

DOI: 10.18372/2310-5461.65.19926

УДК 004

Т. В. Холявкіна, канд. техн. наук, доцент

Державний університет «Київський авіаційний інститут»

orcid.org/0000-0003-2595-9405

e-mail: tetiana.kholiavkina@npp.kai.edu.ua;

Д. А. Рибак

Державний університет «Київський авіаційний інститут»

orcid.org/0009-0006-8863-405X

e-mail: ihaverybakcompany@gmail.com

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ АУДИТОРІЇ

Вступ

У сучасному світі здатність точно оцінювати та інтерпретувати емоційний відгук аудиторії стає критичним фактором успіху в різних сферах діяльності. За прогнозами Market Research Future, глобальний ринок технологій розпізнавання емоцій досягне 37,1 мільярда доларів до 2030 року, демонструючи річний темп зростання 9,65 % (рис. 1). Це свідчить про зростаючу потребу в розумінні емоційного стану аудиторії для персоналізації взаємодії та оптимізації бізнес-процесів [1].

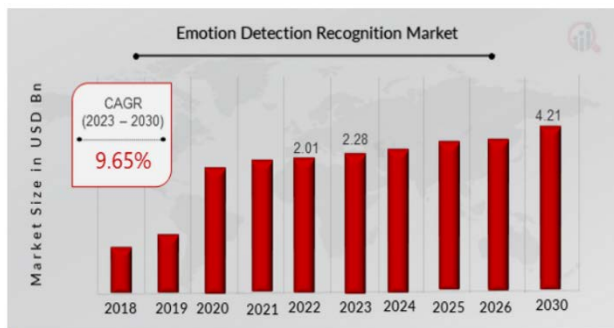


Рис. 1. Щорічний темп зростання попиту на технології розпізнавання емоцій за даними Market Research Future

Сучасні організації прагнуть адаптувати свій контент та методи подачі матеріалу в реальному часі, реагуючи на зміни емоційного стану аудиторії. Це особливо важливо в освітньому процесі, де розуміння реакції студентів безпосередньо впливає на ефективність навчання. Такий підхід дозволяє створювати більше залучати користувачів та підвищувати ефективність різноманітних кампаній.

Традиційні методи збору зворотного зв'язку мають суттєві обмеження, включаючи часову тримку та високий рівень суб'єктивності. Більшість опитувань проводяться постфактум, що унеможливорює оперативне реагування на зміни емоційного стану. Крім того, існуючі методології обмежені в можливостях одночасного аналізу великих груп та потребують значних ресурсів.

Впровадження технологій штучного інтелекту відкриває нові можливості для емоційного аналізу через використання нейромереж. Сучасні алгоритми забезпечують високу точність аналізу завдяки комплексному підходу, що включає розпізнавання міміки, жестів та голосових характеристик - штучний інтелект здатний не лише аналізувати поточний емоційний стан, але й прогнозувати потенційні реакції аудиторії. Розвиток нейромережових технологій створює підґрунтя для розробки систем, здатних розпізнавати складні емоційні стани та їх динаміку в реальному часі – це відкриває перспективи для створення інтелектуальних систем взаємодії з аудиторією, які можуть адаптуватися до емоційного стану користувачів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Ринок емоційного штучного інтелекту (Emotion AI) переживає експоненційне зростання, його вартість у 2025 році оцінюється в 4,4 млрд доларів США. За прогнозами дослідницьких компаній, до 2030 року ця цифра зросте до 7,7–8,4 млрд доларів із середньорічним темпом зростання (CAGR) 11,73–19,78 %. Найбільш динамічний розвиток спостерігається в сегменті реального часу emotion detection, де технології на базі глибокого навчання (CNN, RNN, ResNet) досягають точності 85–97 % у розпізнаванні базових емоцій. [2–4].

