

УДК 004.8

Шимко А.С., Зваричук М.Д., Собко О.В.

*Хмельницький національний університет*

## **ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ МЕТОДУ ВИЯВЛЕННЯ СТРЕСУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ВІЗУАЛЬНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЛИЧЧЯ ЗА ФОТО НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ**

*У даному дослідженні розглянуто проблему автоматизованого виявлення стресу за фотозображенням обличчя як актуальну задачу комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Запропоновано підхід на основі глибинних нейронних мереж із використанням архітектури MobileNetV2, адаптованої до бінарної класифікації станів «стрес» та «без стресу». Проведено попередню обробку та аугментацію зображень із Stress Faces Dataset, що забезпечило покращене узагальнення моделі. Розроблено інтелектуальну систему з модульною архітектурою для інтеграції у веб- та мобільні платформи, яка здійснює повний цикл аналізу: завантаження фото, обробку, прогнозування та візуалізацію результатів. Експериментальні дослідження підтвердили високу точність класифікації на рівні 86 %, що перевищує показники існуючих методів. Результати демонструють ефективність підходу для неінвазивної оцінки психоемоційного стану, відкриваючи перспективи застосування у психологічній підтримці, дистанційній медицині, освітній аналітиці та системах безпеки.*

*This study considers the problem of automated stress detection from facial images as a relevant task of computer vision and artificial intelligence. An approach based on deep neural networks using the MobileNetV2 architecture, adapted to the binary classification of “stress” and “non-stress” states, is proposed. Pre-processing and augmentation of images from the Stress Faces Dataset were performed, which provided improved generalization of the model. An intelligent system with a modular architecture for integration into web and mobile platforms was developed, which performs a full cycle of analysis: photo loading, processing, prediction and visualization of results. Experimental studies confirmed high classification accuracy at 86%, which exceeds the performance of existing methods. The results demonstrate the effectiveness of the approach for non-invasive assessment of psycho-emotional state, opening up prospects for application in psychological support, remote medicine, educational analytics and security systems.*

Стрес розглядається як універсальна фізіологічна й психологічна реакція організму на вимоги, що перевищують можливості адаптації [1, 2]. Він супроводжується активацією симпатичної нервової системи, змінами серцевого ритму, дихання, тону м'язів і впливає на роботу мозкових структур, зокрема амігдали, що відповідає за емоційну регуляцію [3]. Тривалий стрес підвищує ризик розвитку тривожних і депресивних розладів, порушень сну та соматичних проявів.

Важливими зовнішніми маркерами стресу є мімічні зміни: напруження щелепи, розширені зіниці, підняття брів, неприродна посмішка чи відкритий рот. Ці мікровирази пов'язані з гормональними реакціями та механізмом швидкої

мобілізації «бийся або тікай». Вони можуть бути використані як індикатори раннього виявлення надмірного психоемоційного навантаження [4].

В українському суспільстві рівень стресу значно зріс під впливом війни, економічної нестабільності та соціальних трансформацій. Дослідження показують, що основні джерела знервованості пов'язані з воєнними подіями, фінансовими труднощами, здоров'ям і безробіттям, а молодь частіше реагує на професійні та особисті проблеми.

За умов високого психологічного навантаження зростає потреба в об'єктивних і доступних інструментах діагностики. Використання комп'ютерного аналізу мімічних характеристик дає змогу автоматизувати процес виявлення стресу та зменшити залежність від суб'єктивних оцінок, що є важливим для збереження психічного здоров'я та своєчасного реагування на ризики [5]. Актуальність дослідження автоматизованого виявлення стресу за фотозображенням обличчя визначається поєднанням кількох чинників, серед яких зростання психоемоційного навантаження у сучасному суспільстві [6, 7], потреба у неінвазивних інструментах первинної оцінки психологічного стану [8] та активний розвиток інтелектуальних систем підтримки здоров'я [9]. Традиційні методи діагностики стресу – анкетні опитування, психофізіологічні вимірювання або клінічні інтерв'ю – часто потребують участі фахівця, значних ресурсних витрат або спеціального обладнання. На цьому тлі методи комп'ютерного зору [10], зокрема глибокі згорткові нейронні мережі [11], відкривають можливість автоматизованого аналізу мікроознак, які людина не здатна надійно оцінити без допоміжних інструментів: легких мікровиразів, змін тонуся шкіри, ступеня напруження м'язів, асиметрії погляду чи деформацій у зонах, пов'язаних із мімікою. Поширення смартфонів і камер високої якості робить інструменти візуальної діагностики доступними, що підсилює суспільний інтерес до розробки точних та етичних алгоритмів аналізу обличчя.

