

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-3>

УДК 004.85

Олег КАЛИТА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0003-1868-8803>

e-mail: oleg.kalytad@gmail.com

МЕТОД ГІПЕРПЛОЩИННОЇ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ ЕМОЦІЙНИХ СТАНІВ

Станом на тепер актуальними залишаються інформаційні системи візуального спостереження для забезпечення безпеки, що ґрунтуються на розпізнаванні змін емоційного стану людини. У роботі запропоновано вдосконалення методу гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімичних проявів емоційних станів. Метод дозволяє використати візуальну аналітику за напрямком «людина-у-петлі» для формування прозорого та інтерпретованого класифікатора емоційних станів людини за мімичними проявами. Використання методу дає змогу отримати класифікатори для виявлення різких змін емоційних станів локальних груп людей у великих натовпах. Обчислювальні результати валідації підтвердили ефективність запропонованого методу для задачі класифікації змін емоційного стану, а саме запропонований метод перевершив аналоги за показником (75,52%) та показав порівняно значні результати за точністю класифікації (90,86%).

Ключові слова: розпізнавання емоцій, виявлення обличчя, мімичні прояви, гіперплощинна класифікація, візуальна аналітика

Oleg KALYTA

Khmelnytskyi National University

HYPERPLANE CLASSIFICATION METHOD FOR IDENTIFICATION OF MIMIC MANIFESTATIONS OF EMOTIONAL STATES

The present study aims to investigate the use of hyperplane classification to identify mimic manifestations of emotional states. Emotions are complex psychological phenomena that involve physiological, cognitive, and behavioral components. The ability to accurately recognize emotions can be compromised in certain situations, such as when individuals try to hide or fake their emotions. This is particularly relevant in security, where detecting deception and identifying emotions are critical for decision-making. Hyperplane classification is a machine-learning technique that can be used for pattern recognition and classification tasks. It involves defining a decision boundary in a high-dimensional space that separates data points into different classes. In emotion recognition, hyperplane classification can be used to identify patterns of facial expressions and other nonverbal cues associated with specific emotional states. The present study used a dataset of images depicting actors portraying different emotional states, including fear, happiness, and neutrality. The study results showed that hyperplane classification could be effective for identifying mimic manifestations of emotional states. The best-performing model was a hyperplane classification, which achieved an accuracy of 90.86% on the test set. In addition to the classification task, the authors also investigated the interpretability of the hyperplane classification models based on visual analytics. This allowed for identifying the specific facial features and movements the models used to make their predictions. The authors also discussed the limitations of the models in terms of their generalizability and robustness to variations in lighting, camera angles, and other factors. Overall, the present study proves that the proposed method of hyperplane classification for the identification of mimic manifestations of emotional states is an effective tool for identifying mimic manifestations of emotional states. Nonetheless, future research should continue to explore the interpretability and generalizability of such an approach across different populations and contexts.

Keywords: emotion recognition, face detection, facial expressions, hyperplane classification, visual analytics

Постановка проблеми у загальному вигляді

та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Методи ефективної інтеграції людини в системи машинного навчання на сьогодні стають все більш актуальними. Одним із напрямків розвитку машинного навчання є використання аналітичних можливостей людини для синтезу відповідних моделей та методів. Напрямок, візуальної аналітики (Visual Analytics) активно використовується у програмних системах людино-машинної взаємодії. Машинне навчання широко використовуються для пошуку елементів подібності даних та виявлення групування даних за інтегральними ознаками. Такий підхід використовується, у тому числі, і до векторних просторів ознак. Перспективність цього напрямку обґрунтовується тим, що розвиваються системи взаємодоповнюючих та інтегральних напрямів ефективного використання можливостей як машини, так і людини для досягнення необхідного результату машинного навчання.

Взаємодія людини та машини у візуальному аналітичному процесі є обміном інформацією, при якому подання цієї інформації повинно мати властивість розуміння. Інформація повинна бути перетворена та зображена таким чином, щоб одержувач та користувач цієї інформації міг її зрозуміти та інтерпретувати. Процес взаємодії людини і машини у найефективнішому вигляді постає у формі візуально-цифрових перетворень. Ця форма взаємодії використовується при об'єднанні людини і машини в єдину продукуючу систему. Людина стає циклічно залучена до обчислювального процесу і стає необхідною частиною цього процесу. Такий напрямок у розвитку людино-машинної взаємодії отримав назву «людина-у-петлі» (Human-in-the-Loop) [1] та утворився напрям візуальної аналітики.

