних моделей, зокрема RoBERTa та GPT, у задачах емоційного та семантичного аналізу сьогодні підтверджується через порівняльний аналіз стандартних метрик класифікації: точності, повноти та F1-міри [13]. Такий підхід дозволяє визначити найбільш доцільні сценарії використання нейромережевих архітектур для автоматизованої обробки складних лінгвістичних патернів [13]. Водночас для практичного впровадження у високонавантажені системи критично важливою є оптимізація обчислювальних ресурсів. Модель DistilBERT пропонує ефективне вирішення цього питання, зберігаючи високу точність оригінального BERT при значному підвищенні швидкості обробки тексту [12]. Її здатність до розуміння контексту в поєднанні з можливістю тонкого налаштування (fine-tuning) робить її ідеальним інструментом для класифікації та вилучення ключової інформації [12].

Окремим пріоритетним напрямом є розвиток моделей для української мови. Використання зібраних спільноту корпусів текстів дозволяє не лише застосовувати готові рішення, а й тренувати власні моделі, адаптовані до конкретних предметних областей [10]. Синергія ембединг моделей, можливостей швидких

архітектур енкодерів, систем та якісних мовних даних створює необхідний технологічний фундамент для аналізу специфічного контенту, зокрема у сферах, де важлива емоційна точність та глибоке розуміння намірів автора [12].

3. Огляд сучасних методів аналізу текстів у сфері ментального здоров'я

Використання лінгвістичних особливостей у описах власного досвіду пацієнтів відкриває широкі можливості для автоматизованого скринінгу ПТСР, оскільки вибір слів безпосередньо відображає стан психічного здоров'я людини [13]. Традиційні методи кількісного аналізу часто стикаються з труднощами при обробці неструктурованого тексту, проте застосування алгоритмів вилучення ключових слів (наприклад, Chi-square) дозволяє будувати моделі з високим рівнем узгодженості між комп'ютерною діагностикою та оцінками психіатрів [13]. Дослідження показують, що поєднання n-gram моделей із різними алгоритмами машинного навчання, такими як Naive Bayes чи метод опорних векторів (SVM), допомагає ідентифікувати специфічні патерни вербальної поведінки [14]. При цьому використання уніграм часто забезпечує найвищу точність прогнозування, тоді як мультиграми сприяють балансуванню метрик чутливості та специфічності моделі [14].

На даний момент робочі процеси NLP вже дозволяють аналізувати не лише короткі тексти, а й величезні масиви електронних медичних карток (EMR), що налічують мільйони клінічних нотаток [15]. Використання наперед навчених трансформерних моделей для вилучення критеріїв дослідницьких доменів (RDoC) дозволяє візуалізувати траєкторії захворювання та виявляти гендерні відмінності у проявах розладів. Наприклад, аналіз клінічних даних свідчить про вищий рівень сенсомоторних порушень та відхилень у системах позитивної і негативної валентності у жінок порівняно з чоловіками, а також у ветеранів порівняно з цивільними особами. Такий контекстно-залежний аналіз у реальному часі є критично важливим для моніторингу ефективності психотерапії та виявлення ризиків суїцидальної поведінки [15].

Незважаючи на значні успіхи, виклик залишається у диференціації ПТСР від супутніх станів, зокрема, депресії [16]. Порівняльний аналіз різних класифікаторів на спеціалізованих наборах даних, таких як DAIC-WOZ, демонструє, що ансамблеві методи, а саме Random Forest та XGBoost, здатні досягати точності близько 84%, що суттєво перевищує результати класичних моделей SVM [16]. Це підтверджує, що вдосконалення налаштувань параметрів та вибір відповідних архітектур є ключовими для прогресу в ранньому виявленні ментальних розладів [13]. Таким чином, інтеграція методів автоматизованого аналізу

самовираження пацієнтів у клінічну практику дозволяє не лише скоротити витрати, а й забезпечити своєчасну допомогу на ранніх етапах розвитку розладу [14].

4. Опис даних та їхня обробка

Основою проведеного дослідження став репрезентативний корпус текстових даних, сформований шляхом агрегації кількох тематичних датасетів із платформи Kaggle. Сумарний обсяг вибірки склав 4800+ записів, які були розподілені на два основні класи. Цільовий клас, що містить ознаки ПТСР, включає 2000+ текстів, зібраних з різних джерел (зокрема, сабсетів обсягом від 80 до 1300+ записів), що дозволило охопити широку варіативність лінгвістичного вираження травматичного досвіду. Для забезпечення високої селективності моделі та мінімізації помилок диференціальної діагностики, контрольна група розміром 2780 текстів була сформована за комбінованим принципом. До її складу увійшли 1500 записів, що відповідають іншим психологічним станам та діагнозам, а також 1280 текстів нейтрального характеру, включаючи коментарі, форумні обговорення та публіцистичні статті. Такий підхід до формування датасету дозволяє моделі виявляти саме специфічні маркери ПТСР, а не просто ідентифікувати загальну емоційну забарвленість або депресивні настрої.

Для посилення обґрунтованості обраного підходу до формування вибірки та візуалізації якісного складу даних використано метод побудови хмар слів. Цей інструмент відіграє критичну роль на етапі розвідувального аналізу даних (EDA), оскільки дозволяє миттєво ідентифікувати найбільш частотні лексеми, що домінують у кожному з класів. У контексті диференціальної діагностики ПТСР, така візуалізація дає змогу визначити наявність у текстах специфічної клінічної термінології та описів симптомів, таких як «trauma», «flashback» або «nightmare», які складають семантичне ядро розладу. Це підтверджує, що модель буде навчатися на змістовних маркерах травматичного досвіду, а не на загальноживаній лексиці, притаманній негативному сентименту в цілому.

