

Кваліфікаційна наукова
праця на правах рукопису

КАЛИТА ОЛЕГ ДМИТРОВИЧ

УДК: 004.932.2

ДИСЕРТАЦІЯ

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗМІН ЕМОЦІЙНОГО
СТАНУ ЛЮДИНИ ЗА МІМІЧНИМИ ПРОЯВАМИ ДЛЯ СИСТЕМ, ЩО
ВІДПОВІДАЮТЬ ВИМОГАМ БЕЗПЕКИ

122 Комп'ютерні науки

12 Інформаційні технології

Подається на здобуття наукового ступеня доктора філософії

Дисертація містить результати власних досліджень. Використання ідей,
результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

 О.Д. Калита
(підпис)

Науковий керівник: Науковий керівник: Бармак Олександр Володимирович,
доктор технічних наук, професор

АНОТАЦІЯ

Калита Олег Дмитрович. Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки. – Кваліфікаційна наукова праця на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора філософії з галузі знань 12 Інформаційні технології за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки. – Хмельницький національний університет, Хмельницький, 2023.

Упродовж останніх років, галузь розроблення інформаційних систем, що відповідають вимогам безпеки, та систем відеоспостереження стрімко зростає. Водночас разом зі здобутками зростають і складнощі, що пов'язані насамперед із точним відео моніторингом поведінки людей. Точне виявлення та інтерпретація людської поведінки, зокрема, ідентифікація емоційних станів людей у локалізованій групі, є важливим для правильного оцінювання загроз за великих скупчень людей та швидкого реагування на них.

Розуміння емоційного стану людини за виразом обличчя може надати цінну інформацію про її наміри, потенційно розкриваючи загрози безпеці ще до того, як вони проявилися. Проте швидкоплинність мімічних проявів та індивідуальні й культурні відмінності вносять значну складність у процес ідентифікації емоційного стану. Саме тому розробка нових методів та технологій, що здатні точно виявляти мімічні прояви та ідентифікувати за ними різку зміну емоційного стану, а також способи ефективного впровадження таких технологій у системи безпеки є актуальною задачею.

Попри значний обсяг виконаних у цьому напрямку наукових досліджень і, відповідно, отриманих наукових результатів та розробок, актуальним на сьогодні є покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Отже, з огляду на вище викладене, актуальною науковою задачею є розроблення інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами, яка забезпечить підвищення точності

ідентифікації різких змін емоційного стану за відеопотоком в режимі реального часу, що у такий спосіб дасть змогу покращити процес виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

У результаті виконання дисертаційної роботи було розв'язано актуальну науково-прикладну задачу покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Об'єктом дослідження є процес виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Предметом дослідження є моделі, методи та засоби інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Метою дисертаційної роботи є підвищення точності ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами шляхом розроблення інформаційної технології для виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Наукова новизна одержаних результатів полягає в наступному:

1) розроблено нову модель подання мімічних проявів емоційних станів людини, у якій на відміну від аналогів стійко групуються та розділяються основні класи емоцій, що дало змогу використовувати зображення з низькою роздільною здатністю в камерах відеоспостереження та виявляти різкі зміни емоційного стану;

2) розроблено новий метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя, який на відміну від аналогів дає можливість прозоро отримувати характерні ознаки мімічної активності, що дозволило з малою обчислювальною складністю аналізувати зображення з низькою роздільною здатністю;

3) удосконалено метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів, який на відміну від аналогів дозволяє

будувати гіперплощину розмежування у векторному просторі ознак за принципом «людина-у-петлі», що дало змогу отримати класифікатори для виявлення різких змін емоційних станів;

4) одержала подальшого розвитку інформаційна технологія ідентифікації різких змін емоційного стану за розробленою моделлю подання мімічних проявів емоційних станів людини, методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя та методом гіперплощинної класифікації, яка відрізняється від аналогів простою моделлю, прозорим та зрозумілим виділенням ознак та класифікацією, що дало змогу локалізувати групи людей з різкою зміною емоційного стану за матеріалами зовнішньої відеофіксації з високим показником точності.

Розроблена інформаційна технологія призначена для точної ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами, що дасть змогу виявляти локалізовану групу людей з проявами аномальної поведінки в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки. Зокрема, практичне значення застосування інформаційної технології полягає в наступному:

1. Інформаційна технологія призначена для автоматизованого перетворення вхідної інформації, що подана у вигляді зображення обличчя людини на відеокадрах низької роздільної здатності (704×480), у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з різким проявом негативного емоційного стану.

2. Використання в інформаційній технології простих та прозорих моделі та методу для формалізації мімічних ознак різних емоційних станів та гіперплощинної класифікації з лінійним співвідношенням розділення класів емоцій дало можливість обробляти великі масиви фото- та відеоматеріалів за малих обчислювальних ресурсів систем безпеки в режимі реального часу.

3. Поєднання в інформаційній технології нової моделі подання мімічних проявів, нового методу геометричної інтерпретації та вдосконаленого методу гіперплощинної класифікації дало змогу отримати високу точність класифікації емоційних станів людини (до 82,42%), що надає працівникам служби безпеки надійний та ефективний інструмент для розуміння динаміки натовпу і

прогнозування потенційних ризиків для безпеки під час масового скупчення людей.

Результати експериментальних тестувань із використанням розробленого прототипу програмного забезпечення підтверджують вірність наукових положень запропонованої інформаційної технології, оскільки її впровадження дає змогу підвищити достовірність виявлення аномальної поведінки за мімічними проявами на 0,91-2,20%, залежно від різних емоцій та умов навколишнього середовища, та знизити ймовірність виникнення помилки під час ідентифікації різких змін емоційних станів на 0,23 %-2,21 % порівняно із сучасними аналогами.

Теоретичні та практичні результати дослідження впроваджені в ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС», м. Хмельницький (довідка про впровадження від 17.04.2023), та ТОВ «ІТСАЙТС», м. Хмельницький (довідка про впровадження від 07.05.2023), а також, в освітньому процесі Хмельницького національного університету (акт про впровадження від 14.01.2022 р.) під час викладання дисциплін на кафедрі комп'ютерних наук для спеціальності 122 Комп'ютерні науки, зокрема в курсах «Об'єктно-орієнтоване програмування», «Інтелектуальний аналіз даних», «Моделювання систем та системний аналіз» та «Методи та системи штучного інтелекту».

У вступі наведено обґрунтування актуальності наукової задачі щодо забезпечення покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки. Також у розділі подано зв'язок тематики дисертаційної роботи дослідження з напрямками наукових досліджень відомих дослідників цієї проблеми в світі та відображено основні наукові результати роботи та її практичне значення.

У першому розділі проаналізовано сучасні засоби, методи та підходи до ідентифікації емоційних проявів людей за мімічними змінами. Наведено актуальність застосування інформаційних технологій та засобів штучного інтелекту для виявлення аномальної поведінки у скупченнях людей у безпекових системах відеоспостереження та відеофіксації. Досліджено сучасний стан

розпізнавання змін емоційних станів людини за контролем її міміки з використанням системи кодування мімічних проявів. Проведено аналіз підходів до класифікації характеристик-ознак зображення за традиційними підходами машинами навчання, підходами за глибокого навчання; підходами візуальної аналітики та наведені статистичні критерії оцінювання засобів ідентифікації емоційних станів. За проведеним аналізом сформульовані постановка задачі та завдання дослідження.

У другому розділі розглянуто теоретичне подання моделей та методів, запропонованих для розпізнавання мімічних проявів емоцій на зображеннях із невеликою роздільною здатністю, що отримані з камер відеоспостереження. Проведено аналіз ділянок обличчя, на яких відтворюється емоційна міміка, та, за цим аналізом, запропонована спрощена модель для виявлення змін емоційного стану за мімічними проявами, з врахуванням обмежень пов'язаних із низькою роздільною здатністю зображень, отриманих із систем відеоспостереження. Для отримання числових значень параметрів моделі запропонований метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами, які дають змогу за запропонованою моделлю отримати параметри гіперплощин для ідентифікації емоційних станів.

У третьому розділі запропоновано інформаційну технологію ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки. Розроблена інформаційна технологія призначена для ідентифікації різких проявів емоційних станів у натовпі за відеопотоком з камер відео спостереження. Застосування інформаційної технології полягає в автоматизованому перетворенні вхідної інформації, що подана у вигляді зображення людини на кадрі відеопотоку, у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з аномальним проявом певного емоційного стану.

У четвертому розділі подано результати експериментального тестування запропонованої інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами. Виконано порівняння якісних ознак моделі з

системою класифікації виразів людського обличчя FACS. За статистичним оцінюванням щодо ідентифікації змін емоційного стану людини доведено високий рівень ідентифікації емоційного стану за розробленою інформаційною технологією. Експериментальне тестування інформаційної технології виконано за двома еталонними наборами даних. Оцінювання ефективності інформаційної технології проведено за статистичними показниками точності, влучності, повноти та F-міри. Високі значення статистичних показників, що здобуті запропонованою інформаційною технологією, свідчать про її практичну значущість. Загалом результати експериментального тестування інформаційної технології довели її спроможність розв'язувати поставлену задачу.

У висновках наведено отримані наукові та практичні результати дослідження.

У додатках подано наукові публікації, в яких відображено основні наукові результати роботи, відомості про апробацію результати дисертації, акти та довідки про впровадження результатів роботи, проміжні результати аналізу мімічних проявів, лістинг програмного коду, основні діаграми прототипу програмного забезпечення на основі розробленої інформаційної технології та проміжні статистичні результати дослідження.

Ключові слова: система відеоспостереження, інформаційна технологія виявлення мімічних проявів, ідентифікація емоційних станів, візуальна аналітика, класифікація гіперплощин.

ANNOTATION

Kalyta Oleg Dmytrovych. Information technology for identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions for systems that meet security requirements.

Dissertation for the degree of Doctor of Philosophy in the field of knowledge 12 Information Technology, specialty 122 Computer Science. – Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, 2023.

In recent years, the field of developing security-compliant information systems and video surveillance systems has been growing rapidly. At the same time, along with these achievements, the challenges associated with accurate video monitoring of human behavior are also growing. Accurate detection and interpretation of human behavior, in particular, identification of emotional states of people in a localized group, is important for correct threat assessment in large crowds and rapid response to them.