Машинне навчання, у тому числі, використовує підходи гіперплощинної класифікації (регресійний аналіз, метод опорних векторів тощо). Ці відображення створюються машиною і результати їхньої роботи оцінюються людиною за візуалізацією та за показниками якості. Розроблені моделі, а також вхідні дані уточнюються та покращуються ітеративно. Участь людини в цьому процесі є необхідною для покращення та досягнення необхідних результатів. Таким чином, людина робить цінний внесок і допомагає машині в досягненні мети отримання прозорого розв'язку задачі. Такі моделі подання є формальними і використовуються машиною. Тобто, отримуємо перевагу задіяння інтелектуальних можливостей людини.

Відзначимо, що у роботі [2] запропоновано графічне подання візуальної аналітики як процесу, в якому знання витягувалися з даних за допомогою візуального подання, дослідження та обробки даних. Надалі цей підхід використовувався у багатьох дослідженнях [3]. Трансформація даних є важливим етапом для візуальної аналітики, оскільки має забезпечувати візуальну репрезентативність інформації відповідно до мети дослідження.

Метою машинного навчання є побудова моделі як механізму прийняття рішень. Для цього використовуватимемо два типи моделей – формальну, для використання машиною та ментальну [4], для використання людиною. Формальна модель визначається як обчислювальна модель, подана у формі, що використовується машинною. Така форма моделі використовується у машинному навчанні. Ментальна модель визначається як якась закінчена форма знань, яку можна визначити для прийняття рішень не використовуючи процеси розширення знань. Ця форма моделі використовується людиною для прийняття рішень. Модель формується як результат навчання людини в процесі візуальної аналітики і, у загальному випадку, за результатом використання не відрізняється від формальної моделі машинного навчання.

З проведеного аналізу встановлено, що застосування візуальної аналітики покращує прозорість та інтерпретованість по відношенню до традиційних підходів шляхом залучення людини для побудови системи прийняття рішень.

Метою роботи є вдосконалення методу гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів з використанням візуальної аналітики за напрямком «людина-у-петлі».

Метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами

Метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами призначений для ідентифікації змін емоційного стану людини. Схему методу зображено на рис. 1.

Вхідними даними методу є множина n точок у просторі ознак (m кількість ознак): $x(i) \in R^m, i = \overline{1, n}$

