

УДК 004.93

DOI: 10.18372/2073-4751.86.21272

**Деведжіогуллари А. В.,**  
orcid.org/0000-0003-2342-8475,  
e-mail: deveciogullari.alla@edu.kpi.ua,

**Гавриленко О. В.,**  
orcid.org/0000-0003-0413-6274,  
e-mail: gelena1980@gmail.com,

**Жураковська О. С.,**  
orcid.org/0000-0002-2804-5556,  
e-mail: zhurakovska.oksana@edu.kpi.ua,

**Колесник Р. Р.,**  
orcid.org/0009-0001-3706-2163,  
e-mail: romakoles1@ukr.net,

**Митник Д. О.,**  
orcid.org/0009-0000-6003-7559,  
e-mail: denis2002851@gmail.com

## **МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ КОЛЕКТИВНОГО ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ НА ОСНОВІ ЕМОЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ ТА FER-МОДЕЛІ**

**Національний технічний університет України  
"Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського",**

### **Вступ**

Емоційний стан людини є одним із ключових показників її поведінки, когнітивних процесів та соціальної взаємодії. Сучасні дослідження у галузі психології [1], нейрофізіології [2] та комп'ютерних наук [3,4] демонструють, що емоції не лише визначають реакції людини на зовнішні стимули, а й істотно впливають на прийняття рішень, швидкість мислення, ефективність навчання та загальне психофізичне благополуччя. Автоматичне розпізнавання емоційного стану людини або групи людей набуває все більшої актуальності в сучасному світі в контексті розвитку систем штучного інтелекту, людино-машинної взаємодії, медичних технологій та інтелектуальних навчальних платформ. Аналіз емоційного стану є важливим інструментом для широкого кола організацій, зокрема: низки державних, правоохоронних, соціальних та комерційних структур, оскільки дозволяє своєчасно виявляти ознаки напруженості, агресії, паніки чи інших ризикових станів у великих групах людей.

Визначення емоційного стану людей є одним із ключових напрямів сучасних досліджень у сфері комп'ютерного зору, психофізіології, соціальної аналітики та штучного інтелекту [5]. Зростання обсягів взаємодії в цифровому середовищі, інтенсивний розвиток дистанційної комунікації, а також потреба у забезпеченні ефективної взаємодії між людиною та технологічними системами зумовлюють підвищений науковий та практичний інтерес до інструментів автоматичного аналізу емоцій.

Емоції є фундаментальним компонентом людської поведінки, що впливають на прийняття рішень, міжособистісні комунікації та соціальну динаміку. Тому коректне розпізнавання емоційного стану дозволяє точніше оцінювати наміри, реакції та можливі моделі поведінки користувачів у різних середовищах. У сфері безпеки та громадського управління автоматичне виявлення ознак стресу, агресії чи паніки може суттєво підвищити ефективність раннього реагування на кризові та

конфліктні ситуації. Такі системи є корисними у місцях масового скупчення людей, під час масових заходів або у контрольованих середовищах (аеропорти, транспортні вузли). Розвиток освітніх технологій і дистанційного навчання потребує інструментів, які дають змогу оцінювати залученість, інтерес або втому студентів за їх невербальними сигналами. Визначення емоцій може підвищити адаптивність навчальних платформ і якість освітнього процесу. У сфері маркетингу та UX-досліджень аналіз емоцій допомагає краще розуміти реакції аудиторії, тестувати ефективність контенту, рекламних матеріалів та продуктів, що сприяє створенню персоналізованих сервісів і поліпшенню користувацького досвіду. Автоматичний аналіз емоцій має важливе значення для медицини та психології, зокрема для моніторингу психоемоційного стану пацієнтів, раннього виявлення ознак депресії, тривожності чи вигорання.

У сукупності ці фактори формують високий рівень актуальності задачі визначення емоційного стану людей, оскільки її розв'язання сприяє підвищенню ефективності технологічних систем, покращенню взаємодії «людина-машина» та забезпечує важливі соціальні, економічні й безпекові переваги.

### **Мета роботи**

Метою даного дослідження є розробка методу виявлення та класифікації доміантного або загального емоційного стану групи людей на основі мультимодальних даних, які включають зображення обличчя, пози тіла, голосові сигнали, текстові повідомлення та інші значущі ознаки. Під емоційним станом групи у цьому контексті розуміється агрегований емоційний фон, що відображає колективний настрій групи та дозволяє робити висновки про її поведінкові тенденції.

Запропонований підхід орієнтований на формування узагальненого емоційного профілю групи, виявлення емоційних кластерів, конфліктних вузлів та використання цих даних як основу для

подальшого прогнозування поведінкових сценаріїв у соціальних середовищах.