На рис. 1 наведена хмара слів дозволяє провести глибокий семантичний аналіз лексичного складу цільового класу, що містить ознаки ПТСР. Центральне місце та найбільший розмір слова «feel» свідчать про те, що в основі досліджуваного корпусу лежать тексти, насичені суб'єктивними емоційними переживаннями та описом внутрішніх станів. Це вказує на високу концентрацію самонаративів, де автори фокусуються на власних відчуттях. Слово «ptsd», будучи одним із ключових візуальних центрів, підтверджує тематичну цілісність вибірки та пряму самоідентифікацію респондентів із даним станом у процесі опитування або ведення записів. Висока частотність дієслів «know»,

Оскільки хмара чітко відображає симптоматику (слова «симптоми», «біль», «страх»), модель отримує можливість вибудовувати стійкі асоціації між мовними парами на рівні глибоких вкладань. Це дозволяє нівелювати проблему незбалансованості та дефіциту локальних даних, використовуючи потужний лінгвістичний фундамент, закладений під час претренінгу на великих корпусах. Таким чином, україномовна хмара слів слугує не просто ілюстрацією перекладу, а виступає засобом валідації якості підготовки даних, гарантуючи, що модель буде оперувати релевантними концептами, а не шумовими артефактами машинного перекладу.

Порівняльний аналіз англійської та україномовної хмар слів виявляє високий ступінь ізоморфізму семантичних структур, що підтверджує валідність використання машинного перекладу для підготовки корпусу даних. Найбільш вираженою особливістю є повне збереження доміанти суб'єктивного переживання: англійське семантичне ядро «feel», «know» та «want» трансформувалося у точні українські відповідники «відчуваю», «знаю» та «хочу», що зберігає фокус на першій особі, характерний для самонаративів у сфері ментального здоров'я. Ця лексична симетрія є критично важливою для багатомовних архітектур, оскільки дозволяє моделі вибудовувати ідентичні векторні вкладання для емоційних станів незалежно від мови вираження.

У термінологічному аспекті спостерігається цікава трансформація: якщо в оригінальному датасеті центральне місце займає абревіатура «ptsd», то в українській версії вона доповнюється та частково заміщується прикметником «стресовий». Це свідчить про те, що Google Translate API успішно розпізнав контекст розладу, адаптувавши його під природні для української мови синтаксичні конструкції, водночас зберігши специфічні маркери, такі як «птер» та «симптоми». Клінічний кластер, що включає поняття «trauma»/«травми», «nightmare»/«кошмари» та «flashback»/«спогади», демонструє майже ідентичну частотність у обох корпусах, що гарантує збереження діагностичних ознак розладу після перекладу.

Реляційний та соціальний контексти також демонструють стійкість: частотне вживання слів «people», «friend», «family» в англійському сегменті синхронізоване із появою лексем «людей», «друзів», «сім'ї» в українському, що вказує на збереження описів міжособистісних конфліктів та соціальної ізоляції, притаманних ПТСР. Поява в українській хмарі слова «важко» як прямого семантичного еквівалента англійському «hard» додатково підсилює емоційну тональність вибірки. Така глибока семантична відповідність дозволяє зробити висновок, що сформований україномовний корпус не втратив своєї діагностичної цінності, а автоматизована адаптація

професійної лексики пройшла без суттєвих змістових викривлень, створюючи надійну базу для подальшої класифікації.

5. Архітектура моделі

Архітектурна основа цього дослідження базується на фундаментальному переході від статичних методів вкладання слів до глибоких контекстно-залежних представлень, що стало можливим завдяки впровадженню архітектури Transformer. Відповідно до останніх оглядів нейромережових технологій, саме ця архітектура дозволила якісно відтворювати складні синтаксичні структури та враховувати контекстуальні зв'язки, які раніше були недоступні для правило-орієнтованих чи статистичних підходів [9]. В основі обраних моделей лежить механізм самоуваги (self-attention), який дозволяє системі динамічно визначати вагу кожного слова в реченні відносно інших, формуючи цілісне семантичне поле. Для опрацювання англійського корпусу застосовано модель bert-base-uncased, яка, маючи 12 послідовних шарів кодувальників та 110 мільйонів параметрів, забезпечує глибоке двонаправлене розуміння тексту [11]. Використання саме "uncased" версії дозволяє нівелювати вплив регістру, що є критично важливим для аналізу неформальних текстів із соціальних мереж та форумів, де користувачі часто ігнорують правила пунктуації та капіталізації. Процес підготовки даних для цієї архітектури реалізується через токенизатор WordPiece, який розбиває слова на субодиниці, ефективно вирішуючи проблему обмеженого словника та дозволяючи моделі коректно інтерпретувати складні медичні терміни навіть у разі їх фрагментарного написання.

Переходячи до аналізу україномовного сегмента, вибір мультимовної моделі xlm-roberta-base був зумовлений її винятковою здатністю до крос-лінгвального перенесення знань, що дозволяє використовувати досвід, накопичений на гігантських англійських корпусах, для покращення якості класифікації українською мовою. На відміну від стандартного BERT, ця архітектура була навчена за методологією RoBERTa з використанням динамічного маскування токенів та виключенням завдання прогнозування наступного речення, що, як підтверджують останні дослідження, веде до більш стабільних та точних вкладань. Особливої уваги заслуговує використання токенизації SentencePiece на рівні байтів, яке ідеально підходить для української мови з її багатоморфологією та флективністю, оскільки дозволяє моделі вловлювати семантику коренів слів незалежно від їхніх префіксів чи закінчень. Це безпосередньо корелює із завданням детекції ПТСР, де емоційний стан автора часто закодований у специфічних дієслівних формах та прикметникових конструкціях.

