

## ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ВИЗНАЧЕННЯ ХАРАКТЕРНИХ ОЗНАК НА ОБЛИЧЧІ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНИХ ПРОЯВІВ

У роботі наведено та експериментально досліджено технологію визначення характерних ознак на обличчі для розпізнавання емоційних проявів. Наведені кроки технології дозволяють отримати достатньо простим, обчислювально нескладним способом модель подання емоційних станів на обличчі за допомогою векторів характерних ознак згрупованих за класами емоцій та визначити коефіцієнти гіперплощин, які опукло обмежують ці класи і можуть бути використанні для наступного розпізнавання довільного емоційного виразу обличчя.

Ключові слова: Facial Expression Recognition Systems

IVASCHENKO S., KALYTA O., BARMAK O., SKRYPNYK T.  
Khmelnytskyi National University, Ukraine

## INFORMATION TECHNOLOGY FOR DETERMINATION OF CHARACTERISTICS ON THE FACE FOR EMOTIONAL RECOGNITION

One of the ways to process an image presented in the form of a set of pixels, in order to further identify, classify the objects present on it is to display the specified set in the form of sets of certain features. Such features are not universal in nature, but rather significantly depend on the tasks under consideration. For certain classes of problems, such features (model) are selected that best allow the application of appropriate methods to solve the problem. The paper considers a class of problems for recognizing the emotional state on a person's face.

In, a convolutional neural network (CNN) is used to detect emotions. CNN differs from multilayer perceptron (MLP) in that they have hidden layers called convolutional layers. The proposed method is based on a two-tier CNN system. At the first level, the background of the image is removed to better reflect emotions. A standard CNN network module is used to obtain the primary expression vector (EV). EV is formed by tracking the relevant important points of the face. EV is directly related to changes in facial expression. EV is obtained using a basic perceptron unit plotted on a face image with the background removed. In the proposed model at the last stage there is a nonconvolutionary perceptron layer. Each of the convoluted layers receives input data (images), converts them, and then takes them to the next level. After detecting a face, the CNN filter of the second part captures parts of the face, such as eyes, ears, lips, nose and cheeks. The authors agree that the method has some limitations, and especially requires high computing power when setting up CNN.

The technology of determination of characteristic features on the face for recognition of emotional manifestations is presented and experimentally investigated.

These steps of technology allow to obtain a fairly simple, computationally simple model of representation of emotional states on the face with the help of characteristic vectors grouped by classes of emotions and determine the coefficients of hyperplanes that convexly limit these classes and can be used for subsequent recognition of arbitrary emotional facial expressions.

Keywords: Facial Expression Recognition Systems

### Вступ

Одним із шляхів обробки зображення, поданого у вигляді множини пікселів, з метою подальшої ідентифікації, класифікації об'єктів, що присутні на ньому є відображення зазначеної множини у вигляді наборів певних ознак[1]. Такі ознаки несуть не універсальний характер, а досить суттєво залежать від задач, що розглядаються. Для певних класів задач підбираються такі ознаки (модель), які найкращим чином дозволяють застосувати відповідні методи для вирішення поставленої задачі. У роботі розглянуто клас задач по розпізнаванню емоційного стану на обличчі людини.

### Аналіз досліджень та публікацій

У роботі [2] для виявлення емоцій використовується конволюційна нейронна мережа (CNN). CNN відрізняється від багатошарового перцептрона (MLP) тим, що вони мають приховані шари, які називаються згортковими шарами. Запропонований метод базується на дворівневій системі CNN. На першому рівні видаляється фон зображення для кращого відображення емоцій. Для отримання первинного експресійного вектора (EV) використовується стандартний мережевий модуль CNN. EV формується шляхом відстеження відповідних важливих точок обличчя. EV безпосередньо пов'язаний зі змінами в виразі обличчя. EV отримують за допомогою базової перцептронної одиниці, нанесеної на зображення обличчя з вилученим фоном. У запропонованій моделі на останній стадії присутній неконволюційний шар перцептрону. Кожен із згорткових шарів отримує вхідні дані (зображення), перетворює їх, а потім переводить їх на наступний рівень. Після виявлення обличчя фільтр CNN другої частини вловлює частини обличчя, такі як очі, вуха, губи, ніс і щоки. Автори погоджуються, що метод має деякі обмеження, а особливо потребує високу обчислювальну потужність під час налаштування CNN.