### **Аналіз літературних джерел та постановка проблеми**

Аналіз сучасних наукових джерел показують, що більшість підходів до розпізнавання емоцій за обличчям (FER) активно розвивається завдяки застосуванню методів глибинного навчання та комплексних підходів до обробки даних. Зокрема, у роботі [6] запропоновано уніфікований багатозадачний підхід, який дозволяє одночасно визначати валентність, рівень збудження, категоріальні емоції та рухи, що значно покращує узагальнюваність моделей у реальних умовах. Подібну ідею багатозадачності реалізовано і в роботі [7], де мережа FaceBehaviorNet демонструє переваги багатозадачного (multi-task) навчання та здатність до zero- і few-shot узагальнення.

Не менш важливим напрямом є підвищення ефективності моделей та систематизації знань. У дослідженні [8] запропоновано підхід ESR (Ensembles Shared Representation), який дозволяє зменшити обчислювальні витрати, зберігаючи високу якість узагальнення. Аналогічно, робота [9] демонструє, що використання гібридних архітектур із залишковими зв'язками та механізмами привертання уваги посилює конкурентні результати навіть без мультимодальності. У роботах [10, 11] узагальнено сучасні підходи та визначено ключові проблеми, такі як слабка стійкість до змін освітлення, положення обличчя та наявність демографічних упереджень. Підкреслюється чутливість моделей до нерелевантних факторів, що обмежує їх застосування в реальних умовах. Моделі, адаптовані до роботи з даними різних вікових груп, зокрема, дітей [12] демонструють значно вищу точність порівняно з універсальними підходами. Це підтверджує необхідність урахування специфіки цільових та вікових груп користувачів.

Значну увагу приділено також узагальненню методів і тенденцій розвитку

галузі. У систематичному огляді [13, 14] проаналізовано 77 досліджень і визначено основні архітектури (CNN, ViT, R-CNN), типові підходи та зосереджено увагу на проблемах перенавчання та залежності від умов зйомки.

Важливим сучасним напрямом є мультимодальне розпізнавання емоцій. У дослідженні [15] показано, що поєднання візуальних, аудіо- та текстових даних сприяє підвищенню точності розпізнавання, однак потребує вирішення проблем інтеграції різнорідних джерел інформації та обмеженості якісних датасетів. Аналогічні висновки наведено і в роботі [16], де підкреслюється складність реалізації стратегій об'єднання (fusion) даних різних модальностей. Точність розпізнавання емоцій за виразом обличчя значною мірою залежить від методів виділення ознак (LBP - **Local Binary Patterns**, метод виділення локальних текстурних ознак зображення, який використовується для аналізу мікропатернів обличчя та розпізнавання емоцій; Gabor - застосовуються для виділення просторово-частотних характеристик та аналізу структури мимічних змін; автоенкодер), а також вказують на складність розпізнавання слабо виражених емоцій [17]. Водночас праця [18] підтверджує домінування глибинних методів і визначає ключові проблеми розвитку галузі.

Додатково варто відзначити дослідження, в якому запропоновано модель глибокого навчання для системи взаємодії людини з комп'ютером на основі розпізнавання емоцій [19]. У роботі застосовано послідовний підхід, що включає попередню обробку зображень (виділення області обличчя), подальше вилучення дискримінативних ознак за допомогою глибинних моделей, а також використання кількох згорткових нейронних мереж (CNN), результати яких об'єднуються (fusion) для отримання фінального рішення. Такий підхід дозволяє зменшити ефект перенавчання та підвищити точність класифікації семи базових емоцій (страх, огиду, гнів, здивування, сум, радість,

нейтральний стан). Експериментальна перевірка на стандартних датасетах (SFEW, CK+, KDEF) [19] показала, що запропонована модель перевершує сучасні аналоги за низкою метрик якості. Крім того, практична цінність підходу підтверджується його застосуванням у реальній системі керування музичним плеєром на основі розпізнаних емоцій користувача, що демонструє перспективність інтеграції FER у прикладні системи людино-машинної взаємодії.

Аналіз сучасних наукових джерел показують, що більшість підходів до розпізнавання емоцій за обличчям (Facial Emotion Recognition, FER) зосереджені на індивідуальному рівні, тобто на класифікації емоцій окремого користувача за статичними або динамічними візуальними ознаками. Попри значний прогрес у застосуванні глибинного навчання, багатозадачних і мультимодальних моделей, такі системи залишаються обмеженими у здатності враховувати взаємодії між суб'єктами, що є критично важливим у реальних соціальних мережах та середовищах. Зокрема, сучасні моделі демонструють недостатню ефективність при аналізі групових емоційних станів, не враховують структуру взаємозв'язків між учасниками та є чутливими до змін умов зйомки, демографічних факторів і слабо виражених емоцій. Водночас існує потреба у переході від індивідуального до системного аналізу, де емоційний стан розглядається як властивість взаємодіючої множини агентів.