Understanding a person's emotional state through facial expressions can provide valuable information about their intentions, potentially revealing security threats before they even manifest. However, the transience of facial expressions and individual and cultural differences make the process of identifying emotional states very difficult. That is why the development of new methods and technologies capable of accurately detecting facial expressions and identifying a sharp change in emotional state, as well as ways to effectively implement such technologies in security systems, is an urgent task.

Despite the considerable amount of research performed in this area and, accordingly, the scientific results and developments obtained, it is relevant today to improve the process of detecting abnormal behavior of a group of people in a crowd for systems that meet security requirements.

Therefore, in view of the above, the current scientific task is to develop an information technology for identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions, which will increase the accuracy of identifying sharp changes in the emotional state in a video stream in real time, which will thus improve the process of detecting abnormal behavior of a group of people in a crowd for systems that meet security requirements.

As a result of the dissertation, the actual scientific and applied problem of improving the process of detecting abnormal behavior of a group of people in a crowd by their facial expressions in systems that meet safety requirements was solved.

The object of research is the process of detecting abnormal behavior of a group of people in a crowd by their facial expressions in systems that meet safety requirements.

The subject of the research is models, methods and means of information technology for identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions for systems that meet security requirements.

The purpose of the dissertation is to improve the accuracy of identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions by developing information technology to detect abnormal behavior of a group of people in a crowd by their facial expressions in systems that meet security requirements.

The scientific novelty of the obtained results is as follows:

1) a new model of representation of facial expressions of human emotional states was developed, which, unlike analogues, stably groups and separates the main classes of emotions, which made it possible to use low-resolution images in video surveillance cameras and detect sudden changes in emotional state;

2) a new method of geometric interpretation of facial areas was developed, which, unlike analogues, makes it possible to transparently obtain characteristic features of facial activity, which made it possible to analyze low-resolution images with low computational complexity;

3) the method of hyperplane classification for identifying facial expressions of emotional states was improved, which, unlike analogues, allows to build a hyperplane of separation in the vector space of features on the principle of «man in a loop», which made it possible to obtain classifiers for detecting sudden changes in emotional states;

4) the information technology for identifying abrupt changes in emotional states was further developed based on the developed model of representation of facial expressions of human emotional states, the method of geometric interpretation of facial areas and the method of hyperplane classification, which differs from analogues in a simple model, transparent and understandable selection of features and classification, which made it possible to localize groups of people with abrupt changes in emotional states based on external video recording materials with a high level of accuracy.

The developed information technology is designed to accurately identify changes in the emotional state of a person by facial expressions, which will allow detecting a localized group of people with abnormal behavior in a crowd for systems

that meet security requirements. In particular, the practical significance of the use of information technology is as follows:

1. The information technology is designed to automate the conversion of input information, which is presented in the form of an image of a person's face in low-resolution video frames (704×480), into the resulting information in the form of identified groups of people with a sharp manifestation of a negative emotional state.

2. The use of simple and transparent models and methods in information technology to formalize facial expressions of different emotional states and hyperplane classification with a linear ratio of separation of emotion classes made it possible to process large amounts of photo and video materials with low computing resources of security systems in real time.

3. The combination of a new model for representing facial expressions, a new method of geometric interpretation and an improved method of hyperplane classification in information technology made it possible to obtain a high accuracy of classification of human emotional states (up to 82.42%), which provides security personnel with a reliable and effective tool for understanding crowd dynamics and predicting potential security risks during mass gatherings.

The results of experimental testing using the developed software prototype confirm the validity of the scientific provisions of the proposed information technology, since its implementation makes it possible to increase the reliability of detecting abnormal behavior by facial expressions by 0.91-2.20%, depending on different emotions and environmental conditions, and to reduce the likelihood of errors in identifying sudden changes in emotional states by 0.23%-2.21% compared to modern analogues.

The theoretical and practical results of the study have been implemented in PE «Shelter Plus», Khmelnytskyi (certificate of implementation dated 17.04.2023), and LLC «ITSYTS», Khmelnytskyi (certificate of implementation dated 07.05.2023), as well as in the educational process of Khmelnytskyi National University (act of implementation dated 14. 01.2022) during the teaching of disciplines at the Department of Computer Science for the specialty 122 Computer Science, in particular in the

courses «Object-Oriented Programming», «Data Mining», «System Modeling and System Analysis» and «Methods and Systems of Artificial Intelligence».

The introduction provides a justification for the relevance of the scientific task of improving the process of detecting abnormal behavior of a group of people in a crowd for systems that meet security requirements. The chapter also presents the connection of the subject of the dissertation with the areas of scientific research of well-known researchers of this problem in the world and reflects the main scientific results of the work and its practical significance.

Section 1 analyzes modern means, methods and approaches to identifying emotional manifestations of people by facial changes. The relevance of using information technology and artificial intelligence tools to detect abnormal behavior in crowds in security video surveillance and video recording systems is presented. The current state of recognizing changes in human emotional states by controlling their facial expressions using a system of coding facial expressions is investigated. The approaches to the classification of image characteristics-signs by traditional approaches by learning machines, deep learning approaches; visual analytics approaches are analyzed and statistical criteria for evaluating the means of identifying emotional states are presented. Based on this analysis, the research problem statement and objectives are formulated.

Section 2 discusses the theoretical presentation of models and methods proposed for recognizing facial expressions of emotions in low-resolution images obtained from CCTV cameras. We analyze the areas of the face on which emotional facial expressions are reproduced and, based on this analysis, propose a simplified model for detecting changes in the emotional state by facial expressions, taking into account the limitations associated with the low resolution of images obtained from video surveillance systems. To obtain the numerical values of the model parameters, we propose a method of geometric interpretation of facial areas and a method of hyperplane classification of emotional states by facial expressions, which allow us to obtain hyperplane parameters for identifying emotional states using the proposed model.

Section 3 proposes information technology for identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions for systems that meet security requirements. The developed information technology is designed to identify sharp manifestations of emotional states in a crowd using a video stream from video surveillance cameras. The application of the information technology consists in the automated transformation of input information, which is presented in the form of a person's image on the video stream frame, into the resulting information in the form of identified groups of people with an abnormal manifestation of a certain emotional state.

Section 4 presents the results of experimental testing of the proposed information technology for identifying changes in the emotional state of a person by facial expressions. A comparison of the qualitative features of the model with the FACS system for classifying human facial expressions is made. According to the statistical evaluation of the identification of changes in the emotional state of a person, a high level of identification of the emotional state using the developed information technology is proved. Experimental testing of the information technology was performed on two reference data sets. The effectiveness of the information technology was evaluated by the statistical indicators of accuracy, precision, recall and F-score. The high values of the statistical indicators obtained by the proposed information technology indicate its practical significance. In general, the results of the experimental testing of information technology have proved its ability to solve the task.

The conclusions summarize the scientific and practical results of the study.

The appendices contain scientific publications, which reflect the main scientific results of the work, information about the approval of the results of the dissertation, acts and certificates on the implementation of the results of the work, intermediate results of the analysis of mimic manifestations, a listing of the software code, the main diagrams of the prototype of the software based on the developed information technology and intermediate statistical results of the study.

Keywords: video surveillance system, information technology for detecting facial expressions, identification of emotional states, visual analytics, hyperplane classification.

Статті у фахових наукових виданнях України:

1. Калита О. Д. Модель подання мімічних проявів емоційних станів людини для систем відеонагляду. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2023. Т. 1, № 2(319). С. 143–148 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-319-1-143-145>

2. Калита О. Д. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для ідентифікації змін емоційного стану. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2022. № 1(305). С. 68–71 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-305-1-68-71>

3. Калита О. Д. Метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. № 1. С. 17–22 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-3>

4. Kalyta O. Information technology of facial emotion recognition for visual safety surveillance. *Computer systems and information technologies*. 2022. No. 1(6). P. 54–61 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2022-1-7>

5. Розпізнавання емоційних проявів за групуванням скупченостей характерних мімічних станів обличчя людини / О. В. Бармак, Е. А. Манзюк, О. Д. Калита, Ю. В. Крак, В. О. Кузнєцов, А. С. Куляс. *Проблеми програмування*. 2020. № 2-3. С. 173–181 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.173>

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. Simplified model for recognition facial emotions / O. Barmak, O. Kalyta, E. Manziuk, Yu. Krak. *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT-2019): Proceedings* (Kyiv, Ukraine, 18–20 December 2019). IEEE, Inc., 2020. P. 492–495 (*Scopus*).

URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030516>

7. Model of the facial emotions expressions based on grouping classes of feature vectors / O. Barmak, O. Kalyta, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Kuznetsov. *Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence (ISDMCI-2021)* : Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making. Vol. 1246. (Zalizniy Port, Ukraine, 25–29 May 2020). Cham : Springer Nature, Inc., 2021. P. 65–76 (*Scopus*). URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_5

8. Classification technology based on hyperplanes for visual analytics with implementations for different subject areas / O. Barmak, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Lytvynenko, O. Kalyta. *The 1st International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2020)* : CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 1(2623). (Khmelnyskyi, Ukraine, 10–12 June 2020). Aachen : CEUR-WS.org, 2020. P. 96–106 (*Scopus*). URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2623/paper10.pdf>

9. Радюк П. М., Калита О. Д., Яцунь І. С. Модель групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя. «Сучасна молодь в світі інформаційних технологій» : матеріали III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти присвяченої Дню науки, 16 травня 2022 р., м. Херсон, м. Кропивницький / за ред. Н. В. Кириченко, Г. О. Димової та ін. Херсон-Кропивницький: Книжкове видавництво ФОП Вишемирський В.С., 2022. С. 135–138.