Метою роботи [3] є досягнення точної розпізнавання емоцій на обличчі та класифікації їх з обмеженої множини тренувальних зразків при різній інтенсивності освітлення. Запропоновано відповідний метод. Глобальні та локальні особливості зображень виразів обличчя були ідентифіковані за допомогою Haar Wavelet Transform (HWT) та вейвлетів Габора. Розмірність знайдених ознак зменшується за допомогою методу нелінійних головних компонент (NLRPCA). Для з'єднання глобальних та локальних особливостей використовувались об'єднуючі методи синтезу. Щоб розпізнати та класифікувати шість емоцій (радість,

сюрприз, страх, огиду, гнів і смуток) з міміки, використовувався метод опорних векторів. Запропонований метод оцінюється за розширеним набором даних Кона-Канаде. Середні показники розпізнавання 97,3% і 98% досягаються при двох версіях запропонованого способу, забезпечуючи кращу точність розпізнавання порівняно з існуючими методами.

У роботі [4] використовували схему перехресних перевірок K-Fold для експериментів щодо розміру бази даних. За кожною базою даних навчальні та тестові набори відокремлюються через 3-кратну перехресну перевірку. У триразовій перехресній валідації вся база даних поділяється на три рівні набори зображень випадковим чином, потім два набори з них поєднуються для тренування, а ще один для тестування. Експерименти виконуються на монохромних зображеннях шляхом зміни розміру у всій базі даних. Дана робота в основному була зосереджена на належному виявленні обличчя та частин обличчя за допомогою існуючих алгоритмів Віюлі Джонса, і після багатьох експериментів було помічено, що на деяких зображеннях алгоритм Віюлі Джонса не належно визначає обличчя та частини обличчя через проблеми з освітленням і варіацією. Алгоритм Віюлі Джонса дуже чутливий до зміни форми та інтенсивності. У модифікованому алгоритмі Віюлі Джонса, інтенсивність зображення та розмір (елементи Хаара) різноманітні.

Автори підходу [5] для незалежного розпізнавання виразів обличчя людини використовують глибинні відеодані як вхід до системи, де в кожному кадрі інтенсивність пікселів розподіляється за відстанями до камери. У цій роботі застосовується новий процес вилучення функцій, який називається "локальний шаблон спрямованої позиції" (LDPP). У LDPP, після вилучення локальних напрямків для кожного пікселя, таких як застосований у типовому локальному режимі спрямованості (LDP), верхні позиційні положення сили розглядаються у двійковій формі разом із бітами знаку їх сили.

Системи розпізнавання емоційної складової на обличчі (Facial Expression Recognition Systems, FER) мають широке застосування в різних областях, таких як комп'ютерна взаємодія, системи охорони здоров'я та соціальний маркетинг. Однак аналіз виразів обличчя є надзвичайно складним через тонкі та швидкоплинні рухи людей, складне середовище зображення в реальних образах, відео. Існують три основні проблеми, викликані різницею освітленості, залежністю від предмета та зміною постави голови; вони широко впливають на продуктивність системи FER. Сучасні методи в системах FER ефективні для використання в контрольованих лабораторних умовах, але не для застосування в реальних ситуаціях [6].

Для розпізнавання емоційної складової на обличчі необхідним кроком є виявлення ділянки обличчя на зображенні. Одним із методів виявлення обличчя, який показав достойні результати, є каскадний класифікатор Хаара [7]. Даний підхід базується на вейвлетах Хаара, техніці аналізу пікселів в певних областях зображення (рис.1). Для виявлення обличчя людини особливості Хаара є найважливішою частиною класифікатора. Характеристики Хаара застосовуються для виявлення існування ознак у даному зображенні. Кожна особливість, як правило, обробляє одне значення. Воно обчислюється відніманням кількості пікселів через білий прямокутник від кількості пікселів через чорний прямокутник. Характеристики Хаара існують у вигляді прямокутних особливостей.