В статті для представлення групової емоційної взаємодії запропоновано використовувати модель у вигляді графу, де вузли відповідають індивідам, а ребра та їх вага – характеру та інтенсивності емоційних взаємодій між індивідами. Такий підхід дозволяє не лише агрегувати емоційний стан групи, але й відкриває нові можливості для глибшого аналізу: зокрема, ідентифікації так званих «конфліктних вузлів», тобто індивідів або підгруп, що генерують негативні або дестабілізуючі взаємодії, а також можливість подальшого

прогнозування поведінки групи на основі структури зв'язків і динаміки їх змін. Відтак, незважаючи на досягнення у FER, актуальною залишається проблема розробки інтегрованих моделей, здатних поєднувати точність індивідуального розпізнавання з аналізом структурних залежностей у групах, що забезпечить підвищення інформативності, інтерпретованості та прикладної цінності таких систем.

Очікується, що запропонований метод, здатний у реальному часі або в офлайн-режимі формувати оцінку емоційного стану групи людей, забезпечуючи її інтерпретованість, стійкість до шумів та відмінностей між окремими людьми. Такі системи можуть бути інтегровані у сфери безпеки (виявлення агресивних ситуацій), освіти (моніторинг залученості студентів), роботі hr-фахівців, в маркетингу (аналіз реакцій аудиторій), соціології та медіа-аналітики, тощо.

### **Постановка задачі визначення емоційного стану групи людей**

Результати аналізу емоційного стану групи людей або окремих осіб у місцях масового скупчення, таких як торговельні центри, ЦНАПи, аеропорти, кафе та ресторани, можуть використовуватися для перерозподілу потоків людей, підвищення рівня сервісу, виявлення потенційно небезпечних ситуацій і контролю загальної емоційної атмосфери. Крім того, аналіз емоційного стану може застосовуватися для визначення емоційних тенденцій у соціальних мережах, виявлення рівня напруженості, агресії, зацікавленості або підтримки в онлайн-спільнотах, а також для дослідження колективної поведінки користувачів у цифровому середовищі.

Під емоційним станом групи у цьому контексті розуміється агрегований емоційний фон (наприклад, «спокій», «напруга», «збудження», «агресія», «зацікавленість»), що відображає настрій, який переважає у більшості членів групи і може вважатись колективним настроєм групи та дозволяє робити висновки про її поведінкові тенденції.

Змістовна постановка даної задачі має наступний вигляд:

#### Вихідні дані:

- Фотографії групи людей;
- Метадані про контекст події (просторові та часові характеристики, тип ситуації);
- Виділені ознаки: емоції індивідуальних облич, жести та мікроруки, групова динаміка, інтонаційні параметри мови.

#### Необхідно визначити:

- Які емоційні стани демонструють окремі члени групи.
- Які закономірності колективної поведінки формуються на основі взаємодії цих станів.
- Який домінуючий або інтегральний емоційний стан характерний для всієї групи у конкретний момент часу.

#### Основні обмеження та виклики:

- Різноманітність емоційних проявів у людей різного віку, культури, темпераменту.
- Неповнота або низька якість даних (закриті обличчя, шум у відео/аудіо).
- Динамічність емоційних змін у часі.
- Необхідність коректної інтеграції мультимодальних ознак.
- Врахування соціального контексту, що впливає на поведінку та емоційні реакції.

### **Метод визначення емоційного стану групи людей**

Одним із ключових викликів для роботи сучасних систем відеоспостереження та аналітики є етичні та правові аспекти використання відеоданих або фото у публічних місцях. Зокрема, обробка зображень облич підпадає під категорію біометричних даних, що вимагає підвищеного рівня захисту відповідно до General Data Protection Regulation (GDPR). Одним із базових принципів є мінімізація даних та їх знеособлення, що реалізується через технології анонімізації або псевдонімізації, наприклад, шляхом розмиття (blurring) або заміни ідентифікаційних ознак облич. Водночас важливим є забезпечення законної підстави для обробки даних, включаючи отримання інформованої згоди суб'єктів або наявність

легітимного інтересу, який не порушує їхні права та свободи. У публічних просторах це питання ускладнюється неможливістю отримання явної згоди від усіх осіб, що потрапляють у поле зору камер, що вимагає додаткових заходів прозорості, таких як інформаційні повідомлення про відеоспостереження. Крім того, необхідно враховувати принципи пропорційності та обмеження цілей обробки, а також впроваджувати технічні й організаційні заходи безпеки для запобігання несанкціонованому доступу до відеоданих. Таким чином, баланс між суспільною безпекою, технологічним розвитком і захистом приватності залишається центральною проблемою у цій сфері.

Оскільки емоції не мають чітко визначених зовнішніх маркерів, це ускладнює створення точних способів розпізнавання емоцій. Проблема розпізнавання емоцій полягає у високій варіативності емоційних проявів людей різного віку, національності та темпераменту. Тому створення універсальної системи розпізнавання емоції залишається складним завданням.