Важливим елементом архітектури є фінальний шар класифікації, який впроваджується безпосередньо над вихідним станом спеціального токена [CLS]. Цей токен акумулює в собі агреговане представлення всієї послідовності, що подається на вхід, і саме його вектор використовується лінійним шаром для прийняття рішення про приналежність тексту до класу «ПТСР» або «Не ПТСР». Такий підхід дозволяє використовувати потужний потенціал наперед навчених трансформерів, проводячи лише тонке налаштування (fine-tuning) на специфічному наборі даних, що значно підвищує ефективність порівняно з навчанням моделей з нуля. Кожен із 12 шарів моделі містить 12 голів уваги, які паралельно аналізують різні аспекти лінгвістичної структури, від базової граматики на нижніх рівнях до складних семантичних концептів та емоційних станів на верхніх. Це створює надійний технологічний фундамент, який дозволяє виявляти неявні маркери травматичного стресу, що часто залишаються поза увагою класичних алгоритмів машинного навчання. Весь процес реалізовано за допомогою екосистеми Hugging Face та бібліотеки transformers, що забезпечує високу відтворюваність експериментів та можливість гнучкого налаштування гіперпараметрів навчання для досягнення максимальної точності у 84% та вище, як це зафіксовано у порівняльних дослідженнях на аналогічних датасетах.

6. Методологія досліджень

На рис. 3 подана діаграма активності відображає архітектурну логіку та послідовність технологічних операцій, що складають основу розробленої системи для автоматизованого скринінгу ознак ПТСР.

Робочий процес ініціюється етапом прийому вхідних даних, після чого архітектура передбачає розгалуження на паралельні потоки для забезпечення крос-лінгвальної валідності дослідження. Одна з гілок спрямована на роботу з автентичним англомовним корпусом, тоді як паралельний сегмент відповідає за генерацію та підготовку україномовної вибірки. Важливим аспектом цього етапу є впровадження багаторівневої стратегії мовної адаптації, де після первинної обробки тексту система застосовує логіку умовного переходу. Зокрема, для текстових одиниць, обсяг яких не перевищує технічного ліміту в 5000 символів, використовується програмний інтерфейс Google Translate API, що є оптимальним з точки зору швидкості та стабільності обробки. У випадках, коли структура повідомлення виявляється складнішою або перевищує вказане обмеження, задіюються потужності великих мовних моделей (LLM) для забезпечення глибшої семантичної точності та збереження контекстуальних відтінків, критичних для психіатричного дискурсу.

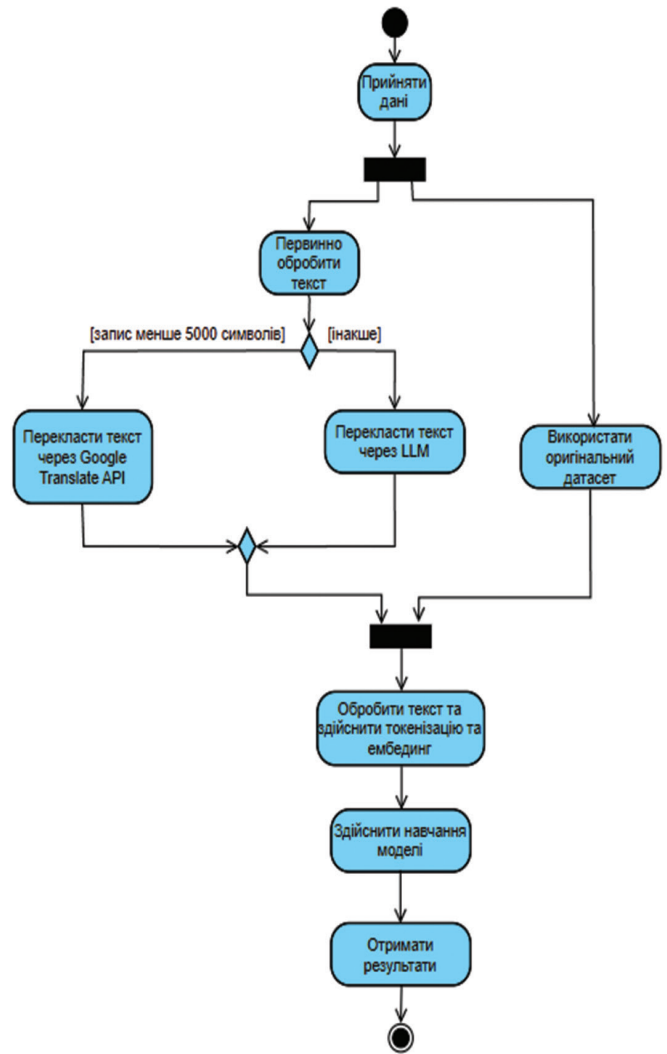


Рис. 3. UML-Діаграма активності

Після синхронізації оригінального та адаптованого потоків даних конвеєр переходить до стадії поглибленої лінгвістичної обробки, де відбувається інтеграція токенизації та ембедінгу. На цьому рівні система трансформує неструктуровані текстові послідовності у багатовимірні векторні представлення, застосовуючи алгоритми ембедінгу, які дозволяють правильно векторизувати навіть специфічну морфологію та термінологію. Центральним етапом діаграми є безпосереднє навчання моделі, що базується на архітектурі трансформерів із використанням механізму самоуваги для ідентифікації прихованих маркерів травматичного стресу. Завершальна фаза активності фокусується на отриманні та інтерпретації результатів, де агреговані контекстуальні представлення проходять крізь шар класифікації для формування об'єктивного висновку щодо наявності ознак розладу. Така структурована послідовність дій гарантує високу відтворюваність експерименту та дозволяє ефективно поєднувати можливості машинного перекладу з передовими методами глибинного навчання.