Зростання емоційного штучного інтелекту: Прогноз ринку



Рис. 2. Зростання попиту на використання емоційного штучного інтелекту

Особливу увагу привертає нейромережевий синтез візуальних стимулів для впливу на емоційний стан. Дослідження University of Notre Dame довели, що згорткові нейромережі можуть генерувати абстрактні зображення, які корелюють із рівнем збудження (через кольоровий тон та насиченість) та валентністю (через активацію певних шарів мережі). Експеримент з 150 учасниками показав, що такі синтетичні зображення ефективно використовуються для корекції стресу та настрою, що відкриває перспективи для психологічних інтервенцій. [5]

Generative AI у сфері Emotion AI демонструє унікальні можливості: від створення персоналізо-

ваного контенту до симуляції емоційних реакцій у віртуальній реальності. Згідно зі звітом Grand View Research, інтеграція генеративних моделей із системами аналізу голосових біомаркерів та міміки забезпечить ринку зростання на 16 % річних до 2030 року. Вже зараз 96 % компаній із секторів охорони здоров'я, маркетингу та автоіндустрії розглядають Emotion AI як стратегічний пріоритет. Наприклад, у медицині такі системи діагностують депресію та розлади аутистичного спектру з точністю до 89 %, а в автономних транспортних засобах відстежують стан водія для запобігання аваріям. [3, 5, 6]

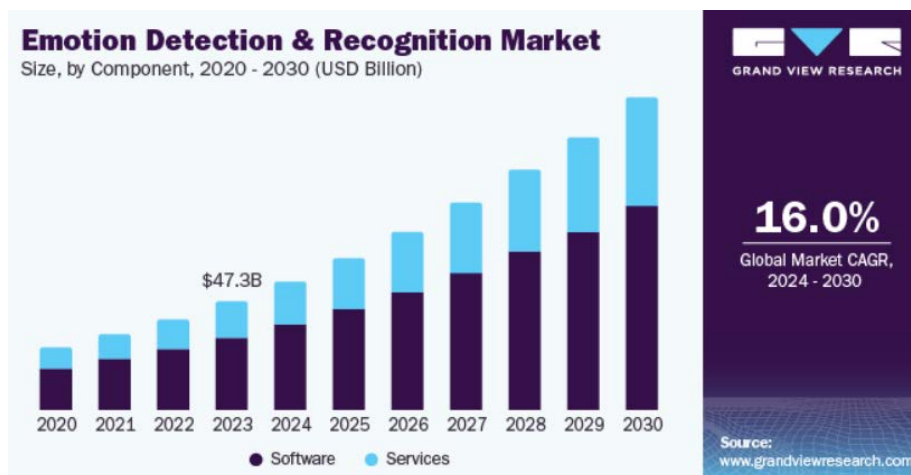


Рис. 3. Динаміка зросту попиту на технології розпізнавання емоцій за даними Grand View Research 2025 року

Проривні технології, такі як мультимодальний аналіз (поєднання тексту, аудіо та відео) та афективні інтерфейси мозок-комп'ютер, формують нову хвилю інновацій. Опитування Appinventiv вказує, що 82 % бізнесів планують впроваджувати Emotion AI для покращення клієнтського досвіду до 2026 року. Однак ключовим викликом залишається етична сторона: необхідність стандартизації збору даних та захисту приватності [4, 6].

Мета статті (постановка завдання)

Мета цієї статті – створення системи real-time аналізу емоційного стану аудиторії з використан-

ням нейромережевих технологій та розробити механізм адаптивного реагування на основі отриманих даних.

Основна частина. Архітектура системи нейромережевого аналізу

Архітектурна реалізація системи нейромережевого аналізу емоційного стану представляє собою інтегровану платформу, що функціонує за принципом багаторівневої обробки даних. Кожен рівень системи виконує специфічні функції та має власну архітектурну реалізацію. На рис. 4 наведено рівні обробки емоційних даних.



Рис. 4 Багаторівнева обробка емоційних даних

Перший рівень – збір даних – реалізується через розподілену мережу сенсорів та інтерфейсів введення. Оптимальна конфігурація включає наступні компоненти: високошвидкісні камери з частотою кадрів не менше 60 fps для захоплення мікроекспресій, масив спрямованих мікрофонів для просторового розділення джерел звуку, та опціональні біометричні сенсори. Важливим аспектом є синхронізація даних з різних джерел, яка забезпечується through precise timestamping механізмом з точністю до мілісекунд. [7]