На рис. 1 наведено схему алгоритму розпізнавання емоційного стану групи людей, що враховує спеціальні методи перетворення набору окремих емоційних оцінок у інтегровані показники, які відображають емоційну динаміку, домінуючі стани, відхилення та узгодженість у межах групи. Це потребує використання більш складних, формально визначених метрик, здатних інтерпретувати розрізнені дані як єдину систему.

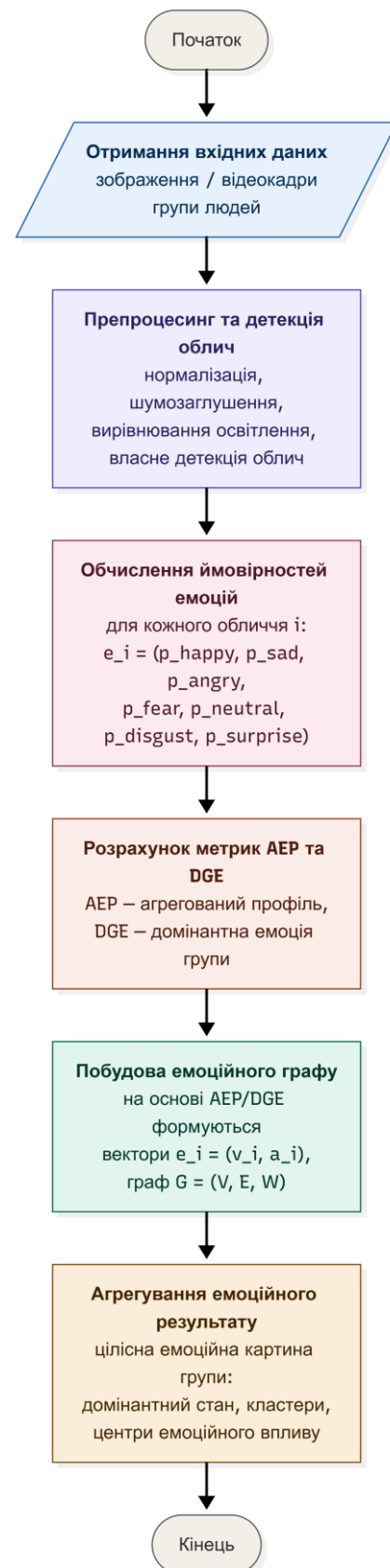


Рис. 1 Блок-схема алгоритму розпізнавання емоційного стану групи людей

Для розпізнавання емоційного стану групи людей запропоновано використовувати дві основні метрики AEP та DGE [5]. Комбіноване застосування цих метрик дозволяє формувати стійкий мультикомпонентний індикатор групової емоційної динаміки, який зменшує вплив випадкових індивідуальних емоційних коливань і підвищує точність визначення колективних емоційних тенденцій. Такий підхід доцільно використовувати у контексті безпеки, управління масовими заходами, соціальної аналітики та поведінкових досліджень, де своєчасне виявлення змін емоційного стану натовпу має критичне значення.

Для кожного виявленого обличчя модель FER формує вектор ймовірностей емоційних станів  $p_{i,e}$ , який відображає ступінь належності обличчя до кожної з базових емоцій. Далі агрегуємо середнє арифметичне значення AEP (Aggregated Emotional Profile) ймовірностей по кожній емоції для всіх облич.

$$AEP_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_{i,e}$$

де  $N$  – кількість облич,  $p_{i,e}$  – ймовірність належності  $i$ -го обличчя до емоційного стану  $e$ , отримана в результаті роботи моделі FER,  $e \in \{\text{angry, disgust, fear, happy, sad, surprise, neutral}\}$

Важливим залишається визначення домінуючої емоції групи на фото DGE (Dominant Group Emotion) (або кілька емоцій), це дасть змогу характеризувати настрій, що переважає в людей на зображенні. Тепер для кожної особи визначаємо домінуючу емоцію (яка має найбільше значення в емоційному профілі), після цього підраховуємо емоцію, що є найчастішою.

$$DGE_e = \sum_{i=1}^N d_{i,e},$$

де  $N$  – кількість облич,  $d_{i,e} = \begin{cases} 1, & \text{якщо емоція є домінуючою для людини} \\ 0, & \text{в протилежному випадку} \end{cases}$

При розрахунку DGE враховується лише найсильніше виражена емоція індивіда та кількість людей, що її

демонструють. Так метрика уникає ситуацій, коли одна дуже емоційна людина визначає результат усієї групи.

Використання метрик AEP та DGE у системі розпізнавання емоцій забезпечує більш повну та достовірну характеристику емоційного стану людини та натовпу в цілому, за рахунок диференціації між схожими за зовнішніми проявами емоціями та дозволяє компенсувати недоліки кожного окремого методу. Такий підхід дозволяє ідентифікувати та інтерпретувати не лише індивідуальні, а й узагальнені групові емоції, забезпечуючи більш точну та надійну оцінку колективних процесів.