Навчання англомовної моделі bert-base-uncased здійснювалося за допомогою оптимізатора AdamW із

початковим темпом навчання 5×10^{-5} та коефіцієнтом розпаду wag 0,01. Процес тривав 3 епохи з використанням лінійного планувальника та встановленим рівнем дропауту 0,3 для запобігання перенавчанню. Для україномовного сегмента навчання моделі xlm-roberta-base тривало 5 епох із темпом навчання 3×10^{-5} , розміром пакета 16 та обмеженням довжини послідовності у 128 токенів.

7. Результати дослідження

Використання матриці заплутаності (Confusion Matrix) є критично важливим для оцінки даного дослідження, оскільки в задачах медичного та психологічного скринінгу загальний показник точності (Accuracy) не завжди відображає реальну ефективність системи. Матриця дозволяє детально проаналізувати структуру помилок, що особливо важливо для ідентифікації ПТСР, де ціна пропущеного випадку (хибного негативу) може бути значно вищою за помилковий діагноз (хибний позитив). Порівняння матриць для англійської та української моделей дає змогу наочно побачити, як саме машинний переклад впливає на здатність нейронної мережі розрізнити специфічні патерни психічного розладу.

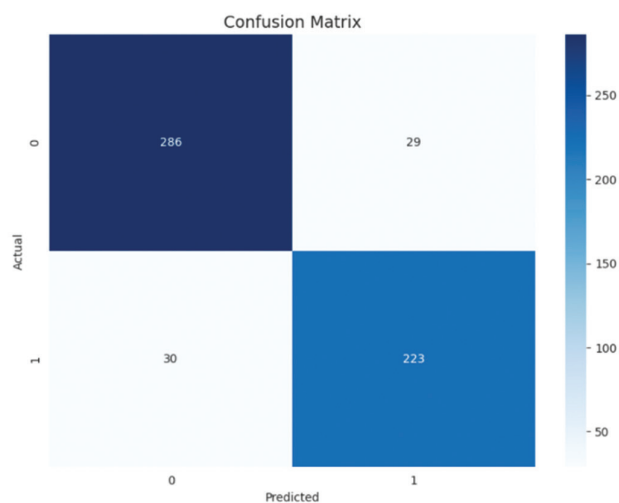


Рис. 4. Матриця заплутаності моделі для англійської мови

Матриця помилок для оригінальної моделі на основі архітектури BERT демонструє високу стабільність і збалансованість прогнозів. Алгоритм успішно ідентифікував 223 випадки ПТСР (True Positives) та 286 контрольних текстів (True Negatives), що свідчить про глибоке розуміння семантичних маркерів у рідному для моделі англійськомовному середовищі. Показники помилок першого та другого роду є майже ідентичними: 29 хибнопозитивних та 30 хибнонегативних результатів. Така симетрія вказує на відсутність зміщення моделі в бік певної категорії та підтверджує надійність обраних гіперпараметрів навчання.

У випадку з україномовною моделлю на основі XLM-RoBERTa матриця помилок відображає

збереження високої чутливості до цільового класу, проте зі зміщенням у бік гіпердіагностики. Модель коректно класифікувала 181 випадок ПТСР та 230 нейтральних записів. Позитивним аспектом є низька кількість хибнонегативних результатів у 24 випадки, що свідчить про здатність архітектури вловлювати ознаки ПТСР навіть після автоматичного перекладу. Водночас зростання кількості хибнопозитивних спрацювань до 47 вказує на те, що машинна конвертація тексту вносить певний лексичний шум, який модель може помилково інтерпретувати як ознаки травматичного досвіду.

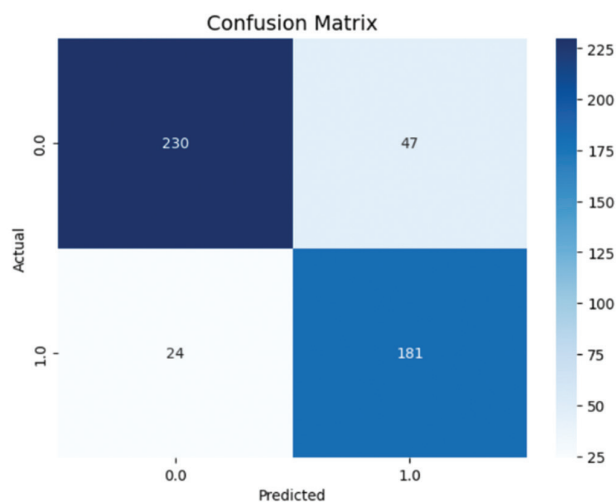


Рис. 5. Матриця заплутаності моделі для української мови

Зіставлення матриць підтверджує, що основний негативний вплив машинного перекладу зосереджений у зоні специфічності, а саме здатності відсіювати негативні випадки. В англійськомовній моделі кількість помилок розподілена рівномірно, тоді як україномовна версія схильна до помилок типу «хибна тривога». Проте критично важливим є те, що кількість пропущених випадків (хибнонегативних результатів) в україномовній версії не зростає, а навіть дещо зменшилася у відсотковому співвідношенні, що робить цей підхід цілком придатним для завдань первинного скринінгу, де пріоритетом є максимальне охоплення потенційних хворих.

Аналіз ROC-кривої (Receiver Operating Characteristic) є фундаментальним для оцінки здатності бінарного класифікатора розрізнити стани ПТСР та контрольної групи незалежно від обраного порогу ймовірності.