Сучасні CNN-моделі демонструють високу ефективність у виокремленні релевантних ознак із зображень [12], що робить їх природним інструментом для задачі виявлення емоційних та психофізіологічних станів [13]. Використання згорткових шарів дозволяє моделі фіксувати як низькорівневі текстурні характеристики – мікрорізунки шкіри, локальні напруження в м'язах навколо очей та рота – так і високорівневі композиційні патерни, пов'язані з глобальною структурою міміки. Це особливо важливо у контексті виявлення стресу, оскільки він рідко проявляється у формі яскраво виражених емоцій, натомість характеризується сукупністю тонких, мультифакторних ознак. Глибокі мережі здатні навчатися на цих складних комбінаціях ознак, що суттєво підвищує точність класифікації порівняно з класичними методами або ручними дескрипторами [14].

У рамках розглянутого дослідження застосування архітектури MobileNetV2 є обґрунтованим рішенням, оскільки такі моделі мають невелику кількість параметрів і оптимізовані для роботи на мобільних та веб-платформах. Це створює передумови для розробки систем реального часу, здатних здійснювати аналіз без необхідності передачі зображень на сервери високої потужності, що важливо як для

продуктивності, так і для захисту персональних даних. Мобільні CNN-моделі також добре піддаються донавчанню на спеціалізованих наборах даних, таких як Stress Faces Dataset, що дозволяє адаптувати фільтри згортки до характерних особливостей обличчя у стані стресу [15]. Використання аугментацій у цьому процесі сприяє підвищенню стійкості мережі до варіацій умов зйомки, освітлення, ракурсу та природної різноманітності обличчя, що наближає модель до умов реального використання [16].

Важливою перевагою CNN підходів є можливість інтерпретації результатів за допомогою теплових карт, таких як Grad-CAM, що підвищує довіру користувачів та експертів до системи. Візуалізація зон, що найбільше вплинули на прогноз, надає додатковий аналітичний інструмент для дослідження фізіологічних проявів стресу, формування більш збалансованих вибірок та покращення дизайну моделей. Це також дає змогу виявляти потенційні упередження в навчальних даних і здійснювати їхню корекцію.

Загалом, використання методів комп'ютерного зору та згорткових нейронних мереж у задачі виявлення стресу створює широкі можливості для впровадження інтелектуальних сервісів у галузі психологічного добробуту [17], телемедицини, моніторингу ризикових груп, освітньої аналітики та корпоративних систем охорони праці. Високі показники точності та узагальнювальної здатності, продемонстровані в експериментальних дослідженнях, свідчать про потенціал побудови масштабованих, економічно доступних та етично вивірених рішень, здатних забезпечити неінвазивний аналіз стану людини на основі повсякденних цифрових зображень [18]. Такий підхід розширює можливості сучасних систем підтримки здоров'я та демонструє перспективність подальшого розвитку CNN-архітектур у напрямку афективних обчислень та оцінки психоемоційних станів.

Метою роботи є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Для розпізнавання стресових станів передбачається застосування нейромережі, налаштованої для бінарної класифікації. Модель донавчається на вибірці, що містить два типи зображень обличчя — із проявами стресу та без них. Після навчання система визначає приналежність нового зображення до одного з класів, формуючи висновок про наявність чи відсутність стресових ознак. Такий підхід забезпечує більш точне та швидке виявлення стресу за візуальними параметрами обличчя.