10. Method of facial geometric feature representation for information security systems / O. Kalyta, Iu. Krak, O. Barmak, W. Wojcik, P. Radiuk. *The 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2022)* : CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 3156. (Khmelnyskyi, Ukraine, 23–25 March 2022). Aachen : CEUR-WS.org, 2022. P. 319–328 (*Scopus*). URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3156/paper24.pdf>

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ.....	18
ВСТУП.....	19
РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ПІДХОДІВ ДО РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙНИХ ПРОЯВІВ ЗА ОБЛИЧЧЯМ ЛЮДИНИ.....	27
1.1. Актуальність застосування інформаційних технологій у системах, що відповідають вимогам безпеки	28
1.1.1 Проблема виявлення аномальної поведінки в натовпі.....	28
1.1.2 Технології відеоспостереження та відеофіксації.....	30
1.2. Сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини.....	32
1.2.1 Фізіологія людського обличчя.....	32
1.2.2 Система кодування мімічних проявів.....	34
1.3. Аналіз засобів та підходів до виявлення мімічних проявів людини.....	37
1.3.1 Засоби виділення ділянки обличчя за фото- та відеоматеріалами.....	37
1.3.2 Огляд сучасних підходів до виявлення характерних мімічних проявів емоційного стану	40
1.3.3 Огляд готових наборів даних з обличчями людей	42
1.4. Аналіз підходів до ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами.....	43
1.4.1 Традиційні підходи машинного навчання до задач ідентифікації.....	43
1.4.2 Підходи до задач ідентифікації на основі глибокого навчання	45
1.4.3 Підходи візуальної аналітики до задач ідентифікації.....	46
1.4.4 Статистичні критерії оцінювання та програмне забезпечення засобів ідентифікації емоційних станів.....	48
1.5. Постановка задачі	49
1.6. Висновки до першого розділу	51
РОЗДІЛ 2. МОДЕЛЬ ТА МЕТОДИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ ЕМОЦІЙ НА ОБЛИЧЧІ ЛЮДИНИ.....	52
2.1. Модель подання мімічних проявів емоційних станів людини	52

2.1.1 Групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя...	52
2.1.2 Моделювання зміни емоційного стану мімічних проявів	57
2.2. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя	61
2.3. Метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами.....	69
2.4. Висновки до другого розділу.....	74
РОЗДІЛ 3. ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗМІН ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ ЗА МІМІЧНИМИ ПРОЯВАМИ	75
3.1. Схема та кроки інформаційної технології.....	75
3.2. Проектування інформаційної технології.....	80
3.2.1 Функціональне подання інформаційної технології.....	81
3.2.2 Сценарії використання інформаційної технології.....	85
3.3. Розроблення архітектури прототипу інформаційної технології.....	94
3.3.1 Модульна структура прототипу інформаційної технології.....	94
3.3.2 Вибір засобів розроблення програмного забезпечення	98
3.4. Висновки до третього розділу	99
РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ТЕСТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗМІН ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ ..	100
4.1. Опис експериментальної установки	102
4.1.1 Особливості експериментального тестування запропонованої ІТ	102
4.1.2 Опис еталонних наборів даних.....	103
4.2. Порівняння якісних ознак запропонованої моделі з системою класифікації виразів людського обличчя FACS та її валідація.....	107
4.3. Валідація методів запропонованої ІТ	114
4.3.1 Отримання вектора ознак за методом геометричної інтерпретації... ..	114
4.3.2 Отримання коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора	117
4.4. Порівняння запропонованої ІТ з сучасними аналогами за статистичними показниками.....	120
4.4.1 Тестування за еталонним набором даних FER+small	122
4.4.2 Тестування за еталонним набором даних ADFES+small	129

4.5. Особливості та обмеження застосування запропонованої ІТ	139
4.6. Висновки до четвертого розділу	140
ВИСНОВКИ.....	143
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	146
ДОДАТОК А. СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА	161
ДОДАТОК Б. ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ.....	163
ДОДАТОК В. АКТИ ТА ДОВІДКИ ВПРОВАДЖЕННЯ	165
ДОДАТОК Г. АНАЛІЗ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ.....	168
ДОДАТОК Д. ДІАГРАМИ ПРОТОТИПУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ	172
ДОДАТОК Е. ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО КОДУ.....	173
ДОДАТОК Є. ПРОМІЖНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ	183

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ADFES	– Amsterdam Dynamic Facial Expression Set; з англ. Амстердамський динамічний набір виразу обличчя
AU	– action unit, укр. активна одиниця
FACS	– facial action coding system, укр. система кодування мимічних проявів
FER	– Facial Expression Recognition; з англ. розпізнавання виразу обличчя
FP	– false positive, укр. хибно позитивні випадки
FN	– false negative, укр. хибно негативні випадки.
k-NN	– k-nearest neighbors, укр. k-найближчих сусідів
LDA	– linear discriminant analysis, укр. лінійний дискримінантний аналіз
MDS	– multidimensional scaling, укр. багатовимірне шкалювання
RFE	– recursive feature elimination, укр. рекурсивне усунення ознак
RGB	– red, green, blue, укр. відтінки червоного, зеленого та синього
SaaS	– Software as a Service, укр. програмне забезпечення, як послуга
PCA	– principal component analysis, укр. метод основних компонент
SVM	– support vector machine, укр. метод опорних векторів
TP	– true positive, укр. істинно позитивні випадки
TN	– true negative, укр. істинно негативні випадки
ГН	– глибоке навчання
ГНМ	– глибока нейронна мережа
ДКЧП	– довга короткочасна пам'ять
ЗНМ	– згорткова нейронна мережа
ІТ	– інформаційна технологія
ІС	– інформаційна система
МН	– машинне навчання
ОІ	– область інтересу
РНН	– рекурентна нейронна мережа
СВ	– система відеоспостереження
СКБД	– система керування базами даних

ВСТУП

Актуальність роботи. Упродовж останніх років, галузь розроблення інформаційних систем, що відповідають вимогам безпеки, та систем відеоспостереження стрімко зростає. Водночас разом зі здобутками зростають і складнощі, що пов'язані насамперед із точним відео моніторингом поведінки людей. Точне виявлення та інтерпретація людської поведінки, зокрема, ідентифікація емоційних станів людей у локалізованій групі, є важливим для правильного оцінювання загроз за великих скупчень людей та швидкого реагування на них.

Розуміння емоційного стану людини за виразом обличчя може надати цінну інформацію про її наміри, потенційно розкриваючи загрози безпеці ще до того, як вони проявилися. Проте швидкоплинність мімічних проявів та індивідуальні й культурні відмінності вносять значну складність у процес ідентифікації емоційного стану. Саме тому розробка нових методів та технологій, що здатні точно виявляти мімічні прояви та ідентифікувати за ними різку зміну емоційного стану, а також способи ефективного впровадження таких технологій у системи безпеки є актуальною задачею.

Математичні методи та інформаційні технології аналізу й синтезу обличчя людини, мімічних проявів емоцій досліджувалися та розроблялися такими українськими та іноземними вченими: М. Шлезінгер [1], Ю. Крак [2-4], О. Бармак [5, 6], Н. Шаховська [7-9], Ю. Мелащенко [10], М. Климаш [11], В. Говчаренко [12], Є. Федоров [13, 14], П. Екман [17-20] (Ekman), А. Туазул [15, 16] (Toisoul), В. Базіль [23, 24] (Basile), А. Озпінар [21, 22] (Ozpinar).

Попри значний обсяг виконаних у цьому напрямку наукових досліджень і, відповідно, отриманих наукових результатів та розробок, актуальним на сьогодні є покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Отже, з огляду на вище викладене, актуальною науковою задачею є розроблення інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану

людини за мімічними проявами, яка забезпечить підвищення точності ідентифікації різких змін емоційного стану за відеопотоком в режимі реального часу, що у такий спосіб дасть змогу покращити процес виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Зв'язок роботи з науковими програмами, планами, темами.

Дослідження, результати яких викладено в дисертаційній роботі, проведено під час виконання науково-дослідних робіт за двома держбюджетними темами Хмельницького національного університету “Агентно-орієнтована система підвищення безпеки та якості програмного забезпечення комп'ютерних систем” (ДР №0119U100662) та “Розроблення інформаційної технології прийняття контрольованих людиною критично-безпекових рішень за ментально-формальними моделями машинного навчання” (ДР №0121U112025), в яких автор дисертації був безпосереднім виконавцем.

Автор дисертаційної роботи був безпосереднім виконавцем в обох науково-дослідних роботах. Роль автора в роботі ДР №0119U100662 полягала в розробленні моделі для розпізнавання мімічних проявів емоцій для систем, що відповідають вимогам безпеки. Під час виконання науково-дослідної роботи ДР №0121U112025 автором дисертації розроблено метод геометричної інтерпретації ділянок людського обличчя та удосконалено метод гіперплощинної класифікації змін емоційного стану за мімічними проявами.

Мета і завдання дослідження відповідно до предмета та об'єкта дослідження.

Об'єкт дослідження – процес виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Предмет дослідження – моделі, методи та засоби інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Метою дисертаційної роботи є підвищення точності ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами шляхом розроблення

інформаційної технології для виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Для досягнення поставленої мети в дисертаційній роботі необхідно розв'язати наступні задачі:

1) дослідити сучасні засоби та підходи до виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки;

2) розробити нову модель для ідентифікації емоційного стану за мімічними проявами;

3) розробити новий метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для отримання характерних ознак мімічної активності для аналізу зображення з низькою роздільною здатністю для груп людей;

4) удосконалити метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації різких емоційних станів за мімічними проявами для побудови класифікаторів, щоб виявляти різкі зміни емоційних станів локальних груп людей;

5) розробити інформаційну технологію та прототипну інформаційну систему ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами та провести її валідацію за відомими наборами зображень обличчя людей з емоційним забарвленням;

б) здійснити постановку експерименту та провести експериментальне тестування над розробленою інформаційною технологією щодо встановлення покращення процесу виявлення аномальної поведінки в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Гіпотеза дослідження. Розглянемо процес виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за системою відеоспостереження. Припускаємо, що точна ідентифікація емоційних станів людей за їхніми мімічними проявами в локалізованій групі натовпу може слугувати засобом для виявлення аномальної поведінки в натовпі, і як наслідок, дасть можливість правильно оцінювати загрози за великих скупчень людей та швидко реагувати на них.

Методи дослідження. Для розв'язання поставлених задач у дисертаційній роботі використано основні положення системного аналізу, теорію математичного моделювання, методи математичної статистики та теорії ймовірності, методи інтелектуального аналізу даних та машинного навчання, методи чисельної оптимізації, методи верифікації гібридних моделей, імітаційне та комп'ютерного моделювання. До проектування та реалізації інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами застосовано загальні принципи створення інформаційних систем та систем підтримки прийняття рішень.

Наукова новизна отриманих результатів полягає в розробленні інформаційної технології ідентифікації змін мімічних проявів емоційного стану за відеозображеннями з камер спостереження за великими скупченнями людей.