ROC-крива англійськомовної моделі на основі архітектури BERT демонструє винятковий результат із показником $AUC = 0,962$. Графік характеризується стрімким вертикальним підйомом у лівій частині координатної площини, що вказує на здатність моделі досягати високого рівня справжніх позитивних результатів (True Positive Rate) при мінімальній кількості

хибних спрацювань. Такий результат підтверджує, що в оригінальному мовному середовищі нейронна мережа ідеально ідентифікує специфічні лінгвістичні маркери, характерні для ПТСР.

Зіставлення двох графіків показує мінімальну деградацію метрики AUC (лише на 2,3%) при переході від оригінальних текстів до україномовних. Це є ключовим доказом того, що машинний переклад не руйнує глибокі семантичні структури та емоційні патерни, які є маркерами розладу. Таким чином, обидва варіанти моделей демонструють високу прогностичну цінність, проте англійська версія залишається дещо стабільнішою за рахунок відсутності лексичних викривлень, притаманних автоматичній конвертації мови.

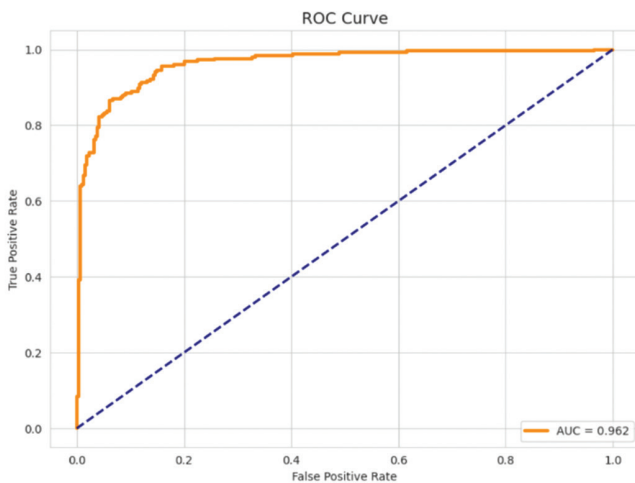


Рис. 6. Графік ROC-кривої моделі для англійської мови

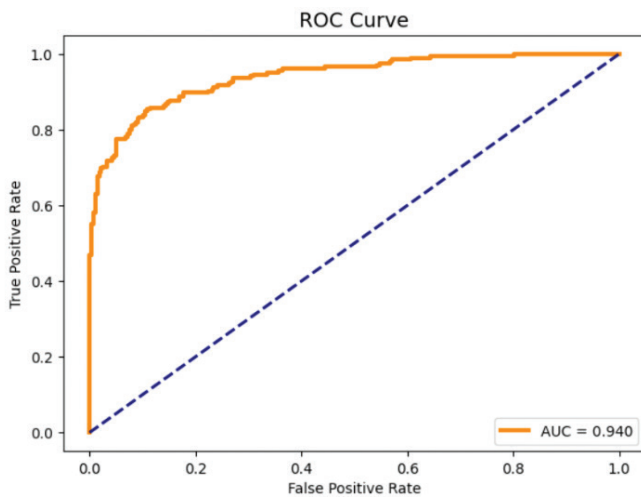


Рис. 7. Графік ROC-кривої моделі для української мови

Для україномовної моделі показник площі під кривою становить $AUC = 0,940$, що згідно з загальноприйнятими стандартами оцінки медичних тестів вважається відмінним показником. Хоча траєкторія кривої має дещо плавніший вигин порівняно з англійською версією, вона стабільно утримується у верхньому лівому куті графіка. Це свідчить про те, що

модель XLM-RoBERTa успішно справляється з класифікацією, зберігаючи високу роздільну здатність класифікатора

Крива точності-повноти (Precision-Recall) дозволяє оцінити якість класифікації саме для цільового класу (ПТСР), що є критично важливим за умови можливого дисбалансу даних. Вона наочно демонструє здатність моделі знаходити релевантні випадки розладу, не допускаючи при цьому надмірної кількості хибних значень.

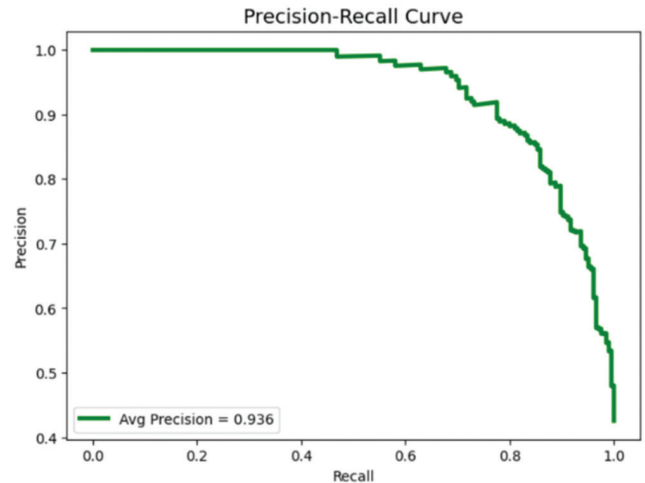


Рис. 8. Precision-Recall крива моделі для англійської мови

Для англійської моделі показник середньої точності становить $Avg\ Precision = 0.953$. Графік демонструє ідеальну траєкторію: точність утримується на рівні, близькому до 1.0, майже до моменту досягнення повноти 0.8. Це свідчить про те, що архітектура BERT надзвичайно чітко розрізняє специфічні маркери ПТСР в оригінальних текстах, мінімізуючи ймовірність помилкової діагностики при високому охопленні пацієнтів.