Для виявлення емоційно однорідних груп, центрів емоційного впливу або визначення точки потенційної напруги чи ризику, на основі розпізнаних емоцій групи людей, пропонується створення емоційної мережі. Оскільки емоції динамічні, важливо в режимі реального часу спостерігати та аналізувати, як емоції поширюються серед людей, які фактори сприяють емоційному зараженню, а які стабілізують групу.

Розглянемо зміни емоційного фону на прикладі динамічно зваженого графу  $G=\{V,E\}$ , де  $V$  - множина вершин,  $E$  - множина ребер.  $V = \{v_1, v_2, v_3 \dots v_{20}\}$ , у якому кожен вузол це одна людина, а ваги ребер відображають ступінь емоційної подібності або взаємного впливу між людьми.

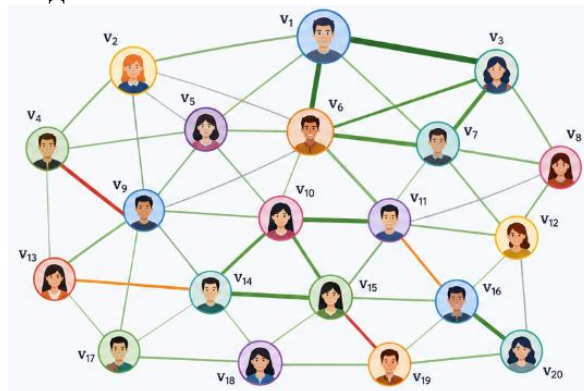


Рис. 2 Емоційний граф

На основі метрик AEP та DGE отримаємо емоційні вектори  $e_i(t) = (val_i(t), ar_i(t))^T \in R^2$ , де  $val_i(t)$  – емоційна валентність у момент часу  $t$  (характеризує зміну емоційного стану від негативного до позитивного), а  $ar_i(t)$  – рівень емоційної активації у момент часу  $t$  (інтенсивність

емоційного прояву). Емоційні вектори визначаються на основі ймовірностей базових емоцій, отриманих FER-моделлю для  $i$ -го обличчя:

$$P_i(t) = \{p_{i,angry}(t), p_{i,disgust}(t), p_{i,fear}(t), p_{i,happy}(t), \\ p_{i,sad}(t), p_{i,surprise}(t), p_{i,neutral}(t)\}$$

де  $P_i e(t)$  ймовірність емоції  $e$  для  $i$ -ї особи у момент часу  $t$ . Емоційна валентність  $val_i(t)$  обчислюється як різниця між позитивними та негативними емоційними компонентами у момент часу  $t$ , тоді як рівень емоційної активації  $ar_i(t)$  визначається як інтегральна оцінка інтенсивності емоційного прояву. Таким чином, кожному вузлу графа відповідає власний емоційний вектор, який використовується для побудови матриці ваг та формування емоційних кластерів. Під емоційним кластером розуміється підмножина вузлів емоційної мережі, учасники якої характеризуються високим рівнем емоційної подібності, спільними поведінковими характеристиками та інтенсивними емоційними взаємозв'язками між собою.

У межах даного дослідження розглядається множина природних емоційних груп, кількість і структура яких можуть змінюватися залежно від особливостей вибірки та динаміки взаємодій. До базових емоційних станів віднесено злість, огиду, страх, радість, смуток і здивування. На вищому рівні узагальнення зазначені емоції формують три інтегровані категорії емоційних станів: позитивний, негативний та нейтральний.

Позитивні стани:

$$\{v_1, \dots, v_7\}, e_1 \approx (0.8, 0.7), e_2 \approx (0.75, 0.65), \dots;$$

Негативні стани:

$$\{v_8, \dots, v_{14}\}, e_8 \approx (-0.8, 0.7), e_9 \approx (-0.75, 0.65), \dots;$$

Нейтральні стани:

$$\{v_{15}, \dots, v_{20}\}, e_{15} \approx (0.0, 0.4), e_{16} \approx (0.1, 0.35), \dots$$

На основі цих векторів побудуємо матрицю ваг  $W(t) = (w_{ij}(t))_{20 \times 20}$ , елементи якої визначають міру емоційної подібності між парами осіб. Вага задаються ядром функцією Гаусса:

$$w_{ij}(t) = \exp\left(\frac{-\|e_i(t) - e_j(t)\|^2}{2\sigma^2}\right), \\ i \neq j, w_{ii} = 0,$$

де  $\sigma > 0$  – параметр масштабу. Для спрощеного прикладу можна розглядати апроксимовану блокову структуру:

якщо  $v_i$  та  $v_j$  належать до одного емоційного кластера, то  $w_{ij} \approx 0.9$ ;

якщо  $v_i$  та  $v_j$  належать до різних, то  $w_{ij} \approx 0.15$ .