У результаті проведеного дослідження здобувачем одержано такі наукові результати:

вперше розроблено:

1) модель подання мімічних проявів емоційних станів людини, у якій на відміну від аналогів стійко групуються та розділяються основні класи емоцій, що дало змогу використовувати зображення з низькою роздільною здатністю в камерах відеоспостереження та виявляти різкі зміни емоційного стану;

2) метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя, який на відміну від аналогів дає можливість прозоро отримувати характерні ознаки мімічної активності, що дозволило з малою обчислювальною складністю аналізувати зображення з низькою роздільною здатністю;

удосконалено:

3) метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів, який на відміну від аналогів дозволяє будувати гіперплощину розмежування у векторному просторі ознак за принципом «людина-у-петлі», що дало змогу отримати класифікатори для виявлення різких змін емоційних станів;

одержала подальшого розвитку:

4) інформаційна технологія ідентифікації різких змін емоційного стану за розробленою моделлю подання мімічних проявів емоційних станів людини,

методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя та методом гіперплощинної класифікації, яка відрізняється від аналогів простою моделлю, прозорим та зрозумілим виділенням ознак та класифікацією, що дало змогу локалізувати групи людей з різкою зміною емоційного стану за матеріалами зовнішньої відеофіксації з високим показником точності.

Обґрунтованість і достовірність наукових положень, висновків і рекомендацій. Наукові положення, висновки і рекомендації дисертації обґрунтовані коректним та доцільним використанням математичного апарату, алгоритмами оброблення зображень, виявлення візуальних ознак та класифікації емоційних станів за мімічними проявами, успішною реалізацією розробленого прототипу інформаційної технології, ефективним практичним впровадженням результатів дисертаційної роботи на підприємствах, що використовують подібні інформаційні системи, що продемонструвало відповідність теоретичних досліджень з реальними результатами застосування.

Практичне значення отриманих результатів. Розроблена інформаційна технологія призначена для точної ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами, що дасть змогу виявляти локалізовану групу людей з проявами аномальної поведінки в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки. Зокрема, практичне значення застосування інформаційної технології полягає в наступному:

1. Інформаційна технологія призначена для автоматизованого перетворення вхідної інформації, що подана у вигляді зображення обличчя людини на відеокадрах низької роздільної здатності (704×480), у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з різким проявом негативного емоційного стану.

2. Використання в інформаційній технології простих та прозорих моделі та методу для формалізації мімічних ознак різних емоційних станів та гіперплощинної класифікації з лінійним співвідношенням розділення класів емоцій дало можливість обробляти великі масиви фото- та відеоматеріалів за малих обчислювальних ресурсів систем безпеки в режимі реального часу.

3. Поєднання в інформаційній технології нової моделі подання мімічних проявів, нового методу геометричної інтерпретації та вдосконаленого методу гіперплощинної класифікації дало змогу отримати високу точність класифікації емоційних станів людини (до 82,42%), що надає працівникам служби безпеки надійний та ефективний інструмент для розуміння динаміки натовпу і прогнозування потенційних ризиків для безпеки під час масового скупчення людей.

Результати експериментальних тестувань із використанням розробленого прототипу програмного забезпечення підтверджують вірність наукових положень запропонованої інформаційної технології, оскільки її впровадження дає змогу підвищити достовірність виявлення аномальної поведінки за мімічними проявами на 0,91-2,20%, залежно від різних емоцій та умов навколишнього середовища, та знизити ймовірність виникнення помилки під час ідентифікації різких змін емоційних станів на 0,23 %-2,21 % порівняно із сучасними аналогами.

Теоретичні та практичні результати дослідження впроваджені в ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС», м. Хмельницький (довідка про впровадження від 17.04.2023), та ТОВ «ІТСАЙТС», м. Хмельницький (довідка про впровадження від 07.05.2023), а також, в освітньому процесі Хмельницького національного університету (акт про впровадження від 14.01.2022 р.) під час викладання дисциплін на кафедрі комп'ютерних наук для спеціальності 122 Комп'ютерна наука, зокрема в курсах «Об'єктно-орієнтоване програмування», «Інтелектуальний аналіз даних», «Моделювання систем та системний аналіз» та «Методи та системи штучного інтелекту». Акти та довідки про впровадження результатів дисертаційної роботи наведено у додатку В.

Особистий внесок здобувача. Всі основні результати дисертаційного дослідження, які представлені до захисту, одержані автором особисто. В роботах, опублікованих одноосібно автором, отримано наступні результати: [25] – розроблено модель подання мімічних проявів емоційних станів людини; [26] – розроблено метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для отримання характерних ознак мімічної активності; [27] – удосконалено метод

гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів; [28] – розроблено інформаційну технологію швидкої ідентифікації змін емоційного стану за розробленою моделлю подання мімічних проявів емоційних станів людини, методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя та методом гіперплощинної класифікації; [26-28] – проведено експериментальне тестування над розробленою ІТ за кількісними та якісними показниками.

У роботах, опублікованих у співавторстві, автору належать основні ідеї, теоретична та практична розробка положень, що відображені у характеристиці наукової новизни отриманих результатів, а саме: [29, 30, 32] – розроблено модель подання якісних ознак емоційних станів за групуванням скупченостей характерних мімічних проявів обличчя; [33, 34] – розроблено метод формалізації якісних ознак людського обличчя; [32] – розроблено метод гіперплощинної класифікації для розділення груп емоційних станів за кількістю мімічних ознак три та сім.

Список наукових публікацій за результатами дисертаційної роботи наведено у додатку А.

Апробація результатів дисертації. Основні положення та наукові результати доповідалися та обговорювалися на 5 міжнародних та всеукраїнських конференціях: 2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (Kyiv, Ukraine, 18-20 December 2019) [30]; International Scientific Conference “Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence” (Zalizniy Port, Ukraine, 25-29 May 2020) [31]; 1st International Workshop on Intelligent Information Technologies and Systems of Information Security (Khmelnyskyi, Ukraine, 10-12 June 2020) [32]; III Всеукраїнській науково-практичній конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти присвяченої Дню науки “Сучасна молодь в світі інформаційних технологій” (м. Херсон, м. Кропивницький, 16 травня 2022 р.,) [33]; 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies and Systems of Information Security (Khmelnyskyi, Ukraine, 25-27 May 2022) [34].

Відомості про апробацію результатів дисертаційної роботи наведено в додатку Б.

Публікації. За результатами проведених досліджень основні наукові результати опубліковано у 5 наукових статтях у фахових наукових журналах України [25-34]. Апробація засвідчена публікаціями 6 праць в матеріалах міжнародних та всеукраїнських конференцій [30-34], з яких 5 праць індексовані в наукометричній базі Scopus [30-32, 34].

Структура та обсяг дисертації. Дисертаційна робота складається з анотації, переліку умовних скорочень, вступу, чотирьох розділів, висновків, списку використаних джерел та семи додатків. Повний обсяг роботи становить 183 сторінок друкованого тексту, з них анотація – на 13 стор., зміст – на 3 стор., перелік умовних скорочень – на 1 стор., основний текст – на 127 стор., список зі 144 використаних джерел – на 15 стор., додатки – на 26 стор. Дисертація містить 41 рисунок та 21 таблицю.

РОЗДІЛ 1.

АНАЛІЗ СУЧАСНИХ МЕТОДІВ ТА ПІДХОДІВ ДО РОЗПІЗНАВАННЯ
ЕМОЦІЙНИХ ПРОЯВІВ ЗА ОБЛИЧЧЯМ ЛЮДИНИ

У розділі аналізуються сучасні методи та підходи до розпізнавання емоційних проявів людей за мімічними змінами.

Розглядається актуальність застосування ІТ для систем, що відповідають вимогам безпеки, а саме, проблеми виявлення аномальної поведінки у скупченнях людей у безпекових системах відеоспостереження та відеофіксації. Далі в розділі наведений сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини за мімічними проявами, а саме: фізіологія людського обличчя та система кодування мімічних проявів.

Для аналізу засобів та підходів до виявлення мімічних проявів людини в розділі розглядаються:

- засоби виділення ділянок обличчя за фото- та відеоматеріалами;
- сучасні підходи до ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами;
- готові набори даних для дослідження та валідації.

Проведено аналіз підходів до класифікації характеристик-ознак зображення:

- розглядаються традиційні підходи машинного навчання (МН) до задач ідентифікації;
- підходи до задач ідентифікації за глибоким навчанням (ГН);
- підходи візуальної аналітики до задач ідентифікації та розглядаються статистичні критерії оцінювання та програмне забезпечення засобів ідентифікації емоційних станів.

На завершення розділу наводиться постановка задачі та окреслені завдання дослідження.

1.1. Актуальність застосування інформаційних технологій у системах, що відповідають вимогам безпеки

1.1.1 Проблема виявлення аномальної поведінки в натовпі

За останні десятиліття системи відеоспостереження (СВ) використовуються для запобігання правопорушень як у приватних, так і громадських місцях. Оброблення та аналіз фото- та відеоматеріалів, що отримані внаслідок спостереження за громадським простором, належать до задач комп'ютерного зору (КЗ), і відтак активно розробляються станом на сьогодні [35]. Спостереження за натовпом людей у реальному часі для візуального моніторингу та контролю надзвичайних ситуацій потребує зосередженої роботи та постійної уваги від представників служб та відділів безпеки. Як відомо, людський чинник може призводити до непередбачуваних проблем та серйозних помилок під час, здавалося б, рутинної процедури відеоспостереження [36]. Водночас виконуючи відеоспостереження за діяльністю певних індивідів у натовпі та їхньою емоційною реакцією в режимі реального часу, безпекові служби мають змогу виявляти аномальну поведінку людей у ситуаціях із порушеннями безпеки [37]. Аномальна поведінка в натовпі – це раптові та непередбачувані дії людини, що свідчать про прояви негативних емоцій (страх, жак, розпач тощо) у відповідь на негативні зовнішні чинники [9]. Явище, за якого поведінка людини або групи осіб видається відмінною від норми, має назву аномальної дії [38].

Аномальна поведінка людини в натовпі залежить від багатьох чинників у розглядуваному середовищі, і не може бути точно визначена. Наприклад, швидкий рух натовпу проїзною частиною вулиці в одному напрямку зазвичай є ненормальним явищем; водночас спортивний біг людей проїзною частиною під час міського марафону є допустимою ситуацією з погляду безпеки. З іншої сторони, транспортні корки на вулицях міст зазвичай належать до аномальної категорії. Іноді такі події спричиняють виклик станам безпеки, тобто аномальна

поведінка натовпу може призводити до дій, що не вписуються в шаблони систем безпеки.