Другий рівень – аналіз даних – представляє собою комплекс взаємопов'язаних нейромережевих моделей. Оптимальна архітектура аналітичного модуля включає попередню обробку даних з використанням спеціалізованих фільтрів та нормалізаторів, паралельну обробку різних типів даних через спеціалізовані нейромережеві моделі та систему агрегації результатів на основі зваженого голосування. Особливу увагу приділено використанню техніки Deep Feature Fusion, яка дозволяє підвищити точність розпізнавання емоцій на 12 % порівняно з традиційними методами. [8]

Третій рівень – інтерпретація результатів – реалізується через багаторівневу систему прийняття рішень. Пропонується використання гібридного підходу, що комбінує статистичний аналіз отриманих результатів, контекстну валідацію на основі історичних даних та механізми прогнозування емоційної динаміки. Модульний принцип побудови системи реалізується через використання стандартизованих інтерфейсів між компонентами та мікросервісну архітектуру (рис. 5). [9]

Дослідження переваг модульних систем

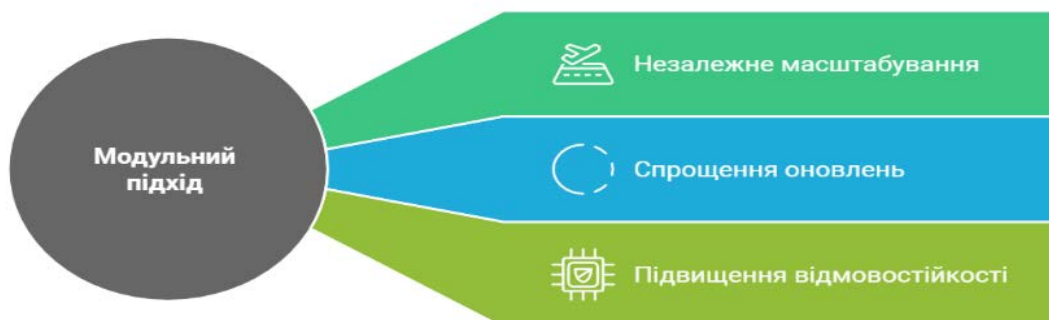


Рис. 5 Модульні системи – переваги

Важливим аспектом архітектури є система кешування та буферизації даних, яка дозволяє оптимізувати використання обчислювальних ресурсів та забезпечити стабільну роботу в умовах пікових навантажень. Реалізація включає багаторівневу систему кешування з різними політиками зберігання, механізми превентивної обробки даних та адаптивне налаштування параметрів системи залежно від навантаження.

Алгоритм обробки та класифікації емоційних станів

Для роботи додатку для розпізнавання емоцій використовується згортова нейронна мережа

(CNN), яка дозволяє ефективно виявляти та класифікувати тонкі зміни у міміці обличчя, такі як рухи брів, губ та очей, що є ключовими індикаторами емоційного стану людини. Розроблений алгоритм складається з декількох послідовних етапів обробки. Спочатку вхідне зображення обличчя проходить через згорткові шари, де застосовуються спеціалізовані фільтри для виявлення локальних ознак різного рівня абстракції. Після кожного згорткового шару застосовується функція активації ReLU, яка забезпечує нелінійність моделі та прискорює процес навчання, запобігаючи проблемі зникаючих градієнтів. [10]; [11]