Тоді матриця ваг має блоковий вигляд

$$W \approx \begin{pmatrix} W^{(1)} & B^{(12)} & B^{(13)} \\ (B^{(12)})^T & W^{(2)} & B^{(23)} \\ (B^{(13)})^T & (B^{(23)})^T & W^{(3)} \end{pmatrix},$$

де  $W^{(1)} \in R^{7 \times 7}, W^{(2)} \in R^{7 \times 7}, W^{(3)} \in R^{6 \times 6}$  містять внутрішньокластерні ваги (приблизно 0.9 на позадіагональних елементах), а  $B^{(12)}, B^{(13)}, B^{(23)}$  відповідають слабким міжкластерним зв'язкам (приблизно 0.15):

$$w_{12} \approx 0.9, w_{16} \approx 0.88, w_{34}$$

$$\approx 0.92, (v_1, v_2, v_3, v_4 \in C_1),$$

$$w_{8,9} \approx 0.91, w_{10,12}$$

$$\approx 0.89, (v_8, v_9, v_{10}, v_{12} \in C_2),$$

$$w_{15,16} \approx 0.93, w_{18,19}$$

$$\approx 0.90, (v_{15}, \dots, v_{20} \in C_3).$$

Тоді як  $w_{2,9} \approx 0.16, w_{5,17} \approx 0.14, w_{11,19} \approx 0.18$  значно менше.

Отримана структура матриці ваг підтверджує наявність внутрішньокластерної емоційної подібності та слабших міжкластерних взаємодій, що дозволяє застосовувати методи графового аналізу для дослідження колективної емоційної динаміки.

Для ілюстрації роботи методу використано тестове зображення групи людей (рис. 3). Для кожного виявленого обличчя було отримано вектор ймовірностей базових емоцій, обчислено середні арифметичні ймовірностей емоцій (рис. 4). Після чого обчислено агрегований емоційний профіль AEP та визначено домінуючу емоцію групи DGE (рис. 5).



Рис. 3 Виявлення емоційних об'єктів для подальшого формування емоційного графа

Обрахуємо середнє арифметичне значення ймовірностей по кожній емоції для всіх облич рис. 4 та домінуючу емоцію групи людей представлених на фото.

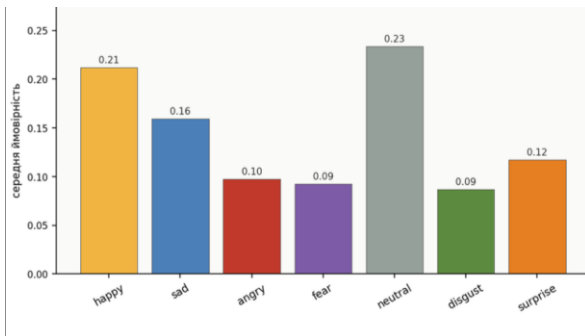


Рис. 4 Середнє арифметичне значення ймовірностей по кожній емоції для всіх облич

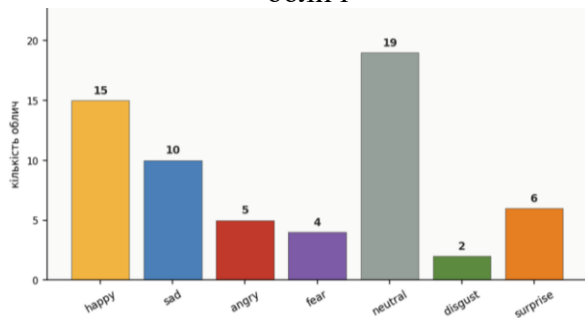


Рис. 5 Домінуюча емоція групи

Емоційна мережа в цьому випадку описується як зважений динамічний емоційний граф

$$G(t) = (V, E(t), W(t)),$$

де  $V = \{v_1, \dots, v_{20}\}$  множина вузлів,  $E(t)$  – множина зв'язків у момент часу  $t$ ,  $W(t)$  – матриця ваг у момент часу  $t$ .

Граф набуває кластерної структури та утворюються три щільно зв'язані підграфи, кластер C1, C2, C3.

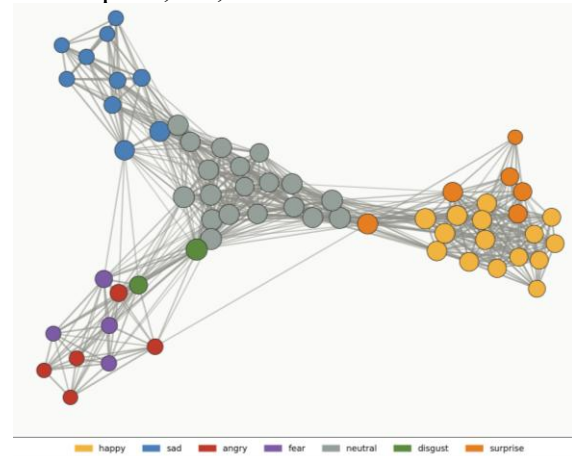


Рис. 6 Емоційні кластери

Така модель дозволяє відслідковувати динамічні зміни в емоційному стані групи завдяки аналізу змін в структурі кластерів з часом.