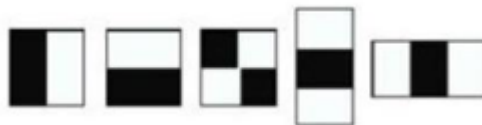


Рис. 1. Особливості Хаара

Для виявлення специфічних точок досить ефективним є підхід FaceLandmarksLBF [8]. У роботі представлений високоєфективний, точний регресійний підхід. Цей підхід має дві нові компоненти: набір локальних бінарних особливостей та принцип локальності для вивчення цих особливостей. Принцип локальності сприяє аналізу набору локальних бінарних ознак для кожного орієнтира обличчя незалежно. Отримані локальні бінарні ознаки використовуються для спільного аналізу лінійної регресії для кінцевого результату. Крім того, оскільки отримання та регресія локальних бінарних функцій обчислюється дуже дешево, система набагато швидша, ніж попередні методи.

Основні підходи для розпізнавання емоцій мають складну модель і потребують високої обчислювальної потужності. Спрощення моделі з урахуванням основних факторів, які виражають емоції, їх ефективне об'єднання, а також швидкодія є важливою складовою у системах, які повинні реагувати миттєво.

Прояв емоцій у реальних критичних ситуаціях є максимально природним. Виявлення основних специфічних ознак емоційного стану з урахуванням тривалості макровиразів та особливостей ситуації потребує швидкого обчислення.

Отже метою роботи є інформаційна технологія отримання характерних ознак за зображенням обличчя людини при відображенні на ньому емоційних станів у вигляді моделі, придатної для швидкої класифікації.

#### **Технологія визначення ознак на обличчі для розпізнавання емоційних проявів**

Базовою одиницею розпізнавання є зображення людського обличчя. У роботі [9] встановлено, що найбільш вираженими частинами обличчя під час емоцій є: брови, очі, губи (рис.2). У роботі було досліджено

дрібний рівень, на фізичні особливості якого найбільше покладаються при розшифруванні міміки. В експерименті окремі обличчя, що виражають основні емоції за Екманом [10], були заховані за маскою з 48 плиток, яку послідовно розкривали. Лицьові частини, що мають найвищу діагностичну цінність для ідентифікації емоційного стану, зазвичай розташовуються в областях, відповідних одиницям дії з системи кодування обличчя (FACS)[10].



Рис. 2. Частини обличчя під час різних емоційних станів



Рис. 3. Приклад зображень

Під час дослідження використовувалася база ADFES [11], яка надає 12 зображень (7 чоловіків, 5 жінок), як вираження 6-и основних емоційних станів (гнів, страх, радість, сум, відроза, здивування) та 3-х комплексних станів (презирство, гордість, збентеження), а також нейтральність (рис.3).

Виділені частини обличчя можуть перебувати у трьох станах [12]:

- брови (підняті, опущені, нормальні);
- очі (розплющені, примружені, нормальні);
- губи (розтягнуті, зжаті, нормальні).

Звідси формується вектор ознак, який описує емоційний стан:  $\{x_1, x_2, x_3\}$ .  $x_1, x_2, x_3 \in [0, 1]$ , причому  $x_1 \in [0, 0.2]$  – для примружених очей;  $x_1 \in [0.4, 0.6]$  – для нормальних очей;  $x_1 \in [0.8, 1.0]$  – для розплющених очей;  $x_2 \in [0, 0.2]$  – для зжатих губ;  $x_2 \in [0.4, 0.6]$  – для нормальних губ;  $x_2 \in [0.8, 1.0]$  – для розтягнутих губ;  $x_3 \in [0, 0.2]$  – для опущених брів;  $x_3 \in [0.4, 0.6]$  – для нормальних брів;  $x_3 \in [0.8, 1.0]$  – для піднятих брів (рис.4).