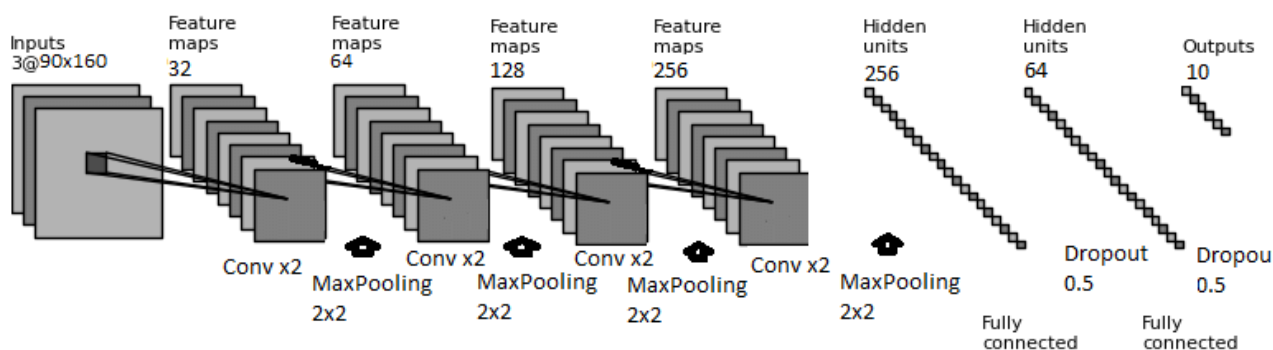


Рис. 6. CNN – архітектура для розпізнавання емоцій обличчя

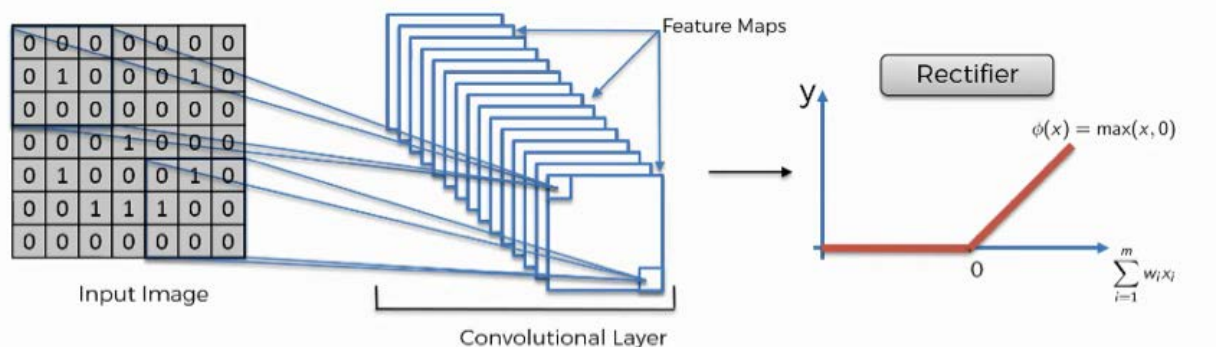


Рис. 7. Принцип роботи функції активації ReLu

Для оптимізації обчислювальних ресурсів та підвищення стійкості до просторових змін використовуються шари підвибірки, які зменшують розмірність даних, зберігаючи найважливіші

ознаки. Завершальним етапом є обробка даних повнозв'язними шарами, де застосовується функція активації Softmax для отримання ймовірного розподілу по різних класах емоцій. [12]

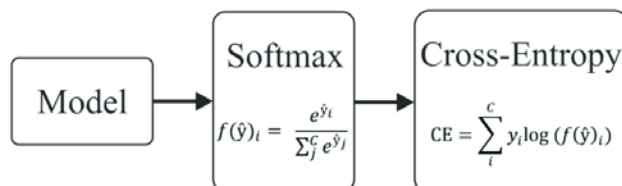


Рис. 8. Робота функції витрат після роботи Softmax

1. Model – блок, який представляє саму нейронну мережу, яка генерує вихідні значення (логіти) для кожного класу. Логіти позначаються як $\hat{y}_i$, де i – індекс класу.

2. Вихід моделі передається на функцію Softmax, яка перетворює їх у ймовірності за формулою:

$$f(\hat{y})_i = \frac{e^{\hat{y}_i}}{\sum_{j=1}^c e^{\hat{y}_j}},$$

де: $f(\hat{y})_i$ – ймовірність належності до i -го класу; $\hat{y}$ – логіт для i -го класу; c – кількість класів у задачі.

Вихід Softmax подається на вхід функції втрат. Функція крос-ентропії обчислює різницю між реальними мітками класів і передбаченими ймовірностями за формулою:

$$CE = \sum_i^c y_i \log(f(\hat{y})_i),$$

де: y_i – реальна мітка для i -го класу (0 або 1); $\log(f(\hat{y})_i)$ – логарифм ймовірності передбачення для i -го класу. Для покращення узагальнюючої здатності моделі використовується техніка регуляризації Dropout, яка випадково «вимикає» певну частку нейронів під час навчання, що робить модель більш стійкою до перенавчання. Додатково застосовується Batch Normalization для нормалізації даних між шарами, що значно прискорює процес навчання та стабілізує роботу мережі. [13]