Запропоновано метод, який передбачає три послідовні стадії: підготовку вхідного зображення, класифікацію за допомогою нейромережі та інтерпретацію отриманого прогнозу (рисунок 1). На вхід подається попередньо навчена модель бінарної класифікації та зображення обличчя, що підлягає аналізу. На першому етапі зображення приводиться до формату, сумісного з вимогами моделі глибокого навчання.



Рисунок 1 – Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням

Далі відбувається основний етап – класифікація. Нейромережа порівнює візуальні риси обличчя з шаблонами, засвоєними під час навчання, і визначає ймовірність належності до класів «стрес» або «без стресу». Такий аналіз дає можливість оцінити емоційний стан людини за єдиним фотознімком.

На завершальному етапі здійснюється узагальнення результатів. Висновок формується на основі рівня впевненості моделі у належності зображення до кожного з двох класів. Якщо ймовірність «стресу» перевищує встановлений поріг у 60%, зображення класифікується як таке, що демонструє стресові ознаки. У результаті система повертає рівні впевненості моделі та підсумковий висновок щодо наявності стресу.

Процес отримання нейромережевої моделі на основі архітектури MobileNetV2 для бінарної класифікації стресу представлено у вигляді послідовної схеми навчання (рисунок 2).

Запропонована структура відображає ключові етапи формування моделі, здатної визначати стресові стани за фотозображенням обличчя, і охоплює підготовку даних, навчання та подальшу оцінку ефективності.

На вхід подається набір зображень обличчя, що містить приклади двох класів «стрес» і «без стресу», а також обрана архітектура моделі MobileNetV2,

адаптована до завдання бінарної класифікації. Перший етап включає попередню обробку датасету: всі зображення приводяться до єдиного розміру, нормалізуються та доповнюються методами аугментації. Динамічна генерація модифікованих варіантів зображень у процесі тренування (обертання, масштабування, зсуви, дзеркальне відображення) підвищує стійкість моделі до варіацій даних і запобігає перенавчанню, що є критично важливим у випадку обмеженого набору унікальних прикладів.

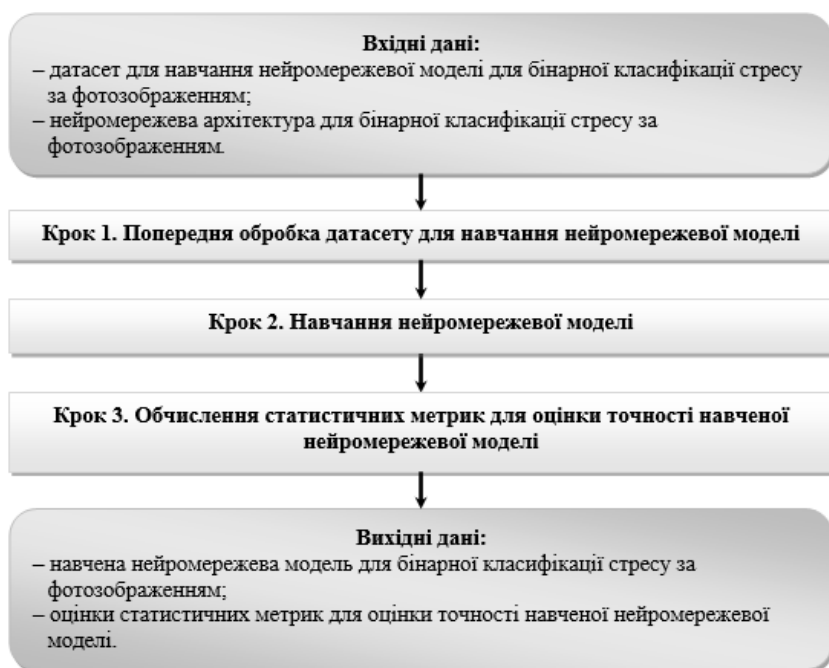


Рисунок 2 – Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням

Після підготовки даних виконується навчання архітектури MobileNetV2. На цьому етапі оптимізуються параметри моделі, що дозволяє їй розпізнавати характерні візуальні ознаки, пов'язані зі стресовими станами, та співвідносити їх з відповідним класом. Формування внутрішніх представлень відбувається на основі аналізу варіативності мімічних особливостей, які модель отримує з тренувального набору.