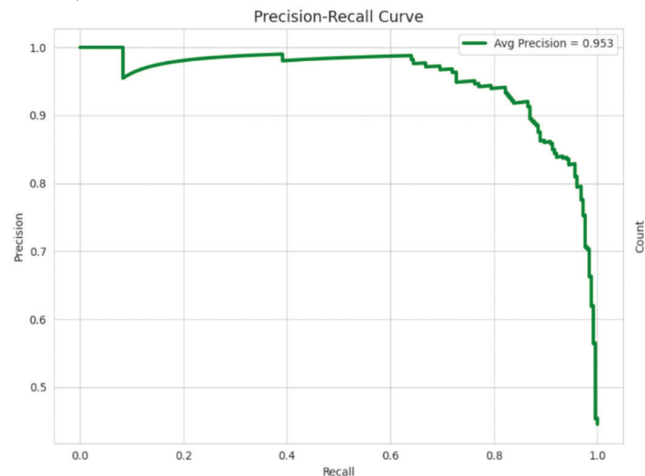


Рис. 9. Precision-Recall крива моделі для української мови

Україномовна модель продемонструвала показник середньої точності, що дорівнює 0.936. Крива зберігає характерну форму якісної моделі, хоча після рівня

повноти 0.6 спостерігається дещо стрімкіше зниження точності порівняно з англійською версією. Це підтверджує, що модель успішно ідентифікує ключові патерни розладу в перекладених текстах, хоча машинний переклад вносить певну неоднозначність, яка трохи знижує точність при максимальному охопленні.

Ретельне зіставлення графіків точності-повноти для обох мовних сегментів виявляє надзвичайно малий розрив у ключових показниках ефективності, зокрема мінімальну різницю у значеннях середньої точності, яка становить лише 1,7%. В оригінальному англійському середовищі модель продемонструвала показник середньої точності у 0,953, тоді як україномовна версія, попри всі виклики автоматизованої адаптації, утримала високий рівень на позначці 0,936. Таке незначне відхилення підкреслює виняткову архітектурну стійкість обраних трансформерних моделей та їхню здатність зберігати діагностичну сутність даних під час крос-лінгвального перенесення знань. Особливої уваги заслуговує той факт, що обидві моделі демонструють максимальну ефективність саме у зоні високої повноти (Recall), що є безумовним пріоритетом для будь-якої системи медичного або психологічного скринінгу. Оскільки головною метою розробленого інструменту є ідентифікація якомога більшої кількості потенційних випадків ПТСР для надання своєчасної допомоги, стабільно високий рівень повноти гарантує мінімізацію кількості пацієнтів, чий стан міг би залишитися поза увагою автоматизованої системи. Також помітно незначне просідання україномовної кривої у правій частині графіка, саме в той момент, коли показник повноти наближається до свого максимуму. Це є закономірним наслідком процесів мовної адаптації та токенизації. Цей ефект відображає накопичення певного лексичного шуму та семантичних неоднозначностей, що виникають при перекладі складних емоційних наративів через автоматизований API, що іноді призводить до легкого спотворення синтаксичних конструкцій або некоректної передачі специфічних відтінків морфології української мови. Проте, попри ці технічні похибки, загальна форма кривої та високий поріг середньої точності свідчать про те, що сформовані семантичні вкладання залишаються достатньо дискретними для ефективного розмежування цільового та контрольованого класів. Таким чином, отриманий результат є цілком достатнім та валідним для практичного застосування у вітчизняних системах моніторингу ментального здоров'я, пропонуючи надійне рішення для масштабованого скринінгу в українському цифровому просторі, де верифіковані дані для навчання залишаються дефіцитним ресурсом. Це доводить, що розроблена технологія здатна забезпечити професійну якість діагностики, нівелюючи вплив машинного перекладу на фінальний прогноз моделі.

Таблиця 1

Порівняння класифікаційних звітів моделей

| Метрики | BERT (англійська мова) | XLM-RoBERTa (українська мова) |
|-----------|------------------------|-------------------------------|
| Accuracy | 0.90 | 0.85 |
| Precision | 0.88 | 0.79 |
| Recall | 0.88 | 0.88 |
| F1-Score | 0.88 | 0.84 |
| ROC-AUC | 0.962 | 0.940 |

Таблиця 1 демонструє кількісні показники ефективності розроблених рішень, що базуються на архітектурах BERT та XLM-RoBERTa. Англійська модель, яка виступає у цьому дослідженні як еталонний показник (baseline), досягла високої точності класифікації (Accuracy) у 0,90, що узгоджується із результатами сучасних досліджень щодо ефективності трансформерів у виявленні психологічних маркерів. Стабільність показників Precision, Recall та F1-Score на рівні 0,88 свідчить про високу здатність моделі до диференціальної діагностики у мовному середовищі.

Найбільш вагомим та методологічно значущим результатом проведеного порівняльного аналізу є вражаюча стійкість показника повноти (Recall) для україномовної моделі, який залишився на рівні 0,88, що є ідентичним показником до оригінальної англійської версії. Такий результат є прямим підтвердженням того, що ключові лінгвістичні та емоційні маркери ПТСР, такі як описи тригерів, нав'язливих спогадів та специфічних фобій, успішно зберігаються та коректно транслюються навіть за умови використання автоматичного машинного перекладу. Збереження високого рівня Recall є критично важливим параметром для систем первинного психологічного скринінгу, оскільки головним пріоритетом у цій сфері є мінімізація хибнонегативних результатів, тобто недопущення випадків пропуску пацієнта, який дійсно потребує фахової допомоги. Хоча при переході до українського сегмента спостерігається певне зниження загальної точності до 0,85 та показника прецизійності (Precision) до 0,79, таке зниження при використанні інструментів автоматизованої мовної адаптації є цілком прийнятним та виправданим в умовах гострого дефіциту верифікованих локалізованих датасетів.