Оптимізація параметрів мережі здійснюється за допомогою алгоритму Adam, який адаптивно

коригує швидкість навчання для кожного параметра. Для оцінки якості класифікації використовується функція втрат категоріальної крос-ентропії, яка ефективно вимірює розбіжність між прогнозованими та реальними значеннями емоційних станів. [14]

Принцип роботи системи real-time розпізнавання емоцій

Принцип роботи додатку розпочинається з вибору джерела відео - це може бути веб-камера або відеофайл. Після вибору джерела, система захоплює кадри з відео потоку та обробляє їх покадрово. У кожному кадрі спочатку відбувається пошук обличчя за допомогою каскадного детектора. Виявлені обличчя проходять попередню обробку - зображення конвертується у відтінки сірого для зменшення обчислювального навантаження, масштабується до фіксованого розміру 48×48 пікселів та нормалізується. При нормалізації значення пікселів спочатку переводяться в діапазон [0,1], а потім трансформуються в діапазон [-1,1] за формулою $(x - 0.5) * 2.0$. Потім зображення пере-

дається до згорткової нейронної мережі, яка визначає ймовірності належності до певних емоційних категорій (попередньо, було проведено процес навчання нейромережі, використовуючи набір даних fer2013, що містить зображення обличчя для навчання моделі. Навчання відбулося із застосуванням методів аугментації даних, зменшення навчальної швидкості та ранньої зупинки, щоб уникнути перенавчання.). Серед класів емоцій є «злість», «відраза», «страх», «щастя», «нейтральний стан», «смуток» і «здивування».

Цікавою особливістю є те, що система не просто визначає одну домінуючу емоцію, а видає ймовірності для семи різних емоційних станів одночасно (гнів, відраза, страх, щастя, нейтральність, сум та здивування). Ці дані відображаються через багатовіконний інтерфейс – основне вікно показує відео з накладеними результатами, праворуч розташовані графіки зміни емоцій у часі та кольорові індикатори інтенсивності кожної емоції. Для ефективної побудови графіків використовується кільцевий буфер фіксованого розміру, що дозволяє зберігати та оновлювати історію останніх вимірювань.