Завершальною стадією є оцінювання якості навченої нейромережі за допомогою метрик точності, повноти та  $F_1$ -міри. Ці показники дозволяють визначити, наскільки модель коректно розпізнає обидва класи та чи здатна вона

узагальнювати інформацію на нових даних. На виході формується готова до практичного застосування нейромережева модель, що здатна класифікувати зображення обличчя за наявністю або відсутністю ознак стресу.

Для навчання моделі було залучено датасет «Stress Faces Dataset», підготовлений Janith Ukwattage та розміщений на платформі Kaggle. Він орієнтований на бінарну класифікацію станів «stress» і «nostress» та має структуровану організацію у вигляді директорій train і test, кожна з яких містить окремі каталоги для двох класів. Представлені у вибірці зображення відрізняються за якістю та роздільною здатністю, оскільки походять з різних джерел – переважно фотографій і відеокадрів, що забезпечує природну варіативність даних і сприяє підвищенню стійкості моделі до зовнішніх змін.

У тренувальній частині міститься 4 830 зображень класу stress та 4 965 – класу nostress, а тестова вибірка включає відповідно 1 247 і 1 233 зразки. Загальний обсяг даних становить 12 275 прикладів, причому співвідношення між класами є практично симетричним, що забезпечує збалансованість навчального процесу.

Оцінювання точності моделі становить невід'ємний етап її валідації, оскільки дає змогу встановити не лише загальний рівень ефективності, а й виявити специфічні характеристики розподілу помилок. Матриця помилок слугує інструментом структурованого подання результатів класифікації, демонструючи кількість коректних і хибних рішень для кожного класу. Її інтерпретація дає змогу окреслити домінуючі типи хибних передбачень та визначити напрями подальшого вдосконалення моделі.

Точність як частка коректних рішень забезпечує загальну характеристику продуктивності. Показник влучності відображає здатність моделі мінімізувати хибнопозитивні рішення та підвищує надійність ідентифікації класу. Показник повноти характеризує спроможність моделі виявляти максимум релевантних зразків, що особливо важливо у задачах, де пропуск цільових об'єктів є критичним. Гармонізоване співвідношення цих двох характеристик задається F1-мірою, яка формує узагальнену оцінку для збалансованого аналізу помилок обох типів.

Узагальнені середні значення метрик, зокрема macro та weighted average, забезпечують цілісну інтерпретацію якості моделі: перше усуває вплив дисбалансу класів, тоді як друге відображає реальну структуру вибірки.

Динаміка функції втрат і точності, відтворена на кривих навчання, дає змогу візуалізувати процес формування параметрів моделі, виявити ознаки перенавчання або недостатнього навчання та своєчасно скоригувати конфігурацію гіперпараметрів. Аналіз цих показників формує підґрунтя для комплексного експериментального підтвердження ефективності моделі та оцінки її здатності до узагальнення.

Розроблена система виявлення стресу складається з інтегрованих модулів, що забезпечують повний цикл обробки зображення – від його подачі до класифікації та формування висновку про результати (рисунком 3).



Рисунок 3 – Розроблена система

Для оцінки точності навченої нейромережі використовувалися статистичні метрики, описані вище, метою яких було визначити здатність моделі коректно класифікувати нові, раніше невідомі зображення за двома класами: «стрес» та «відсутність стресу». Було проведено експериментальне дослідження впливу кількості епох і розміру batch на продуктивність моделі, результати якого наведено в таблиці 1.