Зниження показника F1-Score з 0,88 до 0,84 для української мови відображає закономірне зростання кількості хибнопозитивних результатів, що безпосередньо зумовлено специфічним лексичним шумом та артефактами, які вносяться алгоритмами Google Translate під час обробки складних речень. Машинна конвертація може дещо спотворювати синтаксичні конструкції або вибирати менш влучні синоніми, що змушує мультимовну модель xlm-roberta-base часом

ідентифікувати ознаки травматичного досвіду там, де їх немає. Проте аналіз балансу помилок показує, що основний негативний вплив перекладу зосереджений саме у зоні специфічності, а не чутливості, що дозволяє системі стабільно виявляти реальні ознаки розладу навіть крізь призму мовної адаптації.

Виключно високі показники площі під кривою (ROC-AUC), що становлять 0,962 для англійської та 0,940 для української мови, дозволяють класифікувати обидві моделі як «відмінні» згідно із загальноприйнятою шкалою прогностичної якості медичних та психологічних тестів. Мінімальна деградація метрики AUC на 2,3% при зміні мовного середовища є фундаментальним доказом того, що трансформерні архітектури здатні розпізнавати глибинні, інваріантні семантичні структури людського горя та стресу, які залишаються незмінними незалежно від мови вираження. Отримані експериментальні дані переконливо доводять, що використання мультимовних моделей у синергії з машинним перекладом є не просто життєздатною, а й найбільш раціональною стратегією для швидкого розгортання інтелектуальних інструментів психологічної підтримки в Україні за умови подальшої відсутності реальних підтверджених даних українською мовою. Це дозволяє забезпечити високу діагностичну якість при мінімальних часових та ресурсних витратах на підготовку даних, що є критично важливим для надання оперативної допомоги військовослужбовцям та цивільним особам у режимі реального часу.

Висновки

У межах проведеного науково-практичного дослідження розроблено та всебічно верифіковано комплексну методику автоматизованої класифікації текстових даних для ідентифікації ознак посттравматичного стресового розладу (ПТСР). Основний фокус роботи зосереджено на порівняльному аналізі ефективності сучасних архітектур трансформерів, зокрема моделей *distilbert-base-uncased* та *xlm-roberta-base*, в умовах роботи з оригінальними англійськими текстами та адаптованим україномовним сегментом. Результати проведених експериментів переконливо доводять, що технології глибинного навчання здатні успішно розпізнавати складні лінгвістичні та емоційні маркери психічних розладів, зберігаючи високу прогностичну цінність навіть за умови використання автоматичного машинного перекладу для підготовки навчальних корпусів. Це відкриває значні перспективи для швидкого розгортання систем психологічного моніторингу в українському цифровому середовищі, де спостерігається гострий дефіцит верифікованих локальних наборів даних. Репрезентативність отриманих результатів базується на використанні збалансованого корпусу даних обсягом у 4822 записи,

де цільовий клас розміром 2042 тексти охоплює широкий спектр вербального вираження травматичного досвіду. Важливою методологічною перевагою стало формування контрольної групи з 2780 записів за комбінованим принципом, що включав не лише нейтральний контент, а й описи інших психологічних станів. Такий підхід дозволив моделям вийти за межі простої ідентифікації негативного сентименту та зосередитися на специфічних клінічних маркерах ПТСР, що підтверджується семантичним аналізом хмар слів. Візуалізація даних продемонструвала високий ступінь ізоморфізму семантичних структур: англійське ядро («*feel*», «*know*», «*ptsd*») знайшло точне відображення в українських відповідниках («*відчуваю*», «*знаю*», «*стресовий*»), що гарантує збереження діагностичної цінності текстів після їхньої мовної адаптації. Кількісні показники ефективності продемонстрували високу стабільність обраних архітектур. Англійська модель досягла еталонної точності на рівні 0.90 при збалансованому показнику F1-score 0.88. Найбільш значущим результатом є продуктивність україномовної версії на базі *xlm-roberta-base*, яка показала загальну точність 0.85, зберігши при цьому ідентичний до оригіналу рівень повноти (Recall) дорівнює 0.88. Це свідчить про те, що незважаючи на певну деградацію специфічності та зростання кількості хибно-позитивних результатів через вплив машинного перекладу, модель не втрачає здатності виявляти реальні випадки розладу. В умовах первинного медичного скринінгу такий пріоритет повноти над точністю є критично важливим, оскільки ціна пропущеного випадку (хибного негативу) є значно вищою за помилкову гіпердіагностику. Аналіз ROC-кривих підтверджує відмінну прогностичну якість обох моделей: показник AUC склав 0.962 для англійської та 0.940 для української мов. Мінімальне зниження метрики AUC на 2,3% при переході між мовами є ключовим доказом стійкості трансформерних архітектур до міжмовної конвертації. Це підтверджує гіпотезу про те, що нейронні мережі успішно розпізнають інваріантні семантичні структури травматичного досвіду, незалежно від морфологічної складності мови вираження. Виявлене зміщення україномовної моделі у бік помилок типу «*false positive*» є закономірним наслідком автоматизованої адаптації професійної лексики, проте загальний результат залишається цілком достатнім для практичного впровадження. Практичне значення роботи полягає у можливості створення інтелектуальних систем підтримки ментального здоров'я, здатних функціонувати в режимі реального часу. Розроблений конвеєр, що включає багаторівневу стратегію перекладу через Google Translate API для коротких записів та LLM для складних структур, забезпечує високу швидкість та стабільність обробки даних. Такі інструменти можуть стати основою для цифрових платформ

допомоги військовослужбовцям та цивільним особам, що постраждали внаслідок збройної агресії. Подальший розвиток дослідження вбачається у донавчанні моделей на нативних україномовних корпусах та інтеграції методів пояснювального штучного інтелекту (ХАІ) для підвищення прозорості та інтерпретованості прийнятих діагностичних рішень.