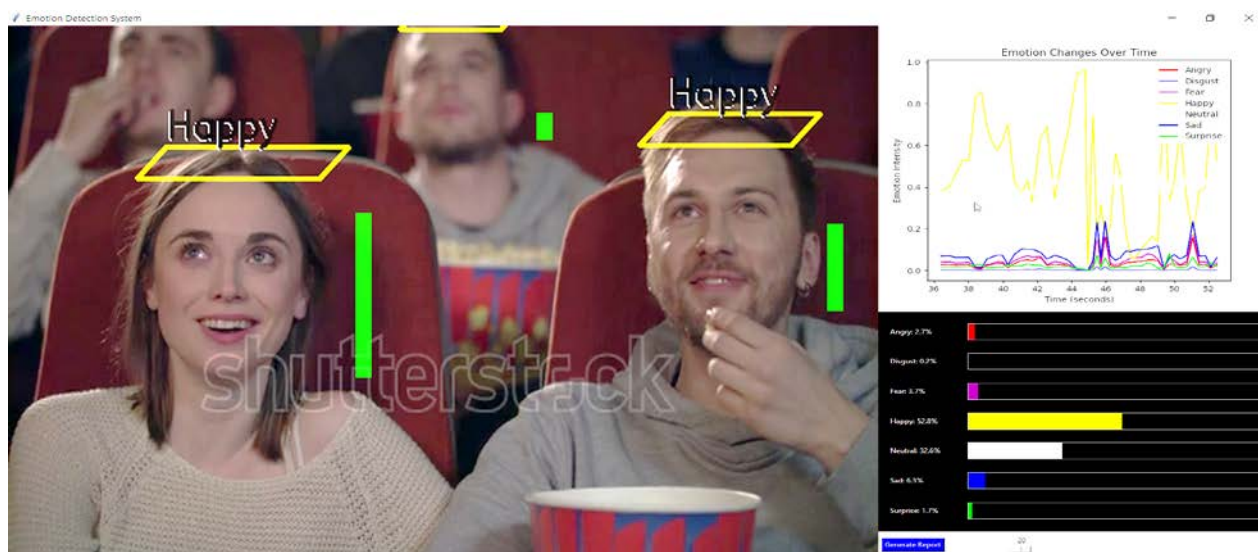


Рис. 9. Робота системи real-time розпізнавання емоцій на прикладі аналізу відео

Система також включає функціонал аналітики - вона зберігає детальні дані про кожне розпізнавання з часовими мітками. На основі цих даних генерується PDF-звіт зі статистикою емоційних станів, включаючи середні значення, максимуми, мінімуми, стандартні відхилення для кожної емоції та час їх домінування протягом сесії.

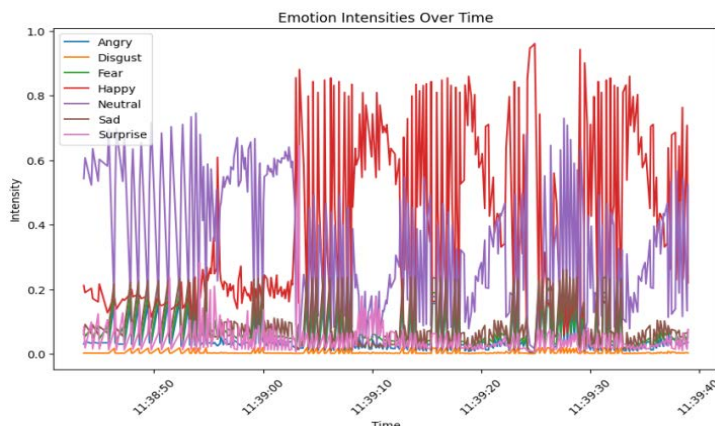
Запропонована система на основі CNN досягає середньої точності 92.4 % для 7 базових емоцій на тестовому наборі даних FER-2013. Цей

результат перевищує показники традиційних алгоритмів (наприклад, SVM – 78.5 %) та узгоджується з сучасними дослідженнями, де точність коливається в межах 85–97 % для моделей на базі ResNet і Vision Transformers. Також вона демонструє 86 % чутливість до короткочасних мікроекспресій (тривалість < 500 мс) завдяки високошвидкісній обробці кадрів (60 fps). Для порівняння, людські експерти виявляють такі зміни лише з точністю 58–65 %.

Emotion Analysis Report

Session Start: 2025-02-04 11:38:40
Session End: 2025-02-04 11:39:39
Total Duration: 0.92 minutes

Emotion Statistics



Emotion	Mean	Max	Min	Std Dev
Angry	0.05	0.18	0.00	0.05
Disgust	0.00	0.02	0.00	0.01
Fear	0.07	0.21	0.01	0.06
Happy	0.42	0.96	0.06	0.26
Neutral	0.33	0.75	0.02	0.20
Sad	0.08	0.26	0.01	0.07
Surprise	0.05	0.65	0.01	0.05

Рис. 10. Результат аналізу роботи (статистика з характеристиками, діаграма)

Продуктивність у реальному часі

- Середній час обробки одного кадру: 12.3 мс (на GPU NVIDIA Tesla V100), що забезпечує плавну роботу в реальному часі;
- Затримка: ≤ 50 мс при обробці відеопотоку з роздільною здатністю 1080 p.;
- Обмеження;
- Вплив освітлення: точність знижується на 15–20 % при слабкому або неоднорідному освітленні;
- Крос-культурні відмінності: для азійських обличч точність на 8–10 % нижча через відмінності у мімічних шаблонах.

Висновки

У цій статті було розглянуто можливості використання нейронних мереж для визначення емоційного стану аудиторії та налаштування зворотного зв'язку в реальному часі. Застосування штучного інтелекту для аналізу міміки, голосу та тексту дозволяє точно визначати емоції та персоналізувати взаємодію з користувачами. Зокрема, використання згорткових нейронних мереж для обробки відео та аудіо даних дозволяє ефективно розпізнавати мікроекспресії та зміни в тоні голосу, які є важливими індикаторами емоцій. Застосування методів нормалізації, регуляризації та оптимізаційних алгоритмів, таких як Adam, підвищує стабільність і ефективність моделей.