Становлення СВ тісно пов'язане з розвитком методів МН та КЗ на базі вебтехнологій для організації роботи швидких гібридних систем прийняття рішень. Водночас сучасні вимоги безпеки потребують більш надійних алгоритмів МН із різними можливостями, наприклад, автоматичне виявлення змін поведінки людей у натовпі в режимі реального часу [39, 40]. Одним із популярних підходів до виявлення аномалій натовпу в реальному часі, що нині перебувають у центрі уваги дослідників та інженерів у галузі інформаційної безпеки, є розпізнавання емоцій за людським обличчям [41, 42]. Навіть у малолюдних місцях моніторинг аномальної поведінки людей є необхідним у режимі реального часу. Іноді надзвичайні події з фатальними наслідками відбуваються несподівано через проблеми, що властиві тому чи іншому населенню. Так, у 1989 році понад 96 людей загинули (766 отримали поранення) через тисняву на стадіоні Гіллсборо під час футбольного матчу, Ліверпуль, Англія [43]. У 2010 році під час музичного фестивалю «Парад кохання» в Дуйсбурзі (Німеччина) сталася трагічна подія, яка призвела до загибелі 20 людей і поранень майже 500 осіб [44]. Фатальний інцидент трапився в той час, коли глядачі збиралися покидати стадіон. Щонайменше 2000 осіб загинуло у 2015 році через тисняву в Мецці, Саудівська Аравія, [45]. Ймовірно, нещасним випадкам можна було б запобігти в усіх вищезгаданих ситуаціях завдяки виявленню аномальної поведінки натовпу заздалегідь, наприклад, через ідентифікацію змін емоційного стану певних осіб.

Водночас фахівцями досліджено [46, 47], що терористичні атаки можуть відбутися за раптового в'їзду транспортного засобу в натовп або проникнення підозрілої особи з інструментами, обладнанням і навіть сумкою до місць масового скупчення людей. Можемо припустити, що в разі передбачення або спостереження подібних інцидентів заздалегідь, нещасних випадків можна буде запобігти, або хоча б знизити рівень фатальних наслідків таких інцидентів.

Інформаційні технології (ІТ) відіграють ключову роль у створенні систем, які відповідають суворим вимогам безпеки. Однією з важливих проблем у цій сфері є виявлення аномальної поведінки в натовпі, зокрема, за допомогою розпізнавання емоцій і методів відеоспостереження. Розпізнавання емоцій у режимі реального часу може бути ефективним засобом виявлення потенційних ризиків для безпеки, але воно вимагає управління значними обсягами даних, збереження конфіденційності та точної інтерпретації мімічних проявів людського обличчя.

Як наслідок, виникає потреба в нових рішеннях, що могли б поєднати засобами МН із СВ. МН може автоматизувати інтерпретацію емоційних сигналів із відеоданих, виявляючи відхилення, які можуть свідчити про загрозу безпеці. Крім того, алгоритми МН можуть вчитися на попередніх інцидентах, постійно підвищуючи точність передбачення та адаптивність.

1.1.2 Технології відеоспостереження та відеофіксації

Інформаційні СВ та відеофіксації зазвичай використовуються в тих публічних місцях, де безпека людей є важливою насамперед, наприклад, метро, аеропорти, ділові квартали, торгові центри, стадіони. Такі системи слугують засобами попередження злочинної діяльності, актів вандалізму, громадських заворушень, актів терористичних атак. Загалом у світі з року в рік спостерігається посилення спостереження за безпекою під час будь-яких масових подій [48]. Моніторинг безпеки в містах та виявлення аномальної поведінки в натовпі в режимі реального часу значно залежать від стану камер відеоспостереження. Проте нещодавні дослідження показали [49, 11], що попри значні інвестиції в обладнання для охоронного спостереження, інформаційні системи на їхній основі не є інтелектуальними й відповідно не мають змоги приймати критично-безпекових рішень від імені оператора [51, 52].

За останні роки автоматизація процесу охоронного спостереження стрімко розвивалась у поєднанні з обробленням фото та відео в режимі реального часу

[36-38, 40, 48, 49]. Архітектура СВ має ґрунтуватися на виявленні аномальної поведінки, щоби СВ ставала більш інтелектуальною та автоматичною. Одним із підходів до розроблення подібних архітектур є статистичні методи оброблення даних, які часто використовуються для оброблення відеокадрів під час виявлення аномальних подій у реальному часі. Однак, час виявлення аномальних подій і складність таких обчислень значно зростають зі збільшенням обсягу даних, що є неминучим для підвищення точності виконання таких методів, і тому вони не можуть формувати результати в режимі реального часу [53]. Деякі статистичні підходи ґрунтуються на зменшенні кількості відеокадрів, щоби знизити складність обчислень. Проте мала кількість кадрів може спричиняти спотворення ділянок обличчя людей, що в результаті призведе до погіршення ідентифікації змін емоційного стану та високої помилки в класифікації [54, 55].

Критичною проблемою під час моніторингу масових скупчень людей є людський чинник, що зазвичай проявляється через втому або брак зосередженості оператора відеоспостереження. Представник безпекової служби може пропустити критичну подію з неприємними наслідками. Тому додатковою причиною впровадження СВ, окрім миттєвої реакції на надзвичайну ситуацію, є мінімізація ризиків хибної тривоги. Інші проблеми, такі як шум і оклюзія пікселів, взаємодія об'єктів і людей, одночасне настання кількох випадкових подій, складність обчислень і неструктуровані події, можуть мати негативний вплив на якість спостереження за безпекою. Ці проблеми є спільними для всіх випадків масового скупчення людей, і методи виявлення аномальної поведінки мусять із ними справлятися.

У результаті проведеного аналізу технологій відеофіксації встановлено, що на практиці використовують компроміси методів МН для виявлення аномальних подій у натовпі, що може бути пов'язане зі складністю оброблення значних обсягів фото- та відеоматеріалів. Водночас з аналізу джерел визначено, що сучасні СВ мало уваги приділяють виявленню аномальної поведінки людей у натовпі за змінами їхніх емоцій. Водночас такий підхід може забезпечити виявлення аномальних подій у масових скупченнях людей у публічних місцях за

короткі терміни, що дасть змогу миттєво та ефективно реагувати та можливі надзвичайні ситуації. Отже, виникає необхідність в автоматизації процесу виявлення аномальної поведінки в натовпі в процесі відеоспостереження через розроблення та впровадження інформаційної технології розпізнавання емоцій на обличчі людини в режимі реального часу.

1.2. Сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини

1.2.1 Фізіологія людського обличчя

Обличчя людини – це складна структура м'язових волокон різної довжини. Завдяки цьому обличчя є тією частиною людського тіла, що найбільш виразно відображає емоційний стан людини. Тому мімічні прояви відіграють ключову роль під час невербального спілкування зокрема та взаємодії між людьми загалом.

Гіпотеза універсальності стверджує, що відображення та сприйняття емоцій є однаковими для всіх людей, незалежно від їхнього походження або культурних розбіжностей. Так, у роботі [56] досліджуються різноманітні вирази людського обличчя та їхні наслідки в порівнянні з подібними виразами тварин, а в аналітичному огляді [57] порівнюються універсальні та культурні варіації 22 емоційних проявів представників п'яти національностей. За останні роки була неодноразово підтверджена [14-59] гіпотеза про те, що риси обличчя є вродженими, мають еволюційне значення для виживання видів і не можуть бути засвоєні в процесі дорослішання. Піонером у моделюванні лицевих ознак для розпізнавання емоцій поправу вважається професор Пол Екман, який ще у 70-х роках ХХ ст. провів дослідження схожості мімічних проявів людей в усьому світі, у результаті якого було виявлено певний рівень універсальності змін емоційних станів [17, 18]. Крім того, спостереження в польових умовах у Новій Гвінеї показали, що ізольовані етнічні групи демонструють такі ж емоційні вирази обличчя, що й інші люди в усьому світі. Професор Екман також показував

аборигенам Нової Гвінеї загальновідомі лицеві риси людей із «цивілізованого світу» і виявив, що місцеві мешканці могли легко розпізнати не властиві їм, на перший погляд, емоції. Результати досліджень П. Екмана та його колег свідчать про те, що зміни емоційного стану людини можуть слугувати універсальним проявом змін людської поведінки.

З погляду фізіології, емоційні вирази обличчя є результатом скорочення та розширення м'язів (м'язів міміки), яких на людському обличчі є близько двадцяти. Вони входять до групи м'язів, що також включають м'язи скальпу та жувальні м'язи, які відповідають за рух щелепи та язика. Лицьові м'язи збуджуються лицьовим нервом, що рясно розгалужується безліччю скорочень на всьому обличчі. Активація цих нервових скорочень призводить до різноманітних спостережуваних рухів. Зазвичай помітні скорочення м'язів – це блоки руху шкіри, таких як, брів, губ, щік і зморшок, наприклад, на лобі, між бровами або на носі. М'язи людського обличчя візуально подані на рис. 1.1.

Мімічні м'язи розташовані під шкірою голови, і прикріплені до черепа, але не кістки чи суглобу, як це роблять інші м'язи, що відповідають за рухи тіла. М'язи міміки прикріплені безпосередньо лицьових отворів, тобто рота, носа та очей [61]. Проте, на відміну від інших м'язів обличчя, вони рухаються не з допомогою суглобів і кісток, а з допомогою шкіри. Відповідно мімічні м'язи спричиняють деформації поверхні обличчя, що призводять до зміни виразу обличчя, відображаючи в такий спосіб поточний емоційний стан людини. Водночас м'язи міміки рухаються групами, а не поодиноці, та контролюють лицеві отвори. За місцем розташування лицева таксономія поділяється на три групи: оральна, носова та орбітальна [62, 63].

М'язи ротової порожнини змінюють форму ротового отвору. Ця група відповідає за складні рухи й форми рота, наприклад, обведення губ, контролювання кутиків губ, підймання та опускання нижньої та верхньої губ відокремлено одна від одної, підймання та притискання лівого і правого кутиків губ, рухи щоками тощо. Носова група м'язів міміки відповідає за стискання й відкриття ніздрів.