### Висновки

Запропонований підхід забезпечує можливість виявлення конфліктних вузлів у структурі емоційної мережі шляхом аналізу міжкластерних взаємодій, різких змін ваг ребер та появи негативно корельованих емоційних зв'язків між окремими учасниками. Це дозволяє ідентифікувати потенційно нестабільні елементи системи, що можуть бути джерелом емоційної напруги, дестабілізації групової взаємодії або поширення негативних емоційних станів у колективі.

Крім того, динамічний аналіз зміни емоційних векторів та структури графа у часі створює передумови для прогнозування поведінкових сценаріїв окремих осіб і груп. На основі часової еволюції кластерів, зміни центральності вузлів та характеру емоційних взаємозв'язків стає можливим прогнозування переходів між емоційними станами, формування нових соціальних підгруп, посилення конфліктних тенденцій або, навпаки, стабілізації емоційного середовища.

Додатково запропонований підхід може бути використаний для формування емоційного профілю користувачів у соціальних мережах шляхом аналізу їх емоційних реакцій, поведінкових патернів та характеру взаємодії з іншими учасниками

цифрового середовища. Це створює можливість для дослідження колективної поведінки онлайн-спільнот, виявлення емоційних тенденцій та аналізу динаміки поширення емоцій у соціальних мережах.

### **Література**

1. Universal Emotions Research 2024-2025. – Tiffany Field. – June 2025. DOI:10.61440/JCPN.2025.v3.48
2. From Neural Networks to Emotional Networks: A Systematic Review of EEG-Based Emotion Recognition in Cognitive Neuroscience and Real-World Applications Evgenia Gkintoni, Anthimos Aroutzidis, Hera Antonopoulou, Constantinos Halkiopoulos. – 2025 Feb 20;15(3):220. doi: 10.3390/brainsci15030220.
3. A Comprehensive Review of Multimodal Emotion Recognition: Techniques, Challenges, and Future Directions – Wu Y., Mi Q., Gao T. – Biomimetics 2025, 10(7), 418; <https://doi.org/10.3390/biomimetics10070418>
4. Emotion Recognition Using Various Measures and Computational Methods. - Hamrouni A., Bendella F. - Iraqi Journal for Computer Science and Mathematics. – Volume 5, Issue 3 (2024)
5. Analysis of Event-Related Potentials for Emotion Recognition. - Andrzej Majkowski, Marcin Kołodziej, Remigiusz Rak. -April 2024. PRZEGLĄD ELEKTROTECHNICZNY 1(5). DOI:10.15199/48.2024.05.56
6. Dimitrios Kollias. Affect Analysis in-the-wild: Valence-Arousal, Expressions, Action Units and a Unified Framework // Dimitrios Kollias, Stefanos Zafeiriou / Computer Vision. Pp. 1-20. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.15792>
7. Dimitrios Kollias. Face Behavior a la carte: Expressions, Affect and Action Units in a Single Network // Dimitrios Kollias, Viktoriia Sharmanska, Stefanos Zafeiriou / Computer Science > Computer Vision and Pattern Recognition. – Pp. 1-11. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1910.11111>
8. Henrique Siqueira. Efficient Facial Feature Learning with Wide Ensemble-based Convolutional Neural Networks // Henrique Siqueira, Sven Magg, Stefan Wermter / Computer Science > Computer Vision and Pattern Recognition. – Pp. 1-10. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.06338>
9. Arnab Kumar Roy. ResEmoteNet: Bridging Accuracy and Loss Reduction in Facial Emotion Recognition // Arnab Kumar Roy, Hemant Kumar Kathania, Adhitiya Sharma, Abhishek Dey, Md. Sarfaraj Alam Ansari/ Computer Science > Computer Vision and Pattern Recognition. – Pp. 1-5. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.10545>
10. Amjad Rehman. Comprehensive Review and Analysis on Facial Emotion Recognition: Performance Insights into Deep and Traditional Learning with Current Updates and Challenges // Amjad Rehman, Muhammad Mujahid, Alex Elyassih, Bayan AlGhofaily, Saeed Ali Omer Bahaj / Computers, Materials and Continua. – Volume 82, Issue 1, 3 January 2025. – Pp. 41-72. <https://doi.org/10.32604/cmc.2024.058036>
11. Harisu Abdullahi Shehu. Emotion categorization from facial expressions: A review of datasets, methods, and research directions // Harisu Abdullahi Shehu, Will N. Browne, Hedwig Eisenbarth / Neurocomputing. – Volume 624, 1 April 2025, 129367 <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2025.129367>
12. Feiqin Wang. The application of improved AFCNN model for children's psychological emotion recognition // Feiqin Wang, Jianping Dong / Nature. – Article number: 24138 (2025). – Pp. 1-15. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-10269-7>
13. Rafael Pereira. Systematic Review of Emotion Detection with Computer Vision and Deep Learning // Rafael Pereira, Carla Mendes, José Ribeiro, Roberto Ribeiro, Rolando Miragaia, Nuno Rodrigues, Nuno Costa, and António Pereira / Sensors. – Volume 24., 2024. – Issue 11. – Pp. 1-29. 10.3390/s24113484
14. Thomas Kopalidis. Advances in Facial Expression Recognition: A Survey of Methods, Benchmarks, Models, and Datasets // Thomas Kopalidis, Vassilios Solachidis, Nicholas Vretos, and Petros Daras / Information, 2024, 15(3), 135; <https://doi.org/10.3390/info15030135>
15. You Wu. A Comprehensive Review of Multimodal Emotion Recognition: Techniques, Challenges, and Future Directions // You Wu, Qingwei Mi, and Tianhan Gao / Biomimetics 2025, 10(7), 418; <https://doi.org/10.3390/biomimetics10070418>