Розроблена система багатоетапної обробки даних дозволяє не лише визначати поточний емоційний стан, а й передбачати його зміни. Запропоновано архітектуру, яка включає модульний підхід, мікросервіси та механізми кешування для підвищення продуктивності.

Результати таких системи показують великий потенціал таких систем у сферах освіти, маркетингу, комунікацій та психологічної підтримки. Впровадження подібних технологій сприяє покращенню взаємодії з аудиторією та створенню адаптивних платформ, які можуть швидко реагувати на емоційний стан користувачів. Майбутні дослідження можуть бути спрямовані на вдосконалення алгоритмів аналізу нейронних мереж, усунення упереджень у моделях та розробку методів захисту персональних даних для етичного використання технологій.

ЛІТЕРАТУРА

- [1] Global Emotion Detection and Recognition Market Overview. *Market Research Future*. URL: <https://www.marketresearchfuture.com/reports/emotion-detection-recognition-market-3193> (дата звернення: 03.01.2025).
- [2] Real Time Facial Emotion Recognition using Deep Learning Models. *International Journal of Computer Applications*. URL: <https://www.ijcaonline.org/archives/volume186/number29/real-time-facial-emotion-recognition-using-deep-learning-models/> (дата звернення: 03.01.2025).
- [3] Emotional AI Market Research Forecasts Report 2025–2030: Focus on Automotive, Consumer Electronics, Customer Services, Gaming, and Healthcare. *GlobeNewswire*. URL: <https://www.globenewswire.com/news-release/2025/01/10/3007472/0/en/Emotional-AI-Market-Research-Forecasts-Report-2025-2030-Focus-on-Automotive-Consumer-Electronics-Customer->

- Services-Gaming-and-Healthcare.html (дата звернення: 03.01.2025).
- [4] Emotion AI Market by Offering (Services, Software Solutions), Functionality (Historical Emotion Analysis, Predictive Emotion Insights, Real-Time Emotion Detection), Deployment Mode, Application, End-User – Global Forecast 2025–2030. *360iResearch*. URL: <https://www.360iresearch.com/library/intelligence/emotion-ai> (дата звернення: 03.01.2025).
- [5] Agnieszka Marczak-Czajka, Timothy Redgrave, Mahsa Mitcheff, Michael Villano, Adam Czajka, Assessment of human emotional reactions to visual stimuli “deep-dreamed” by artificial neural networks. *Frontiers in Psychology*. 2024. Vol. 15. Article 1509392. URL: <https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2024.1509392/full> (дата звернення: 03.01.2025).
- [6] Emotion Detection & Recognition Market Size, Share & Trends Analysis Report By Component (Software, Services), By Tools, By Technology, By Application, By End-use, By Region, And Segment Forecasts, 2024–2030. *Grand View Research*. URL: <https://www.grandviewresearch.com/industry-analysis/emotion-detection-recognition-market-report> (дата звернення: 03.01.2025).
- [7] Artificial Intelligence in Emotion Quantification. *SCI Open*. URL: <https://www.sciopen.com/article/10.26599/AIR.2024.9150040> (дата звернення: 03.01.2025).
- [8] Emotion AI: Understanding Emotions Through Artificial Intelligence. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/publication/380672553_EMOTION_AI_UNDERSTANDING_EMOTIONS_THROUGH_ARTIFICIAL_INTELLIGENCE (дата звернення: 03.01.2025).
- [9] Emotional Intelligence in Artificial Intelligence: A Review and Evaluation Study. *ResearchGate*. URL: https://www.researchgate.net/publication/380457655_Emotional_Intelligence_in_Artificial_Intelligence_A_review_and_evaluation_study (дата звернення: 03.01.2025).
- [10] Erlangga Satrio Agung, Achmad Pratama Rifai, Titis Wijayanto, Image-based Facial Emotion Recognition Using Convolutional Neural Network on Emognition Dataset. *Scientific Reports*. 2024. Vol. 14. Article 65276. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-024-65276-x> (дата звернення: 03.01.2025).
- [11] Comprehensive Guide to the ReLU Activation Function in Neural Networks: Definition, Role, and Type Explained. *Hashnode*. URL: <https://data-intelligence.hashnode.dev/comprehensive-guide-to-the-relu-activation-function-in-neural-networks-definition-role-and-type-explained> (дата звернення: 03.01.2025).
- [12] Understanding Softmax Activation Function in Neural Networks. *MyScale*. URL: <https://myscale.com/blog/understanding-softmax-activation-function-neural-networks/> (дата звернення: 03.01.2025).
- [13] Batch Normalization, la meilleure technique pour améliorer son Deep Learning. *Inside Machine Learning*. URL: <https://inside-machinelearning.com/batch-normalization-la-meilleure-technique-pour-ameliorer-son-deep-learning/> (дата звернення: 03.01.2025).
- [14] Gentle Introduction to the Adam Optimization Algorithm for Deep Learning. *Machine Learning Mastery*. URL: <https://machinelearningmastery.com/adam-optimization-algorithm-for-deep-learning/> (дата звернення: 03.01.2025).