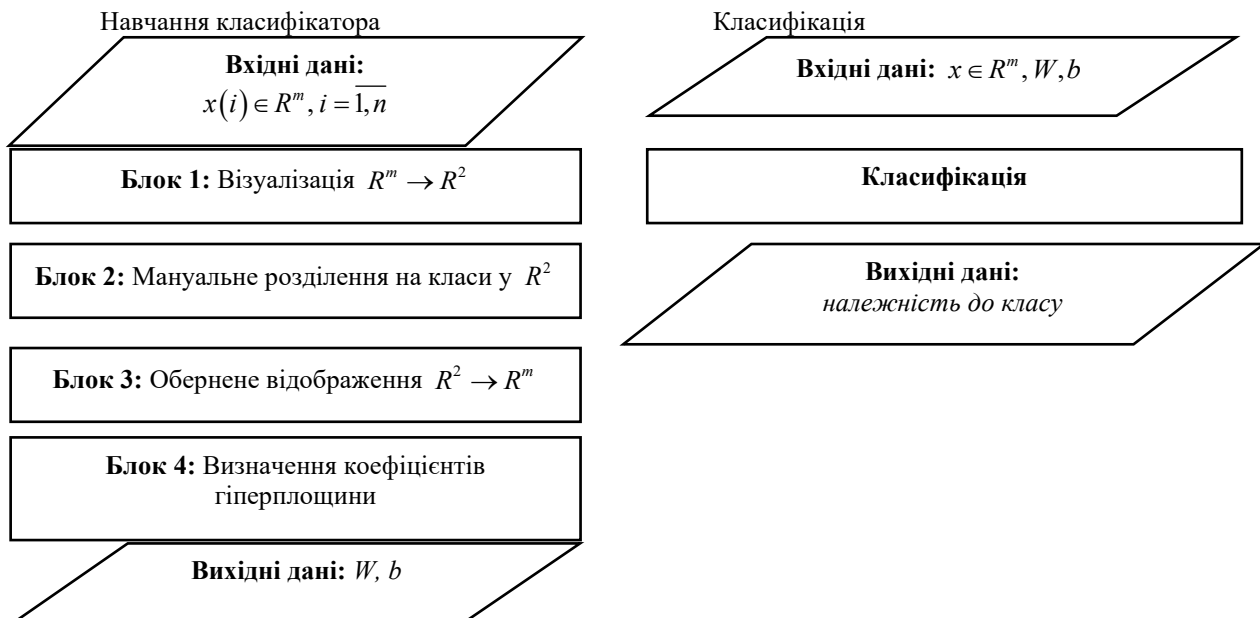


Рис. 1. Схема методу гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами

У **Блоці 1** методу виконується візуалізація вхідних даних у двомірний простір: $R^m \rightarrow R^2$.

Відображення $R^m \rightarrow R^2$ отримується шляхом розв'язування оптимізаційної задачі з використанням еволюційних методів (аналогічно задачі багатовимірного шкалювання (з англ. multidimensional scaling, MDS) – визначення взаємного розташування точок (векторів) у просторі меншої розмірності. Точки розташовуються так, щоб попарні відстані між ними у новому просторі як можна менше відрізнялися від емпірично виміряних відстаней у просторі ознак об'єктів, що вивчаються. Для обрахунку відстані використовується Евклідова відстань. Для функції схожості використовується гіпотеза, що цим менша

відстань між об'єктами, тим вони більш схожі і навпаки. В результаті отримуємо множину точок: $x'(i) \in R^2, i = \overline{1, n}$.

У **Блоці 2** безпосередньо реалізується візуальна аналітика за напрямком «людина-у-петлі», а саме: 1) у просторі R^2 візуально оцінюється спроможність розділення навчальної вибірки за запропонованою моделлю векторного простору; 2) будуються людиною лінії (при такій можливості), що розділяють груповані хмари точок (класи) $x'(i) \in R^2, i = \overline{1, n}$; 3) запам'ятовуються координати початку і кінця цих ліній; 4) при неможливості розділити отримані класи однією лінією, формуються кусково-неперервні лінії (кінець однієї лінії є початком другої); 5) для кожної лінії, крім двох точок початку і кінця, отримуються ще $m-2$ точки, що знаходяться рівномірно між точками початку та кінця. У підсумку, отримується множина нових точок: $x^L(i, j) \in R^2, i = \overline{1, l}, j = \overline{1, m}$, де l -кількість ліній, що є результатом візуальної аналітики.

У **Блоці 3** проводимо обернене відображення $R^2 \rightarrow R^m$ (аналогічно **Блоку 1**), для множин точок: $x'(i), x^L(k, j) \in R^2, i = \overline{1, n}, j = \overline{1, m}, k = \overline{1, l}$, в результаті якого отримуємо (при можливості такого) множину $x^L(k, j) \in R^m, j = \overline{1, m}, k = \overline{1, l}$.

У **Блоці 4**, за множиною точок $x^L(k, j) \in R^m, j = \overline{1, m}, k = \overline{1, l}$, які розташовані на відповідних гіперплощинах, для визначення коефіцієнтів цих гіперплощин, формуємо системи лінійних алгебраїчних рівнянь. Таких систем буде стільки, скільки ліній у R^2 . Для i -ї гіперплощини система рівнянь матиме вигляд:

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

Визначати w_i та b будемо наступним чином. Подамо (1) у вигляді рівняння гіперплощини, яка проходить через m точок:

$$\det \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_m & 1 \\ x_1^L(i, 1) & x_2^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & x_2^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & 1 \\ x_1^L(i, m) & x_2^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix} = 0, \quad (2)$$

та розкладемо (2) за першим рядком:

$$\begin{aligned} & \overbrace{(-1)^{1+1} \det \begin{pmatrix} x_2^L(i, 1) & x_3^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_2^L(i, 2) & x_3^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_2^L(i, m) & x_3^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_1} x_1 + \\ & + \overbrace{(-1)^{1+2} \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & x_3^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & x_3^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & x_3^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_2} x_2 + \dots + \\ & + \overbrace{(-1)^{1+k} \det \begin{pmatrix} x_1^L(i, 1) & \dots & x_{k-1}^L(i, 1) & x_{k+1}^L(i, 1) & \dots & x_m^L(i, 1) & 1 \\ x_1^L(i, 2) & \dots & x_{k-1}^L(i, 2) & x_{k+1}^L(i, 2) & \dots & x_m^L(i, 2) & 1 \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i, m) & \dots & x_{k-1}^L(i, m) & x_{k+1}^L(i, m) & \dots & x_m^L(i, m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_k} x_k + \dots + \end{aligned} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} & \overbrace{\left(-1^{1+m} \det \begin{pmatrix} x_1^L(i,1) & x_2^L(i,1) & \cdots & x_{m-1}^L(i,1) & 1 \\ x_1^L(i,2) & x_2^L(i,2) & \cdots & x_{m-1}^L(i,2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i,m) & x_2^L(i,m) & \cdots & x_{m-1}^L(i,m) & 1 \end{pmatrix} \right)}^{w_m} x_m + \\ & + \overbrace{\left(-1^{2+m} \det \begin{pmatrix} x_1^L(i,1) & x_2^L(i,1) & \cdots & x_m^L(i,1) \\ x_1^L(i,2) & x_2^L(i,2) & \cdots & x_m^L(i,2) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_1^L(i,m) & x_2^L(i,m) & \cdots & x_m^L(i,m) \end{pmatrix} \right)}^b. \end{aligned}$$

Класифікація проходить за отриманим вектором вагових коефіцієнтів гіперплощини W (рис.1). Лінійний класифікатор $d(\mathbf{X}')$ визначається так

$$d(\mathbf{X}^*) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}^* + b, \quad (4)$$

де $\mathbf{X}^* = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_m^*, 1)^T$ – нормалізований вектор ознак, який визначає образ об'єкту класифікації;

$\mathbf{W} = (w_1, w_2, \dots, w_m)^T$ – вектор вагових коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора; b – вільний коефіцієнт.

Вихідними даними методу гіперплощинної класифікації є результат класифікатора (4). Належність до класу визначається правилом відношення до класифікатора, тобто визначається розташування об'єкту відносно лінійного класу.

Для класифікації нових даних визначається їхнє розташування в багатомірному просторі шляхом визначення їхнього положення відносно гіперплощини. Підставляючи координати даних в рівняння гіперплощини, визначається їхнє розташування із множини $\{-1, 1\}$. Якщо результат < 0 , то досліджуваний елемент знаходиться «справа» від гіперплощини, і відповідно обличчя людини відповідає емоційному стану одного класу; якщо результат > 0 – елемент знаходиться «зліва» від гіперплощини і виявлене обличчя відповідає емоційному стану іншого класу якщо результат $= 0$, то елемент знаходиться на гіперплощині й виявлене обличчя відповідає невизначеному стану.

Результати експериментів

Для визначення вагових коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора \mathbf{W} використано еталонний набір даних (ADFES)[5], отриманий Амстердамським міждисциплінарним центром емоцій Університету Амстердаму. Набір даних ADFES містить відеозаписи обличчя людей, зібраних з 22 моделей. З оригінального набору ADFES автором дисертаційної роботи сформовано піднабір з 5 емоціями: «Злість», «Страх», «Радість», «Нейтральний стан» та «Сум». Тобто кожна з 22 моделей набору ADFES зображає 5 різних емоційних станів.

Спершу до навчального набору даних застосовано метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя [6]. Вхідними даними методу слугують 110 зображень людських обличчя набору даних ADFES, класифікованими за 5 емоціями. В результаті застосування методу отримано матрицю нормалізованих вхідних значень $\mathbf{X}' = (x'_{ijk})$, $i = \overline{1,7}$ – ознаки ділянок обличчя, $j = \overline{1,110}$ – об'єкти навчального набору даних, $k = \overline{1,5}$ – досліджувані емоції.

Першим етапом застосування методу гіперплощинної класифікації є відображення матриці є візуалізація нормалізованих значень $\mathbf{X}' = (x'_{ijk}) \in \mathbf{R}^7$, $i = \overline{1,7}$, $j = \overline{1,110}$, $k = \overline{1,5}$ у двовимірний простір, тобто $\mathbf{R}^7 \rightarrow \mathbf{R}^2$. Для цього розв'язано оптимізаційну задачу за еволюційним алгоритмом.

В результаті розв'язку оптимізаційної задачі виконано відображення матриці $\mathbf{X}' = (x'_{ijk}) \in \mathbf{R}^7$, $i = \overline{1,7}$, $j = \overline{1,110}$, $k = \overline{1,5}$ у матрицю $\mathbf{X}^* = (x^*_{ijk}) \in \mathbf{R}^2$, $i = \overline{1,2}$, $j = \overline{1,27}$, $k = \overline{1,3}$.