Частини обличчя \ Межі	Брови	Очі	Губи
[0.0 ; 0.2]			
[0.4 ; 0.6]			
[0.8 ; 1.0]			

Рис. 4. Межі параметрів та частини обличчя



Рис. 5. Виявлення обличчя та специфічних точок

Для визначення області обличчя використовуються HaarCascade, для визначення специфічних точок обличчя використовується FaceLandmarksLBF, в результаті отримуємо 68 точок (рис.5).

Основні частини обличчя, які використовуються для визначення емоцій: брови, очі, губи. В результаті маємо вектор ознак:  $v = \{x_1, x_2, x_3\}$ .

Для визначення відстані між точками використовуємо формулу:

$$distance = \sqrt{(p1x - p2x)^2 + (p1y - p2y)^2} \quad (1)$$

Визначення значення ока:

$$pointA = (flm37 + flm38)/2, \quad (2)$$

де flm37 – 37 точка на обличчі;  
 flm38 – 38 точка на обличчі.

$$pointB = (flm40 + flm41)/2, \quad (3)$$

де flm40 – 40 точка на обличчі;  
 flm41 – 41 точка на обличчі.

$$eyefd = distance(pointA, pointB) \quad (4)$$

$$eyesd = distance(flm36, flm39), \quad (5)$$

де flm36 – 36 точка на обличчі;  
 flm39 – 39 точка на обличчі.

$$eyevalue = \frac{eyefd}{eyesd} / EYEMAX, \quad (6)$$

де EYEMAX – максимальне доступне значення відстані для ока.

Визначення значення брів:

$$eyebrowfd = distance(eyesd, flm19), \quad (7)$$

де flm19 – 19 точка на обличчі.

$$eyebrowsd = distance(flm36, flm45), \quad (8)$$

де flm36 – 36 точка на обличчі;  
 flm45 – 45 точка на обличчі.

$$eyebrowvalue = \frac{eyefd}{eyebrowsd} / EYEBROWMAX, \quad (9)$$

де EYEBROWMAX – максимальне доступне значення відстані для брів.

Визначення значення губ:

$$lipsd = distance(flm48, flm54), \quad (10)$$

де flm48 – 48 точка на обличчі;  
 flm54 – 54 точка на обличчі.

$$lipsvalue = \frac{sd}{fd} / LIPSMAX, \quad (11)$$

де LIPSMAX - максимальне доступне значення відстані для губ.

Перетворення фізичних значень до значень моделі відбувається за наступними формулами:

$$\begin{cases} eyeval = (eyevalue - 0.0) * \frac{(0.2-0.0)}{(0.55-0.0)} + 0.0, \text{ якщо } eyevalue < 0.55 \\ eyeval = (eyevalue - 0.55) * \frac{(0.6-0.4)}{(0.75-0.55)} + 0.4, \text{ якщо } eyevalue < 0.75 \\ eyeval = (eyevalue - 0.75) * \frac{(1.0-0.8)}{(1.0-0.75)} + 0.8, \text{ якщо } eyevalue < 1.0 \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} eyebrowv = (eyebrowvalue - 0.0) * \frac{(0.2-0.0)}{(0.65-0.0)} + 0.0, \text{ якщо } eyebrowvalue < 0.55 \\ eyebrowv = (eyebrowvalue - 0.65) * \frac{(0.6-0.4)}{(0.75-0.65)} + 0.4, \text{ якщо } eyebrowvalue < 0.75 \\ eyebrowv = (eyebrowvalue - 0.75) * \frac{(1.0-0.8)}{(1.0-0.75)} + 0.8, \text{ якщо } eyebrowvalue < 1.0 \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} lipsval = (lipsvalue - 0.0) * \frac{(0.2-0.0)}{(0.65-0.0)} + 0.0, \text{ якщо } lipsvalue < 0.65 \\ lipsval = (lipsvalue - 0.65) * \frac{(0.6-0.4)}{(0.75-0.65)} + 0.4, \text{ якщо } lipsvalue < 0.75 \\ lipsval = (lipsvalue - 0.75) * \frac{(1.0-0.8)}{(1.0-0.75)} + 0.8, \text{ якщо } lipsvalue < 1.0 \end{cases} \quad (14)$$

Для аналізу отриманих даних доцільно використати метод SMACOF для багатовимірного шкалювання (MDS), за допомогою якого можна візуалізувати отримані результати.