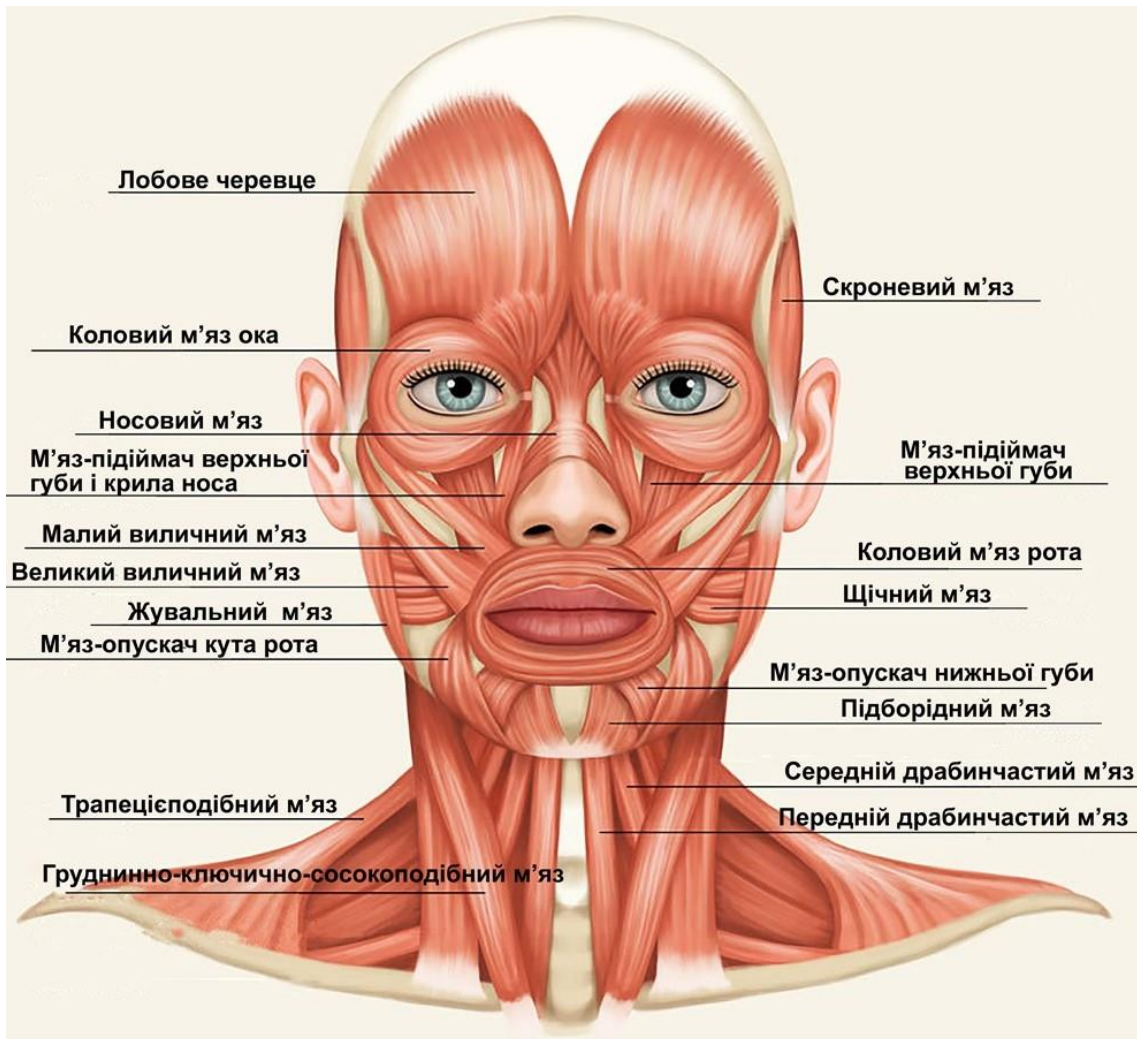


Рисунок 1.1 – Зображення мимічних м'язів людського обличчя [60]

Один із м'язів, що є вкрай важливим для проявів миміки, розташований поміж бровами, у так званому переніссі, стягує брови одна до одної та формує зморшки над носом. Орбітальна група з трьох мимічних м'язів першочергово відповідає за рух повік і покриває очі. Ці м'язи утримують шкіру навколо брів та утворюють вертикальні зморшки між бровами.

1.2.2 Система кодування мимічних проявів

На сьогодні загальноприйнятою методологією опису змін емоційних станів за людським обличчям є система кодування мимічних проявів (з англ. facial action coding system FACS), розроблена професором Полом Екманом у 70-х роках минулого сторіччя [18, 19]. FACS слугує системою розпізнавання на основі

схеми людина-спостерігач для виявлення незначних змін у рисах обличчя. Вона подає людське обличчя у вигляді 98 повністю керованих моделей, так званих одиниць дій (з англ. action units, AUs), кожна з яких керує певними мімічними проявами. У табл. 1.1 наведено кілька лицевих м'язів із відповідними їм AUs.

Таблиця 1.1

Опис лицевих м'язів із відповідними їм AUs [19]

AU	Мімічний м'яз	Опис
1	Надчерепний м'яз	Внутрішнє підймання брів
2	Надчерепний м'яз	Зовнішнє підймання брів
4	М'яз гордець; М'яз, що опускає брову; М'яз-зморщувач брови	Опускання брів
5	Верхній м'яз повіки Верхній тарзальний м'яз	Підймання верхньої повіки
6	Круговий м'яз ока	Підймання щік
7	Круговий м'яз ока	Закриття повіки
9	М'яз, що підіймає верхню губу	Зморщування носа
12	Малий виличний м'яз	Підймання кутиків губ
15	М'яз, що опускає кутик рота	Опускання кутиків губ
16	М'яз, що опускає нижню губу	Опускання нижньої губи
20	М'яз сміху	Розтягнення губ
23	Круговий м'яз рота	Звуження губ
26	Жувальний м'яз; Скроневий м'яз; Медіальний крилоподібний м'яз	Опускання щелепи
R12A	Великий вилицевий м'яз	Підймання кутиків губ
R14A	Щічний м'яз	Посмішка з опущеними кутиками губ

Наразі AUs системи кодування FACS вважаються еталонами для визначення різних емоційних виразів обличчя.

У своїх роботах [14, 18, 19] професор Екман виділяє та детально описує сім універсальних людських емоційних стани: злість, відраза, страх, подив, радість, сум та зневага. Ці емоції проявляються різними виразами обличчя та описуються

унікальним набором AUs [64]. У додатку Г наведено детальну характеристику кожного базового емоційного стану людини.

Мімічні прояви часто виникають у важких і стресових ситуаціях, особливо у випадках можливого отримання або втрати чогось цінного, а емоції свідомо чи несвідомо приховуються [65-67]. Отож, мімічні прояви можуть виступати у ролі підказки для визначення правдивості людських свідчень [68, 12], виконанні психологічних експертиз [69], моніторингу безпеки в місцях масового скупчення людей [70, 71] тощо. Відповідно спостерігач може розпізнати вирази обличчя за мімічними проявами, що свідчитимуть про зміну поведінки, навіть якщо суб'єкт намагається приховати небажані емоції.

Отже, з проведеного аналізу сучасного стану розпізнавання людських емоцій встановлено, що на сьогодні емоції відіграють ключову роль як у міжособистісному спілкуванні між людьми, так і під час взаємодії людина-машина. Мімічні прояви людського обличчя є одним із найбільш ефективних та простих засобів невербальної взаємодії в системах із людино-машинним інтерфейсом (ЛМІ) [72]. Методи розпізнавання змін емоційного стану людини за мімічними проявами успішно використовуються в системах жестової комунікації [73], клінічному аналізі [74, 75], навчальному процесі [76], системах безпеки [70, 77] тощо. Втім, попри значні наукові та інженерні здобутки в галузі розпізнавання емоцій [78], усе ще є низка проблем щодо покращення продуктивності та ефективності роботи систем із ЛМІ в режимі реального часу.

За останні кілька десятиліть, дослідники запропонували [79-81] низку алгоритмів для виявлення емоційних виразів обличчя. Виділено кілька найпоширеніших особливостей розпізнавання змін емоційного стану людини: надійніше виявлення, зручний підхід, економічна ефективність та менша складність обчислень [82]. Зазвичай дослідження нових методів розпізнавання емоцій проводяться для виявлення змін емоційного стану в реальному часі на основі відомих міжнародних наборів даних емоційних виразів обличчя. Алгоритми за такого підходу перевіряються на обмеженій кількості нерухомих зображень, працюючи переважно в автономному режимі. Вони не ідентифікують

макровирази та не слугують хорошим засобом для виявлення емоційних виразів у реальному часі.

Однак, велика кількість AUs в системі FACS накладає значну обчислювальну складність на метод розпізнавання виразів обличчя, що може спричинити критичні вади в реальних інформаційних системах. Як наслідок, виникає потреба у впровадженні наявних та розробленні нових ефективних засобів виявлення аномальної поведінки в натовпі на основі ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами.

1.3. Аналіз засобів та підходів до виявлення мімічних проявів людини

1.3.1 Засоби виділення ділянки обличчя за фото- та відеоматеріалами

Традиційний механізм виявлення людського обличчя за фото- та відеоматеріалами передбачає, що скорочення м'язів під час мімічних проявів призводить до раптової зміни інтенсивності пікселів в області зображення обличчя [83, 84]. Водночас можливі два ефекти: 1) зміни текстури, наприклад, на обличчі можуть з'явитися зморшки, або 2) візуальна поверхня обличчя нормально змінюється за умови рухів великої безтекстурної області. Оскільки рухи мімічних м'язів зазвичай невеликі та малопомітні, їх можна легко сплутати з рухом голови або камери, розмовою, морганням або нормальним (контрольованим) виразом обличчя.

У зв'язку з вище вказаними обставинами, традиційні алгоритми виявлення обличчя на зображенні ґрунтуються на так званому «замороженні» кадрів з обличчям, щоби відкинути всі м'язові рухи [80, 85]. Далі до кожного кадру з обличчям застосовується класифікатор для визначення типових шаблонів мімічних проявів [86] на основі виявленого в часі сигналу різниці інтенсивності пікселів. Схему типового процесу ідентифікації обличчя на зображенні наведено на рис. 1.2.