На рис. 2 бачимо, що синтезовані значення матриці $\mathbf{X}^* = (x^*_{ijk}) \in \mathbf{R}^2$, отримані за методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя [6] та запропонованим методом гіперплощинної класифікації, виявились згрупованими за різними емоційними станами. Такий результат підтверджує спроможність запропонованої моделі (**Помилка! Джерело посилання не знайдено.**) використовуватись для класифікації

емоційних станів. За допомогою звичайної розділюючої лінії виконано мануальне розділення на класи «Страх» та «Все інше».

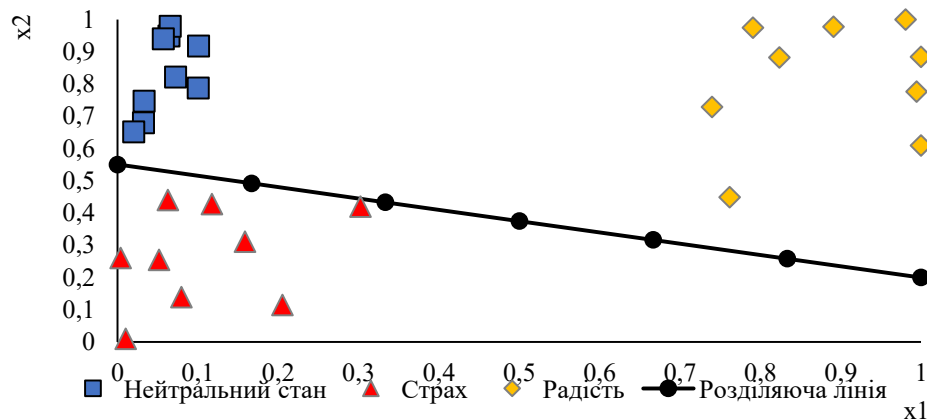


Рис. 2. Результат візуалізації вхідних даних у простір R^2

Наступним етапом методу є обернене відображення $R^2 \rightarrow R^7$. Для цього розв'язано оптимізаційну задачу за еволюційним алгоритмом. Тут знайдено матрицю $X^{*L} = (x^{*L}_{i,j}) \in R^7$, $i = \overline{1,7}$, для однієї розділюючої лінії, побудованої за 7-ма точками. Як наслідок, розділююча лінія $L^2 \in R^2$ відображається в гіперплощину $L^7 \in R^7$ з координатами X^{*L} (таблиця 1).

Таблиця 1

Координати розділюючої гіперплощини в просторі R^7

Точки лінії	x_1^L	x_2^L	x_3^L	x_4^L	x_5^L	x_6^L	x_7^L
1	0,053	0,457	0,012	0,366	0,266	0,053	0,724
2	0,064	0,676	0,355	0,408	0,990	0,161	0,794
3	0,352	0,793	0,781	0,460	0,899	0,598	0,636
4	0,077	0,124	0,478	0,154	0,813	0,738	0,381
5	0,590	0,114	0,654	0,873	0,653	0,214	0,226
6	0,295	0,788	0,355	0,644	0,537	0,146	0,426
7	0,900	0,329	0,184	0,325	0,492	0,214	0,500

Отриману матрицю з таблиці 1 використано для побудови системи рівнянь вигляду (1). Побудовану систему розкладено за першим рядком за формулою (2), відповідно до методу гіперплощинної класифікації.

Таким чином, в результаті застосування методу гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами отримано вагові коефіцієнти розділюючої гіперплощини:

$$W = (0,005565 \ 0,002142 \ 0,027011 \ 0,004986 \\ -0,0047 \ -0,01164 \ -0,03891 \ 0,028614).$$

За визначеними ваговими коефіцієнтами (3) побудовано лінійний класифікатор за формулою (4):

$$d(X^*) = 0,005565x_1^* + 0,002142x_2^* + 0,027011x_3^* + 0,004986x_4^* - \\ -0,0047x_5^* - 0,01164x_6^* - 0,03891x_7^* + 0,028614.$$

Запропонований метод гіперплощинної класифікації порівняно з аналогами для задачі ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. Значення статистичних показників, що отримані за запропонованим методом та аналогами на тестовому наборі подано в таблиці 2.