Основною у методі SMACOF є мажоризація стресу – стратегічна оптимізація, що використовується в багатомірному шкалюванні, де для набору з  $n$  елементів розмірності  $m$  шукається конфігурація  $X_n$  точок в  $r$ -мірному просторі, який мінімізує функцією мажоризації  $\sigma(X)$ . Зазвичай  $r$  дорівнює 2 або 3, тобто  $(n \times r)$  матриця  $X$  перераховує точки в 2- або 3-мірному евклідовому просторі, так що результат може бути відображений візуально. Функція  $\sigma$  є функцією втрат, яка вимірює квадрат різниці між ідеальною ( $m$ -мірною) відстанню в  $r$ -мірному просторі.

Вхідні дані MDS, як правило, є  $n \times n$  матриця відмінностей на основі спостережуваних даних. Задача, яка вирішується – знайти  $\{i, j\} = 1, \dots, n$  точки в маломірному евклідовому просторі таким чином, що відстані між точками наближаються до заданих відмінностей  $\delta_{ij}$  [12]. Таким чином необхідно знайти  $n \times p$  матрицю  $X$  така де  $d_{ij}(X) \approx \delta_{ij}$ , де

$$d_{ij}(X) = \sqrt{\sum_{s=1}^p (x_{is} - x_{js})^2} \quad (15)$$

Для пошуку точки на лінії: маємо  $StartPoint = \{x_0, y_0\}$ , як початок лінії та  $EndPoint = \{x_1, y_1\}$ , як кінець лінії. Визначається відстань  $d_t$  від нової точки до початку лінії.

Довжина лінії обчислюється наступним чином:

$$d = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2} \quad (16)$$

Знаходимо співвідношення відстаней:

$$t = \frac{d_t}{d} \quad (17)$$

Тоді координата  $x$  нової точки має значення:

$$x_t = (1 - t)x_0 + tx_1 \quad (18)$$

Координата у новій точки має значення:

$$y_t = (1 - t)y_0 + ty_1 \quad (19)$$

Отримуємо  $NewPoint = \{x_t, y_t\}$ .

Обернений метод SMACOF надає:  $x^l(k, j) \in R^m, i = 1, m; k = 1, l$ . За множиною точок  $x^l(k, j) \in R^m, i = 1, m; k = 1, l$ , які розташовані на відповідних гіперплощинах, для визначення коефіцієнти цих гіперплощин, формуємо системи лінійних алгебраїчних рівнянь. Таких систем буде стільки, скільки ліній у  $R^2$ . Для  $i$ -ї гіперплощини система рівнянь матиме вигляд:

$$\begin{cases} w_1 x_1^l(i, 1) + w_2 x_2^l(i, 1) + \dots + w_m x_m^l(i, 1) + b = 0; \\ w_1 x_1^l(i, 2) + w_2 x_2^l(i, 2) + \dots + w_m x_m^l(i, 2) + b = 0; \\ \dots \\ w_1 x_1^l(i, m) + w_2 x_2^l(i, m) + \dots + w_m x_m^l(i, m) + b = 0. \end{cases} \quad (20)$$

$$w_1 = (-1^{1+1}) \begin{pmatrix} x_2^l(i, 1) & x_3^l(i, 1) & \dots & x_m^l(i, 1) & 1 \\ x_2^l(i, 2) & x_3^l(i, 2) & \dots & x_m^l(i, 2) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_2^l(i, m) & x_3^l(i, m) & \dots & x_m^l(i, m) & 1 \end{pmatrix} x_1 \quad (21)$$