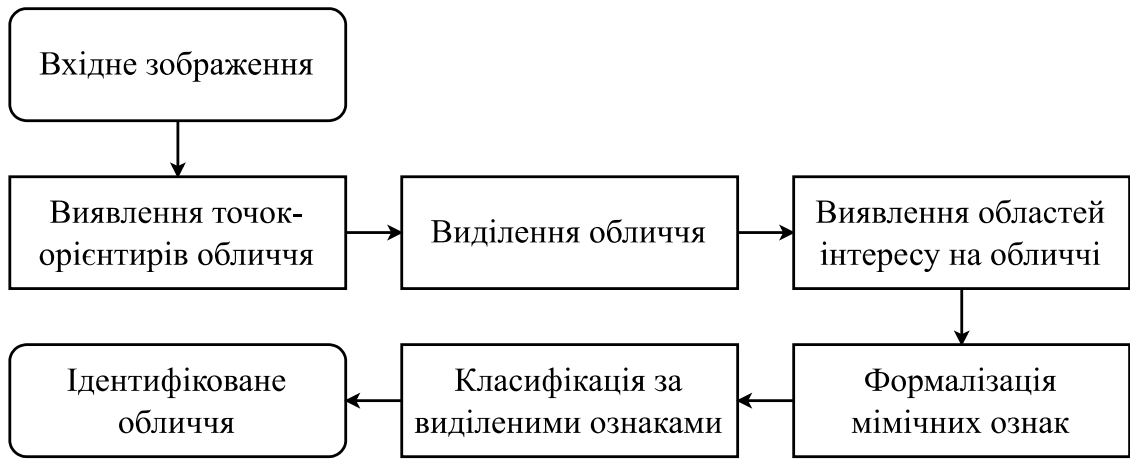


Рисунок 1.2 – Схематичне подання процесу ідентифікації обличчя за зображенням з використанням засобів МН та ГН

Відповідно до рис. 1.2, спочатку на зображенні виділяються контури людського обличчя, на основі яких обраховуються специфічні точки-особливості:

$$P^t = \left[(x_1^t, y_1^t), (x_2^t, y_2^t), \dots, (x_u^t, y_u^t), \dots, (x_U^t, y_U^t) \right], \quad (1.1)$$

де P^t – кадр розглядуваного відеоряду в момент часу t , (x_u^t, y_u^t) – точка-особливість, що описує людське обличчя в момент часу t , $u = \overline{1, U}$.

Складна структура мімічних м'язів призводить до різноманітних виразів обличчя, що описуються вже згаданими AUs (див. п. 1.2.2). Так, у роботі [87] запропонували розділити обличчя на ділянки, щоб охопити конкретні мімічні м'язи. У такому випадку виникнення мімічних проявів є локальним, тобто залежним від області інтересу (ОІ), і проявляється лише на невеликій ділянці обличчя. Ділянка зображення з обличчям, на яке накладена маска точок-особливостей (1.1), деформується в канонічну систему координат і розбивається на кілька ОІ, що описують ділянки обличчя з очікуваним рухом мімічних м'язів. Кожна ОІ вимірює зміни інтенсивності пікселей на зображенні в межах так званого тимчасового вікна, що ковзає зображенням.

Для мінімізації впливу глобального руху на зображенні відбувається оцінювання перетворень у канонічну систему координат (загальної конфігурації фронтального орієнтира), і зображення обличчя відповідно деформується. У такий спосіб фіксуються ОІ обличчя. Водночас зміни пікселів на зображенні відповідають змінам кадрів використовуваного відеоряду.

Іноді до зображення в канонічній системі координат застосовуються геометричні перетворення [88]: подібність, обертання, зміщення тощо.

Врешті-решт, ОІ $i \in \{1, \dots, m\}$ із рамкою зображення розміром $k \times l$ у момент часу t векторизуються до вигляду

$$\mathbf{P}_i^t \in \mathbb{R}^{kl}. \quad (1.2)$$

Для кожного кадру t кожен ОІ (1.2) фотометрично нормалізується, щоби погасити можливі глобальні зміни освітлення, наприклад, інтенсивність миготіння через флуоресцентне освітлення, яке заважає частоті кадрів камери. Нормалізація виконується так

$$\mathbf{P}_i^{t'} = \frac{1}{kl} \frac{\mathbf{P}_i^t - \mu}{\sigma}, \quad (1.3)$$

де μ – математичне сподівання розподілення (1.2), σ – стандартне відхилення (1.2).

Евклідова відстань використовується для обрахування несхожості ОІ \mathbf{P}_i в кадрах t_1 та t_2 :

$$d(t_1, t_2) = \sqrt{\sum_{i=1}^m (\mathbf{P}_i^{t_1} - \mathbf{P}_i^{t_2})^2}. \quad (1.4)$$

Опис інтенсивності для ділянки обличчя в кадрі t визначається через накопичення різниць (1.4) з допомогою вікна $t_1 \in \{1, \dots, T\}$, що ковзає зображенням.

$$\Phi_t = [d(t, t+1), d(t, t+2), \dots, d(t, t+T)]. \quad (1.5)$$

Опис інтенсивності зображення (1.5) відбувається в межах тимчасового вікна, що ковзає для кожної ОІ (1.2). Мімічні прояви за умови інтенсивності (1.5) спостерігаються упродовж короткого періоду, тому зазвичай довжина цього вікна встановлюється рівною $T = 0,5$ секунд.

1.3.2 Огляд сучасних підходів до виявлення характерних мімічних проявів емоційного стану

Геометричні риси обличчя, риси обличчя на основі зовнішнього вигляду та поєднання цих двох рис зазвичай використовується для розпізнавання емоційних проявів обличчя. У роботі [89], дослідники розділили обличчя на множину сіток невеликого розміру, і риси з усіх цих сіток об'єднали для ідентифікації виразів обличчя. У таких підходах складність обчислень (як в обчислювальному часі, так і в пам'яті) процесу розпізнавання емоційних виразів обличчя зростає пропорційно з кількістю AUs, залучених до дизайну та комбінації AUs [90]. У наукових роботах повідомлялося про декілька підходів щодо аналізу AUs для виявлення характерних рис обличчя. Кількість використовуваних AUs змінювалася від 8 до 250, і вибір цього числа був суб'єктивним. Проте стандартної кількості AUs ще не визначено [91]. Загальна кількість AUs та їхнє знаходження в межах обличчя залежить від мети та вимог до розпізнавання емоцій у тому чи іншому випадку.

Було проаналізовано AUs в різних формах, таких як трикутник, мережа, прямокутник, карта уваги тощо. Визначення емоційних виразів обличчя на основі трикутників виявилось більш вдалим через меншу обчислювальну

складність проти традиційного розміщення орієнтирів. У роботі [92] дослідники повідомили, що системи розпізнавання рис обличчя гіршають на 5 % щороку між навчальними та тестовими зображеннями. У дослідженні [93] використано трикутні характеристики, такі як площа та периметр, що вилучені з ділянок очей, рота та носа за допомогою 12 AUs, а максимальна швидкість розпізнавання обличчя 94 % була досягнута за базою даних FG-NET.

У [94] автори розробили систему розпізнавання емоцій на основі трикутного підходу на основі нечітких правил. Загалом у цьому дослідженні було розглянуто сім універсальних емоційних станів: злість, огида, страх, подив, радість, сум та зневага. У результаті досягнуто точність розпізнавання 87,67 %. В іншому дослідженні [95] використано кут і положення 52 AUs, як геометричних характеристик, для системи розпізнавання емоційних виразів обличчя. Визначено евклідову відстань та кут між кожною парою орієнтирів у межах обмежувальної рамки. У цій роботі багатокласовий AdaBoost використано з динамічним викривленням часу. Ще одна робота [96] ґрунтується на використанні комбінацій Active look Model, геометричного підходу і підходу Binary Pattern для розпізнавання емоційних виразів. Такий гібридний підхід призначений для розпізнавання емоційних виразів обличчя на основі 68 різних точок обличчя.

Для реалізації систем розпізнавання змін емоційного стану в реальному часі передбачено кілька підходів. Водночас зазвичай використовується мінімальна кількість AU для визначення мимічних проявів [97]. Наприклад, метод тріангуляції Делоне [98] використовується для з'єднання 68 FAU для розпізнавання семи емоційних станів, таких як радість, злість, страх, подив, сум, нейтральність і відраза. У випадку застосування методу Делоне до визначення просторових ознак обличчя та методу опорних векторів як класифікатору максимальний рівень класифікації склав 84 %. У роботі [99] автори повідомили про застосування традиційних методів МН до ідентифікації змін чотирьох емоцій (радість, сум, злість та страх). Розглядувані підходи досягнули середньої

максимальної точності розпізнавання 97,47 % за допомогою методу випадкового лісу.

Як підсумок, з проведеного аналізу робіт встановлено, що найбільш поширеними проблемами застосування вищезгаданих підходів є погана якість навчальних наборів даних, низька точність класифікації виразів обличчя, висока обчислювальна складність, значний обсяг фізичної пам'яті підготовлених моделей. З огляду на ці чинники, виникає необхідність у розробленні нового підходу до опису ознак мімічних проявів людського обличчя, які будуть обчислювально ефективними та забезпечуватимуть високу точність розпізнавання для систем безпеки в реальному часі.

1.3.3 Огляд готових наборів даних з обличчями людей

Розпізнавання змін емоційного стану за мімічними проявами з використанням методів МН зазвичай вимагає великої кількості заздалегідь підготовлених та анотованих даних, які демонструють різницю у віці, демографії, статі та якості зображення. Збір та анотування даних у так звані набори даних зображень та відео зазвичай проводяться фахівцями у галузі КЗ та МН. Набори даних для розпізнавання емоцій поділяються на дві категорії: а) малі набори даних, що зібрані в лабораторних умовах, б) великомасштабні набори зображень або відео, що зібрані в реальних умовах, або з мережі Інтернет.

Нижче розглянемо деякі з найбільш використовуваних наборів даних для розпізнавання емоцій обличчя та їхні характеристики (табл. 1.2).