Таблиця 1 – Точність класифікації залежно від кількості епох та batch-size

Епохи	batch-size	Accuracy, %
15	16	68
15	32	65
20	16	75
20	32	72
30	16	86
30	32	84
35	16	78
35	32	72

Згідно з даними таблиці 1, точність класифікації підвищується зі збільшенням кількості епох, досягаючи 86% при 30 епохах і batch-size = 16. Збільшення розміру batch до 32 знижує точність на всіх рівнях епох, що свідчить про ефективніше навчання при менших batch. Водночас, перевищення 35 епох призводить до ознак перенавчання моделі. Під час навчання будувалися графіки

динаміки точності та функції втрат на кожній епісі, що дозволяло оцінити стабільність навчання та своєчасно виявити потенційне перенавчання. Результуючі криві точності та втрат наведено на рисунку 4.

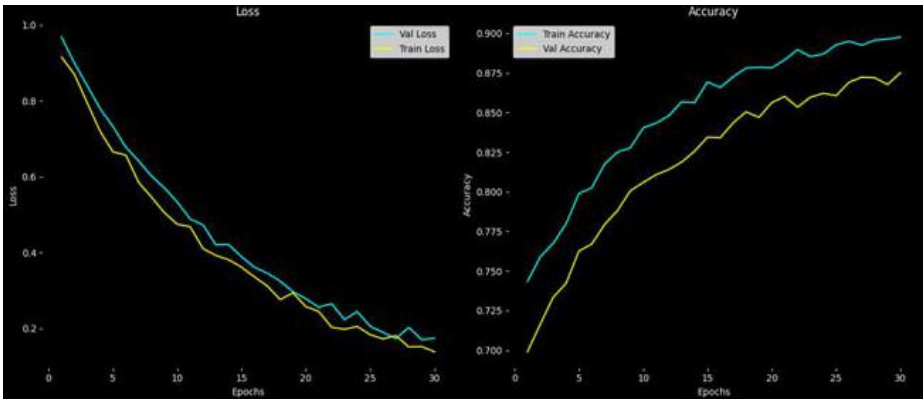


Рисунок 4 – Графіки точності та втрат

На графіку відображено зміну функції втрат і точності протягом 30 епох навчання. Результати демонструють стабільну роботу моделі: тренувальна точність перевищує 90 %, а валідаційна досягає 86 %, що свідчить про відсутність перенавчання. Функція втрат поступово зменшується для обох наборів даних, підтверджуючи покращення узгодженості моделі.

Для детальнішого аналізу ефективності класифікації було використано матрицю помилок, яка відображає відповідність між реальними та передбаченими класами (рисунку 5).

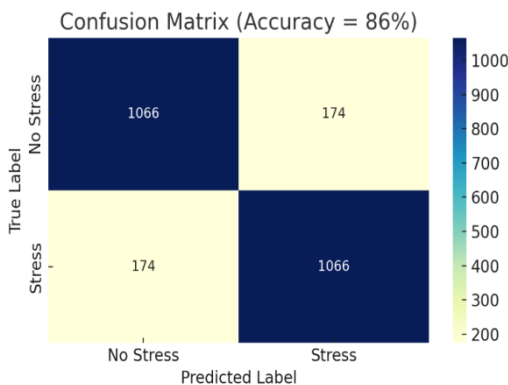


Рисунок 5 – Матриця сплутувань

Для детальної оцінки точності моделі застосовано метрики влучності, повноти та  $F_1$ -міри (рисунок 6). Отримані результати демонструють, що модель ефективно класифікує зображення за ознаками стресу та їх відсутністю. Значення влучності і повноти на рівні 86 % свідчать про збалансовану продуктивність для обох класів.

$F_1$ -міра, також становлячи 86 %, підтверджує узгодженість між влучністю та повнотою. Таким чином, навчена модель MobileNetV2 досягає точності 86 % на валідаційній вибірці для задачі класифікації «стрес» та «без стресу».

Розробка та дослідження нейромережевої моделі на основі архітектури MobileNetV2 для виявлення стресових станів за фотозображеннями обличчя показали високу ефективність запропонованого підходу та обґрунтованість використання методів глибокого навчання у задачах автоматизованого визначення емоційного стану людини. Проведений аналіз включав послідовну обробку вхідних даних, початкову підготовку та аугментацію датасету, навчання моделі з оптимізацією параметрів нейронної мережі, а також оцінку результатів за допомогою комплексного набору статистичних метрик, що включав точність, влучність, повноту,  $F_1$ -міру, а також візуалізацію процесу навчання через криві втрат і точності.