$$w_2 = (-1^{1+2}) \begin{pmatrix} x_1^l(i, 1) & x_3^l(i, 1) & \dots & x_m^l(i, 1) & 1 \\ x_1^l(i, 2) & x_3^l(i, 2) & \dots & x_m^l(i, 2) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^l(i, m) & x_3^l(i, m) & \dots & x_m^l(i, m) & 1 \end{pmatrix} x_2 \quad (22)$$

$$w_k = (-1^{1+k}) \begin{pmatrix} x_1^l(i, 1) & x_{k-1}^l(i, 1) & x_{k+1}^l(i, 1) & \dots & x_m^l(i, 1) & 1 \\ x_1^l(i, 2) & x_{k-1}^l(i, 2) & x_{k+1}^l(i, 2) & \dots & x_m^l(i, 2) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^l(i, m) & x_{k-1}^l(i, m) & x_{k+1}^l(i, m) & \dots & x_m^l(i, m) & 1 \end{pmatrix} x_k \quad (23)$$

$$b = (-1^{2+m}) \begin{pmatrix} x_1^l(i, 1) & x_2^l(i, 1) & \dots & x_m^l(i, 1) & 1 \\ x_1^l(i, 2) & x_2^l(i, 2) & \dots & x_m^l(i, 2) & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_1^l(i, m) & x_2^l(i, m) & \dots & x_m^l(i, m) & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

Можна виділити наступні кроки: підготовка векторів емоційних станів, візуалізація вхідних даних у двовірний простір, мануальне розділення на класи, обернене перетворення до  $n$ -мірного простору, отримання коефіцієнтів гіперплощин.

Для формування вхідних даних для дослідження за допомогою модуля OpenCV відбувається отримання зображення, виявлення обличчя за допомогою методу Віюлі – Джонса, FaceLandmarksLBF використовується для отримання специфічних точок обличчя.

За допомогою запропонованого алгоритму формуються вектори. В результаті отримано 48 векторів емоційних станів.

Далі наведено кроки необхідні для визначення коефіцієнтів гіперплощини.

**Крок 1.** За допомогою методу SMACOF відбувається перехід від  $n$ -мірних даних до двовірної системи (рис. 6).

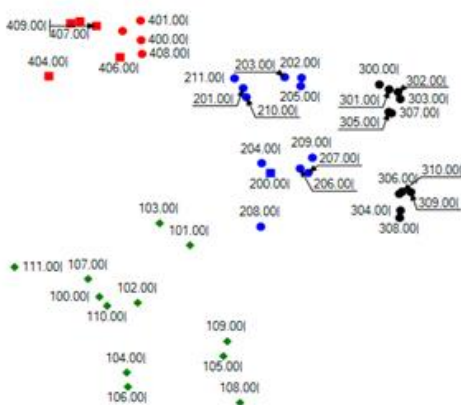


Рис. 6. Результат методу SMACOF

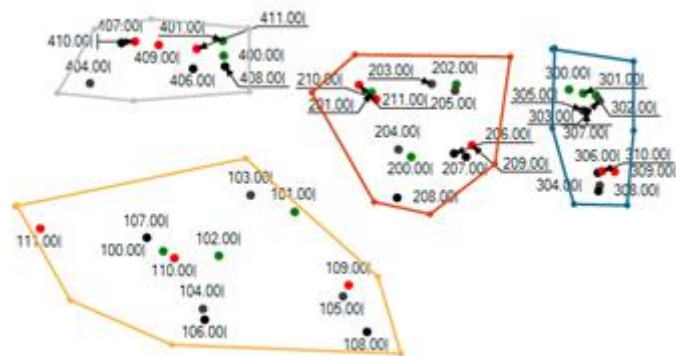


Рис. 7. Результат мануального розділення

**Крок 2.** Отримані масиви точок мануально розділяються на класи (рис. 6)

Для того щоб мати достатньо даних для перетворення до  $N$ -мірного простору відбувається визначення додаткової точки (рис. 8).