16. Muhan Jia. A Survey of Multi-modal Emotion Recognition Based on Deep Learning // Muhan Jia, Zijian Sun / 3rd International Conference on Electronics, Machinery and Intelligent System (EMIS 2024). – Vol. 119 (2024). DOI: <https://doi.org/10.54097/37zncv36>

17. Yan Chen. Research on face emotion recognition algorithm based on deep learning neural network // Yan Chen, Mengzi Zhang / Applied Mathematics and Nonlinear Sciences 9(1). DOI: [10.2478/amns.2023.2.00533](https://doi.org/10.2478/amns.2023.2.00533)

18. Chengxu Liang. A Survey of Deep Learning-based Facial Expression Recognition

Research // Chengxu Liang, Jianshe Dong / Frontiers in Computing and Intelligent Systems. – Vol. 5 No. 2 (2023) DOI: <https://doi.org/10.54097/fcis.v5i2.12445>

19. Saiyed Umer. Human-Computer Interaction Using Deep Fusion Model-Based Facial Expression Recognition System // Saiyed Umer, Ranjeet Kumar Rout, Shailendra Tiwari, Ahmad Ali AlZubi, Jazem Mutared Alanazi, Kulakov Yurii / Computer Modeling in Engineering & Sciences 2023, 135(2), 1165-1185.

<https://doi.org/10.32604/cmcs.2022.023312>

**Деведжіогуллари А. В., Гавриленко О. В., Жураковська О. С., Колесник Р. Р., Митник Д.О.**

## **МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ КОЛЕКТИВНОГО ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ НА ОСНОВІ ЕМОЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ ТА FER-МОДЕЛІ**

*У роботі запропоновано метод визначення емоційного стану групи людей на основі побудови емоційної мережі та динамічно зважених графів. Для оцінювання емоційного стану використано метрики Aggregated Emotional Profile (AEP) та Dominant Group Emotion (DGE), що дозволяють формувати узагальнений емоційний профіль групи. Вузли графа відповідають окремим особам, а ваги ребер відображають ступінь емоційної подібності або взаємного впливу між ними. На основі емоційних векторів формуються позитивні, негативні та нейтральні емоційні кластери. Запропонований підхід дозволяє аналізувати колективну емоційну динаміку, виявляти конфліктні вузли та в подальшому прогнозувати поведінкові сценарії груп людей.*

**Ключові слова:** інформаційна технологія, Facial Emotion Recognition (FER), емоційна мережа, емоційні кластери, комп'ютерний зір, штучний інтелект, аналіз емоцій, AEP, DGE, соціальні мережі.

**A. Devociogullari, O. Havrylenko, O. Zhurakovska, R. Kolesnyk, D. Mytnyk**

## **A METHOD FOR DETERMINING THE COLLECTIVE EMOTIONAL**

## **STATE BASED ON AN EMOTIONAL NETWORK AND A FER-MODEL**

*This paper proposes a method for determining the emotional state of a group of people based on the construction of an emotional network and dynamically weighted graphs. To assess the emotional state, the Aggregated Emotional Profile (AEP) and Dominant Group Emotion (DGE) metrics are employed, enabling the formation of a generalized emotional profile of the group. The nodes of the graph correspond to individual persons, while the edge weights reflect the degree of emotional similarity or mutual influence between them. Positive, negative, and neutral emotional clusters are formed based on emotional vectors. The proposed approach enables the analysis of collective emotional dynamics, the identification of conflict nodes, and the prediction of behavioral scenarios within groups of people in the future.*

**Keywords:** information technology, Facial Emotion Recognition (FER), emotional network, emotional clusters, computer vision, artificial intelligence, emotion analysis, AEP, DGE, social networks.

Стаття подана до редакції: 13/05/2026

Стаття прийнята до опублікування: 15/05/2026

Стаття опублікована: 30/05/2026

Стаття поширюється на умовах ліцензії CC BY 4.0