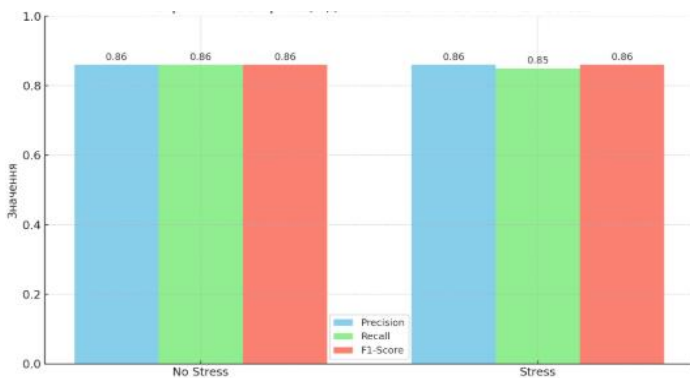


Рисунок 6 – Метрики влучності, повноти та  $F_1$ -міри моделі

Експериментальні дослідження продемонстрували, що модель здатна узагальнювати знання на нових, раніше невідомих зображеннях, забезпечуючи точність класифікації на рівні 86 % при оптимальних параметрах навчання. Високі показники влучності та повноти для обох класів підтверджують збалансовану продуктивність, а узгодженість цих характеристик, зафіксована через  $F_1$ -міру, свідчить про ефективність та стабільність роботи нейромережі. Аналіз матриці помилок дозволив виявити мінімальні дисбаланси в класифікації та підтвердив

переваги запропонованого підходу для розпізнавання як наявності, так і відсутності ознак стресу на обличчі.

Завдяки використанню аугментації даних та належного попереднього опрацювання зображень, модель виявила високу стійкість до різних варіацій фотозображень, що включали зміни роздільної здатності, ракурсів, освітлення та інших умов зйомки. Це забезпечує її практичну придатність для використання у реальних умовах, де вхідні дані можуть мати високу мінливість і нерівномірність.

Отримані результати свідчать про те, що застосування нейромережових методів для виявлення стресу за фотозображеннями є доцільним та ефективним. Запропонований підхід дозволяє автоматизувати процес оцінки емоційного стану людини, знижує суб'єктивність традиційних методів спостереження та дає змогу швидко реагувати на прояви стресу, що має важливе значення для профілактики психічного перенавантаження, покращення психологічного комфорту та підвищення продуктивності в різних сферах діяльності.

Таким чином, розроблена інтелектуальна система може виступати надійним інструментом для ранньої діагностики стресових станів, сприяє вдосконаленню існуючих методів моніторингу психоемоційного стану та відкриває перспективи для подальшого впровадження штучного інтелекту у психологічну практику, охорону здоров'я та соціальні дослідження. Отримані результати підкреслюють значущість поєднання нейромережових технологій і аналізу візуальних характеристик обличчя для створення ефективних і доступних рішень у сфері емоційної діагностики та моніторингу стресу.