Рис. 8. Визначені точки ліній



Рис. 9. Алгоритм пошуку коректних коефіцієнтів гіперплощини

Крок 3. При використанні SMACOF існує ймовірність потрапляння в локальні мінімуми, особливо при малій розмірності. Також важливою складовою є визначення початкових координат [13]. Тому, поки всі коефіцієнти гіперплощини не будуть визначені (а також вони будуть різні) для відповідних векторів продовжується робота алгоритму SMACOF (рис. 9). Наприклад, якщо всі вектори страху при перевірці приналежності до даної множини видають однакові патерни ('+' або '-') – коефіцієнти гіперплощини можна прийняти. Якщо дана умова коректна для всіх емоційних станів – рішення знайдено.

Було отримано наступні патерни для емоційних станів:

*Happy* = {+, +, +, +, -, +}, *Sad* = {-, -, +, +, -, +}, *Anger* = {+, +, +, +, -, -}, *Fear* = {+, +, -, -, +, +}.

Маємо наступну схему дослідження (рис. 10).



Рис. 10. Схема дослідження

### Висновки

У роботі наведено та експериментально досліджено технологію визначення характерних ознак на обличчі для розпізнавання емоційних проявів. Наведені кроки технології дозволяють отримати достатньо простим, обчислювально нескладним способом модель подання емоційних станів на обличчі за допомогою векторів характерних ознак згрупованих за класами емоцій та визначити коефіцієнти гіперплощин, які опукло обмежують ці класи і можуть бути використанні для наступного розпізнавання довільного емоційного виразу обличчя.

Подальші дослідження направлені на створення за допомогою наведеної інформаційної технології застосування для розпізнавання основних емоційних станів на обличчі. Таке застосування планується використовувати у системах які потребують контролю емоційного стану особи.

#### Література

1. Ahdid R., Taifi K., Safi S., Manaut B. A Survey on Facial Feature Points Detection Techniques and Approaches. World Academy of Science, Engineering and Technology. Version 10005826.
2. Mehendale N. Facial emotion recognition using convolutional neural networks (FERC). SN Applied Sciences, February 2020.
3. Chirra V. R., Uyyala S. R., Kolli V. K. Facial Emotion Recognition Using NLPCA and SVM. Traitement du Signal, February, 2019.
4. Kuldeep Y., Joyeeta S., Facial expression recognition using modified Viola-John's algorithm and KNN classifier. Springer Science+Business Media, January 2020
5. Uddin, M.Z.; Hassan, M.M.; Almogren, A.; Alamri, A.; Alrubaiyan, M.; Fortino, G. Facial expression recognition utilizing local direction-based robust features and deep belief network. IEEE Access 2017
6. Najmeh S., Guangyan H., Borui C., Wei L., Chi-Hung C., Yong X., Jing H. A Review on Automatic Facial Expression Recognition. Systems Assisted by Multimodal Sensor Data, 2019 Apr.
7. Thin T.S. Detection of Faces from Images Using Haar Cascade Classifier, IRE Journals, JUN 2020
8. Shaoqing R., Xudong C., Yichen W., Jian S. Face Alignment at 3000 FPS via Regressing Local Binary Features, 2014
9. Martin W., Maria V., Berna K., Julia S., Johanna K., Mapping the emotional face. How individual face parts contribute to successful emotion recognition, PLoS ONE, 2017 May
10. Ekman P., Friesen W. V., Hager J. C.: The Facial Action Coding System. Salt Lake City, UT Research Nexus eBook (2002)
11. Tanja S. H. W., Chris A., Mark B., Validation of the Amsterdam Dynamic Facial Expression Set – Bath Intensity Variations (ADFES-BIV): A Set of Videos Expressing Low, Intermediate, and High Intensity Emotions, PLoS One, 2016 Jan
12. Facial Expressions [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://www.eiagroup.com/knowledge/facial-expressions/>
13. Ingwer Borg, Patrick Mair, “The Choice of Initial Configurations in Multidimensional Scaling: Local Minima, Fit, and Interpretability”, February 2017

Надійшла / Paper received: 11.09.2020  
Надрукована / Paper Printed : 03.11.2020