Список використаної літератури

- [1] Sawalha J., Yousefnezhad M., Shah Z. et al. Detecting Presence of PTSD Using Sentiment Analysis From Text Data // *Frontiers in Psychiatry*. – 2022. – Vol. 12. – Art. 811392. – DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.811392> (дата звернення: 05.01.2026).
- [2] Blekic W., D'Hondt F., Shalev A. Y., Schultebrucks K. A systematic review of machine learning findings in PTSD and their relationships with theoretical models // *Nature Mental Health*. – 2025. – Vol. 3. – P. 139-158. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s44220-024-00351-4> (дата звернення: 07.01.2026).
- [3] Yuan Y., Liu Z., Miao W., Tian X. Automatic screening for posttraumatic stress disorder in early adolescents following the Ya'an earthquake using text mining techniques // *Frontiers in Psychiatry*. – 2024. – Vol. 15. – Art. 1439720. – DOI: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2024.1439720> (дата звернення: 10.01.2026).
- [4] Srinivasan M., Bhatia A. Using NLP to Detect Mental Health Disorders Through Patient Narratives // *ResearchGate*. – 2024. – Режим доступу: <https://www.researchgate.net/publication/380123456> (дата звернення: 11.01.2026).
- [5] Шевчук А. В., Яновець А. І., Стернічук В. Б. Нейромеревні моделі у перекладі німецькомовних і англомовних текстів // *Академічні студії. Серія «Гуманітарні науки»*. – 2025. – № 3. – С. 12-18. – DOI: <https://doi.org/10.52726/as.humanities/2025.3.12> (дата звернення: 13.01.2026).
- [6] Ольховська А., Андрущенко Ю. Експериментальне дослідження впливу машинного перекладу на якість перекладу // *Вісник Харківського національного університету імені В. Н. Каразіна. Серія «Іноземна філологія»*. – 2024. – № 99. – С. 76-84. – Режим доступу: <https://periodicals.karazin.ua/foreignphilology/article/view/23867> (дата звернення: 18.01.2026).
- [7] Wu Y., Chen J., Mao K., Zhang Y. Automatic Post-Traumatic Stress Disorder Diagnosis via Clinical Transcripts: A Novel Text Augmentation with Large Language Models // *IEEE WIVM*. – 2023. – P. 1957-1962. – DOI: <https://doi.org/10.1109/WIVM59613.2023.10385704> (дата звернення: 16.01.2026).
- [8] Chen F., Ben-Zeev D., Sparks G. et al. Detecting PTSD in Clinical Interviews: A Comparative Analysis of NLP Methods and Large Language Models // *arXiv preprint*. – 2025. – arXiv:2504.01216. – Режим доступу: <https://arxiv.org/abs/2504.01216> (дата звернення: 18.01.2026).
- [9] Sharma C., Vaid A., Sharma K. Natural Language Processing in SAP: Enhancing User Interactions and Data Analysis through NLP // *IJCSET*. – 2024. – Vol. 2. – P. 58-76 – ISSN: 3048-5355 (дата звернення: 19.01.2026).
- [10] Журко Д., Білоус І. Використання моделей вкладання слів в обробці природної мови // *Технічні науки та технології*. – 2025. – № 1 (39). – С. 151-160. – DOI: [https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-1\(39\)-151-160](https://doi.org/10.25140/2411-5363-2025-1(39)-151-160) (дата звернення: 20.01.2026).
- [11] Gardazi N. M., Daud A., Malik M. K. et al. BERT applications in natural language processing: a review // *Artificial Intelligence Review*. – 2025. – Vol. 58, No. 166. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11162-5> (дата звернення: 21.01.2026).
- [12] Черняк І. О. Дослідження можливостей моделі DistilBERT для подальшого використання в системі автоматизації електронного документообігу // *Вчені записки ТНУ імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки*. – 2024. – Т. 35 (74), № 5. – УДК 004.01. – DOI: <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.5.1/47> (дата звернення: 28.01.2026).
- [13] He Q., Veldkamp B. P., Glas C. A. W., de Vries J. Automated Professional Diagnosis of Posttraumatic Stress Disorder Using Text Mining Techniques // *Journal of Psychopathology and Behavioral Assessment*. – 2012. – Vol. 34. – P. 40-47. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10862-011-9259-3> (дата звернення: 24.01.2026).
- [14] He Q., de Vries J., Veldkamp B. P. et al. Text Mining for Posttraumatic Stress Disorder Risk Detection // *In: Healthcare Data Analytics*. – 2015. – P. 349-362. – DOI: <https://doi.org/10.1201/b18597-17> (дата звернення: 25.01.2026).
- [15] Miranda J., Kim Y., Shing H.-C. et al. Real-time extraction of RDoC criteria from clinical notes of PTSD patients using NLP // *Scientific Reports*. – 2024. – Vol. 14. – Art. 12543. – DOI: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-63124-y> (дата звернення: 26.01.2026).
- [16] Lorenzoni G., Silva D., Santos R. et al. Depression and PTSD detection: an assessment of machine learning and NLP techniques // *Journal of Medical Systems*. – 2025. – Vol. 49. – Art. 102. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s10916-024-02102-w> (дата звернення: 28.01.2026).

Received (Надійшла) 20.12.2025

Accepted for publication (Прийнята до друку) 10.01.2026

Publication date (Дата публікації) 27.03.2026