### Перелік посилань

1. Altered Functional Connectivity of the Default Mode Network in Patients with Uncontrolled Hypertension / J. Zhou et al. *Brain Sciences*. 2023. Vol. 13, no. 2. P. 310.
2. ПТСР: все, що необхідно знати - причини, симптоми та лікування. ГМКА. 2023. URL: <https://gmka.org/uk/articles/ptsr-vse-shho-neobhidno-znaty-prychyny-symptomy-ta-likuvannya/>
3. Physiological Responses to Stress. EBSCO. URL: <https://www.ebsco.com/research-starters/health-and-medicine/physiological-responses-stress>
4. García Q., Barbas A., Lázaro M. Neuroinflammation and neurodegeneration: A two-way road. *Nature Reviews Neuroscience*. 2010. Vol. 11, no. 3. P. 259–262.
5. Smith J., Jones M. The effects of X on Y: A comprehensive study. *Journal of Research*. 2006. Vol. 34, no. 2. P. 123–130.
6. Mazurets O., Vit R. Practical Application of Method of Thematic Classification of Text Information Using LDA. *Information Technology and Implementation (Satellite)*. Proceedings 11th International Conference. November 21, 2024. Kyiv, Ukraine. 2024. Pp. 151-152.
7. Віт Р.В., Мазурець О.В. Тематична класифікація текстової інформації засобами обробки природної мови. Збірник наукових праць XXIII Міжнародної наукової конференції «Нейромережні технології та їх застосування НМТі3-2024». 11-12 грудня 2024. Краматорськ-Тернопіль, ДДМА. 2024. с. 63-66.
8. Овчарук О.М., Мазурець О.В. Нейромережове діагностування проявів ПТСР у текстовому контенті з використанням помилко-орієнтованого навчального набору даних. *Науковий*

- журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №6, Т.1 (343). С. 195-200.
9. Крак Ю.В., Дідур В.О., Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Залуцька О.О., Бармак О.В. Метод виявлення політичної пропаганди в інтернет-контенті нейромережевими засобами обробки природної мови. Науковий журнал «Проблеми програмування». Київ, 2024, №2-3. с. 288-295.
10. Овчарук О.М., Мазурець О.В. Нейромережева архітектура з квантовим шаром для аналізу текстових повідомлень на прояви посттравматичного стресового розладу. Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні». Київ, 2024. №13 (41). С. 1192-1204.
11. Мазурець О.В., Тимофієв І.А., Кліменко В.І., Тищенко О.О. Метод виявлення депресивного стану пов'язаного із навчанням у закладах освіти із використанням нейромережі дуальної архітектури. Науковий журнал «Вісник Херсонського національного технічного університету». 2024. №4 (91). С. 311-318.
12. 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.
13. Овчарук О.М., Мазурець О.В. Нейромережевий метод діагностування психологічних розладів за аналізом повідомлень на основі роздільного підходу до класифікації. Міжнародний науково-технічний журнал «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах». № 1, 2025. с. 210-216.
14. Murava V., Zalutska O., Didur V., Mazurets O. Software architecture of information system for exchanging LLM thematic prompts. Global Trends in the Development of Information Technology and Science. Proceedings IV International Scientific and Practical Conference. June 25-27, 2025. Stockholm, Sweden. Pp. 121-127.
15. Юрченко Д.Ю., Овчарук О.М., Мазурець О.В., Шевчук П.О. Метод використання нейромережі гібридної архітектури для визначення емоційної тональності текстових повідомлень. Міжнародний науково-технічний журнал «Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах». № 2, 2025. с. 136-141.
16. Мазурець О.В., Козенко О.В., Собко О.В. Метод автоматизованого підбору відповідей на користувачькі запитання за семантичною подібністю. Матеріали XII Всеукраїнської науково-практичної конференції «Глушковські читання». Київ – 2023. с. 106-109.
17. Shevchuk P., Molchanova M., Mazurets O. Software for Text Messages Reliability Analysis Based on the Machine Learning Models Ensemble. Proceedings of IV International Scientific and Practical Conference «Innovative research and perspectives of the development of science and technology». January 29-31, 2024. Stockholm, Sweden. 2024. Pp. 347-354.
18. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Собко О.В., Віт Р.В., Назаров В.В. Алгоритм виявлення аб'юзивного вмісту в україномовному аудіоконтенті для імплементації в об'єктно-орієнтовану інформаційну систему. Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету» серія: Технічні науки. Хмельницький, 2024. №1 (331). С. 101-106.
19. Mazurets O.V., Sobko O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Yurchak A.V. Practical Implementation of Neural Network Method for Stress Features Detection by Social Internet Networks Posts. Global Science: Prospects and Innovations. Proceedings of the II International Scientific and Theoretical Conference «Scientific Review of the Actual Events, Achievements and Problems». May 31, 2024. Berlin, Federal Republic of Germany: International Center of Scientific Research. 2024. Pp. 160-167.