Холявкіна Т. В., Рибак Д. А.

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ АУДИТОРІЇ

Нейромережі аналізу емоційного стану аудиторії та адаптивних механізмів зворотного зв'язку є інноваційним напрямком досліджень, особливо враховуючи те, що існуючі системи взаємодії з користувачами часто не враховують динаміку емоційних станів у реальному часі. Запропонований підхід, що базується на використанні нейронних мереж, фокусується на всебічному аналізі емоційних проявів та їх взаємозв'язків, забезпечуючи більш глибоке розуміння реакцій аудиторії та підвищення ефективності адаптивного реагування.

Для забезпечення точного відстеження та аналізу емоційного стану аудиторії розробляються системи обробки даних у реальному часі. Подібні системи знаходять широке застосування в різноманітних галузях, включаючи освітній процес, маркетингові дослідження, системи обслуговування клієнтів та інші сфери, де критично важлива адаптивна взаємодія з користувачами через різні канали комунікації. Значимість таких систем постійно зростає, відображаючи зростаючі потреби суспільства в більш персоналізованій та емоційно-чутливій взаємодії з цифровими системами.

Стаття розглядає фундаментальні аспекти нейромережевого аналізу, технології розпізнавання емоцій та механізми адаптивного зворотного зв'язку. Основним фокусом дослідження є створення комплексної системи аналізу емоційного стану з використанням сучасних нейромережевих технологій. У роботі детально висвітлюються методологічні засади та технічні аспекти реалізації запропонованого підходу.

Ключові слова: нейронні мережі; емоційний аналіз; розпізнавання емоцій; машинне навчання; real-time аналіз; адаптивні системи; зворотній зв'язок; глибоке навчання; комп'ютерний зір; обробка природної мови; багатомодальний аналіз; афективні обчислення.

Kholyavkina T., Rybak D.

INTELLIGENT AUDIENCE EMOTIONAL STATE RECOGNITION SYSTEM

The integration of neural network analysis of audience emotional state and adaptive feedback mechanisms represents an innovative research direction, especially considering that existing user interaction systems often fail to account for the dynamics of emotional states in real-time. The proposed approach, based on neural networks, focuses on comprehensive analysis of emotional manifestations and their interconnections, providing deeper understanding of audience reactions and improving the effectiveness of adaptive response.

To ensure accurate tracking and analysis of audience emotional state, real-time data processing systems are being developed. Such systems find wide application across various fields, including educational processes, marketing research, customer service systems, and other areas where adaptive user interaction through different communication channels is critically important. The significance of these systems continues to grow, reflecting society's increasing needs for more personalized and emotionally sensitive interaction with digital systems.

The article examines fundamental aspects of neural network analysis, emotion recognition technologies, and adaptive feedback mechanisms. The primary focus of the research is the creation of a comprehensive emotional state analysis system using modern neural network technologies. The paper details the methodological foundations and technical aspects of implementing the proposed approach.

Keywords: neural networks; emotional analysis; emotion recognition; machine learning; real-time analysis; adaptive systems; feedback; deep learning; computer vision; natural language processing; multimodal analysis; affective computing

Стаття надійшла до редакції 21.02.2025 р.

Прийнято до друку 16.04.2025 р.