Таблиця 2

Порівняння підходів до розпізнавання емоцій за отриманими класифікаційними метриками

Підхід	Точність класифікації, %	F_1 , %	Час обрахування, сек
FACS	81,12	65,50	0,042
Глибока нейромережева модель	92,07	74,93	0,196
Запропонований метод	90,86	75,52	0,012

З таблиці 2 бачимо, що запропонований метод перевершив аналоги за показником F_1 (75,52%). Заразом, попри те, що нейромережева модель перевищила аналоги за точністю класифікації (92,07%), запропонований метод дає можливість досягати конкурентних результатів за обома показниками. Водночас використання елементарних алгебраїчних операцій (1)-(3) в запропонованому методі значно зменшило обчислювальні витрати (0,012 сек) порівняно з аналогами.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У роботі запропоновано вдосконалення методу гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. Метод дозволяє використати візуальну аналітику за напрямком «людина-у-петлі» для формування прозорого та інтерпретованого класифікатора емоційних станів людини за мімічними проявами. Запропонований у роботі метод гіперплощинної класифікації призначений для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів, що полягає у побудові гіперплощин розмежування у векторному просторі ознак. Використання методу дає змогу отримати класифікатори для виявлення різких змін емоційних станів локальних груп людей у великих натовпах. Обчислювальні результати валідації підтвердили ефективність запропонованого методу для задачі класифікації змін емоційного стану, а саме запропонований метод перевершив аналоги за показником F_1 (75,52%) та показав порівняно значні результати за точністю класифікації (90,86%).

Література

1. Wu X., Xiao L., Sun Y., Zhang J., Ma T., He L. A survey of human-in-the-loop for machine learning // Future Generation Computer Systems. – 2022. – Vol. 135. – P. 364–381. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2022.05.014>
2. Ma Y., Xie T., Li J., Maciejewski R. Explaining vulnerabilities to adversarial machine learning through visual analytics // IEEE transactions on visualization and computer graphics. – 2019. – Vol. 26, No. 1. – P. 1075–1085. DOI: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2934631>
3. Yuan J., Chen C., Yang W., Liu M., Xia J., Liu S. A survey of visual analytics techniques for machine learning // Computational Visual Media. – 2021. – Vol. 7. – P. 3–36. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41095-020-0191-7>
4. Wolf L., Galanti T., Hazan T. A formal approach to explainability: Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2019. – P. 255–261. DOI: <https://doi.org/10.1145/3306618.3314260>
5. van der Schalk J., Hawk S. T., Fischer A. H., Doosje B. Moving faces, looking places: Validation of the Amsterdam dynamic facial expression set (ADFES) // Emotion. – 2011. – Vol. 11, No. 4. – P. 907–920. DOI: <https://doi.org/10.1037/a0023853>
6. Калита О.Д. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для ідентифікації змін емоційного стану // Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки». – 2022. – № 305 (1). – С. 68–71. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-305-1-68-71>

References

1. Wu X., Xiao L., Sun Y., Zhang J., Ma T., He L. A survey of human-in-the-loop for machine learning // Future Generation Computer Systems. – 2022. – Vol. 135. – P. 364–381. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.future.2022.05.014>
2. Ma Y., Xie T., Li J., Maciejewski R. Explaining vulnerabilities to adversarial machine learning through visual analytics // IEEE transactions on visualization and computer graphics. – 2019. – Vol. 26, No. 1. – P. 1075–1085. DOI: <https://doi.org/10.1109/TVCG.2019.2934631>
3. Yuan J., Chen C., Yang W., Liu M., Xia J., Liu S. A survey of visual analytics techniques for machine learning // Computational Visual Media. – 2021. – Vol. 7. – P. 3–36. DOI: <https://doi.org/10.1007/s41095-020-0191-7>
4. Wolf L., Galanti T., Hazan T. A formal approach to explainability: Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2019. – P. 255–261. DOI: <https://doi.org/10.1145/3306618.3314260>
5. van der Schalk J., Hawk S. T., Fischer A. H., Doosje B. Moving faces, looking places: Validation of the Amsterdam dynamic facial expression set (ADFES) // Emotion. – 2011. – Vol. 11, No. 4. – P. 907–920. DOI: <https://doi.org/10.1037/a0023853>
6. Kalyta O.D. Metod heometrychnoi interpretatsii dilianok oblychchia dlia identyfikatsii zmin emotsiinoho stanu // Visnyk Khmelnytskoho natsionalnoho universytetu. Serii «Tekhnichni nauky». – 2022. – № 305 (1). – С. 68–71. DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-305-1-68-71>