Таблиця 1.2

Аналіз наборів даних

Назва набору даних	Рік випуску	Кількість моделей	Кількість зображень	Роздільна здатність	Кількість класів
JAFFE [100]	1998	10	213	256×256	7
CK+ [101]	2010	123	593	640×480	7
ADFES [102]	2011	22	220	640×480	7
FER2013 [103, 104]	2013	З інтернету	35 887	48×48	7

AffectNet [105]	2017	3 інтернету	> 1 000 000	224×224	7
RAF-DB [106]	2017	100	29 672	256×256	7

Науковою спільнотою запропоновано кілька наборів даних, що є доступними для розпізнавання емоцій обличчя, кожен зі своїми унікальними характеристиками та обмеженнями. Ці набори даних надають дослідникам цінний ресурс для розроблення та оцінювання моделей МН та ГН для розпізнавання емоцій обличчя. Хоча доступність великих і різноманітних наборів даних значною мірою сприяла успіху підходів, що ґрунтуються на ГН, для розпізнавання емоцій обличчя важливо визнати помилки та обмеження, що присутні в цих наборах даних. Попри статистичну достовірність та надійність подібного підходу, вирази обличчя у таких наборах даних зазвичай не відображають реалістичні сценарії поведінки людини. Крім того, великі набори даних, зразки для яких зібрано з мережі Інтернет, зазвичай містять шум анотацій, тобто певний відсоток об'єктів набору позначено неправильно.

1.4. Аналіз підходів до ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами

1.4.1 Традиційні підходи машинного навчання до задач ідентифікації

Традиційні методи МН для задач розпізнавання емоцій зазвичай включають три основні кроки [107]: виявлення ознак, вибір ознак та класифікація. Виявлення ознак – це процес виділення певних рис на зображенні обличчя людини, які вважаються найбільш суттєвими для розрізнення різних емоцій. Вибір ознак – це процес вибору найбільш інформативних ознак, які можуть підвищити точність класифікації. Насамкінець, класифікація – це процес присвоєння мітки або класу заданому вхідному зображенню на основі виділених ознак.

Одним із найбільш часто використовуваних традиційних алгоритмів МН для розпізнавання емоцій є метод опорних векторів (SVM) [108]. SVM – це контрольований алгоритм навчання, який використовує гіперплощину для розділення різних класів у просторі ознак. SVM активно використовувався у задачах розпізнавання емоцій [109-22] через їхню здатність обробляти простори ознак великої розмірності з хорошим рівнем узагальнення.

Іншим популярним традиційним алгоритмом МН для розпізнавання емоцій є k-алгоритм найближчих сусідів (k-NN) [111]. k-NN – це непараметричний алгоритм, який класифікує вхідне зображення на основі міток його k найближчих сусідів у просторі ознак. k-NN використовується для розпізнавання емоцій [112, 113] через його простоту та ефективність у просторах ознак низької розмірності.

До інших популярних традиційних алгоритмів МН, які використовувалися для розпізнавання емоцій [84], належать дерева рішень [114], наївний баєсів класифікатор [115] і випадковий ліс [116]. Дерево рішень – це алгоритм навчання з учителем, який створює деревоподібну модель для відображення рішень та їхніх можливих наслідків. Наївний баєс – це ймовірнісний алгоритм, який використовує теорему Баєса для класифікації вхідних зображень на основі ймовірності спостереження кожної ознаки з міткою класу. Випадковий ліс – це ансамблевий алгоритм навчання, який поєднує кілька дерев рішень для підвищення точності класифікації.

Методами вибору ознак для розпізнавання емоцій слугують переважно методи пониження розмірності [117], а саме, аналіз основних компонентів (PCA) [118], лінійний дискримінантний аналіз (LDA) [119] і рекурсивне усунення ознак (RFE) [120]. PCA – це метод пониження розмірності, яка перетворює об'єкти великої розмірності в простір меншої розмірності, зберігаючи водночас найважливішу інформацію. LDA – це метод контрольованого зменшення розмірності, який максимізує поділ між різними класами в просторі ознак. RFE – це метод вибору ознак, який рекурсивно усуває найменш важливі ознаки, доки не буде отримано оптимальну підмножину найбільш значущих ознак.

Одним із обмежень традиційних методів МН [121] для розпізнавання емоцій є їхня залежність від формалізованих вручну ознак. Суттєвість подібних ручних ознак ґрунтується на досвіді в певній галузі, а самі ознаки є упередженими щодо конкретного завдання. Крім того, створені вручну ознаки можуть бути не в змозі охопити всю необхідну інформацію для розпізнавання емоцій, що призводить до негативного результату. Для усунення цих обмежень науковою спільнотою були розроблені нові методи із глибокою структурою математичних операцій, що здатні автоматично сприймати відповідні ознаки з необроблених вхідних даних без необхідності ручного проектування значущих ознак.

1.4.2 Підходи до задач ідентифікації на основі глибокого навчання

Методи ГН – це клас методів МН, які використовують глибокі нейронні мережі (ГНМ) для вивчення складних ознак із даних. Ці методи продемонстрували перспективні результати для ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами. Методи ГН особливо добре підходять для цього завдання [122, 123], оскільки вони можуть вивчати ієрархічні відображення мімічних проявів обличчя з необроблених зображень. Нижче розглянемо найбільш використовувані типи архітектур ГН.

Згорткові нейронні мережі (ЗНМ) [124] – це тип ГНМ, які добре підходять для завдань класифікації зображень. ЗНМ працюють, вивчаючи ієрархічні представлення характеристик зображення за допомогою згорткових шарів. Результати цих шарів потім пропускають через серію повністю з'єднаних шарів для отримання остаточного результату. ЗНМ активно використовуються для розпізнавання мімічних проявів обличчя [122-124, 125], і показують відмінні результати [20, 24] ідентифікації емоційного стану обличчя на контрольних наборах даних.

Рекурентні нейронні мережі (РНН) [126] – це тип архітектури ГНМ, яка добре підходить для оброблення послідовних даних. РНН опрацьовують вхідні

дані послідовно, використовуючи попередній стан мережі для інформування про поточний стан. РНН здійснюють розпізнавання емоцій обличчя [127], розглядаючи послідовність виразів обличчя як часовий ряд. Цей підхід виявився ефективним для фіксації тимчасової динаміки виразу обличчя.

Мережі довгої короткочасної пам'яті (ДКЧП) [128] є класом архітектур РНН, який добре підходить для моделювання довготривалих залежностей у послідовних даних. ДКЧП використовують так звані комірки пам'яті для зберігання інформації протягом тривалих періодів часу та застосовують вентильний рекурентний вузол до керування потоками інформації в комірки та з них. ДКЧП виконують розпізнавання емоцій на обличчі [129], розглядаючи послідовність виразів обличчя як часовий ряд, та моделюють часові залежності між виразами.

Хоча методи ГН показують значну продуктивність в задачах розпізнавання емоцій обличчя, кілька проблем [75, 84, 130] із ГН залишаються актуальними. Однією з основних проблем є брак великих, різноманітних наборів даних для навчання ГНМ. Моделі ГН вимагають великих обсягів даних для вивчення складних візуальних ознак, і наразі існує небагато великих наборів даних виразів обличчя, які є загальнодоступними. Іншою проблемою є низький рівень інтерпретації моделей глибокого навчання. Моделі ГН є чорними ящиками, результати роботи яких зазвичай важко зрозуміти та пояснити.

1.4.3 Підходи візуальної аналітики до задач ідентифікації

Візуальна аналітика [3] – це галузь МН, яка поєднує аналітичні методи та візуальні подання, щоб зробити дані більш доступними та придатними для інтерпретації. У разі розпізнавання емоцій на обличчі візуальну аналітику можна використовувати для аналізу виразу обличчя та виявлення шаблонів у даних, які відповідають певним емоціям. Водночас технічна складова розпізнавання емоцій виконується з використанням вдосконалених методів візуалізації та аналізу даних, як наприклад, кластерний аналіз [112, 113] та пониження розмірності

[120]. Такі підходи на основі візуальної аналітики та МН дають змогу встановлювати причинно-наслідковий взаємозв'язок між виразами обличчя та емоціями.

Популярним підходом візуальної аналітики до розпізнавання емоцій обличчя є MDS [3]. MDS – це статистичний метод, який зменшує розмірність набору даних, зберігаючи попарні відстані між точками даних. У розпізнаванні емоцій на обличчі MDS [132, 133] використовують для подання зв'язків між виразом обличчя та емоціями в дво- або тривимірному просторі, де ознаки емоційних проявів можна легше візуалізувати та проаналізувати.

Застосування MDS до виявлення мімічних проявів розпочинається зі збору зображень обличчя, що позначаються відповідними емоційними категоріями. Кожне зображення обличчя подають у вигляді високовимірного вектора ознак, кожен елемент якого відображає значення пікселя або більш абстрактну рису, яка характеризує вираз обличчя. Перший крок MDS полягає в обчисленні попарної матриці відстаней, яка подає відстані між кожною парою зображень обличчя. Найпоширенішим показником відстані є евклідова відстань D_{ij} (1.4) між зображеннями обличчя i та j , n – кількість ознак, x_{ik} та x_{jk} – k -та ознака зображень обличчя i та j відповідно.

MDS може слугувати відмінним засобом для розпізнавання емоцій на обличчі, через збереження складних взаємозв'язків між виразами обличчя в маловимірному просторі, що сприяє ефективній візуалізації та класифікації. Однак MDS також має деякі обмеження. По-перше, припускається, що попарні відстані між зображеннями обличчя є евклідовими, що не завжди може виконуватися на практиці. По-друге, MDS не враховує ієрархічну структуру емоцій, яка може бути важливою для деяких практичних застосувань. Насамкінець, MDS є чутливим до викидів та шумів в наборі даних, що може вплинути на якість подання малої розмірності.

Загалом, візуальна аналітика забезпечує потужний інструмент для дослідження та аналізу маловимірного подання даних розпізнавання емоцій на

обличчі, забезпечуючи розуміння взаємозв'язків між виразом обличчя та емоційним станом.

1.4.4 Статистичні критерії оцінювання та програмне забезпечення засобів ідентифікації емоційних станів

Наведемо статичні показники [134-139], що використовуються в дисертаційній роботі для оцінювання моделей ідентифікації емоційних станів за мімічними проявами. Для цього позначимо через P кількість реальних позитивних випадків ідентифікації емоційного стану, а через N – реальних негативних. Тоді результати ідентифікації подамо як істинно позитивні (TP), істинно негативні (TN), хибно позитивні (FP) та хибно негативні (FN) випадки. Нижче опишемо використані статистичні критерії через відомі математичні співвідношення.

Точність (Accuracy) класифікації визначається так

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}. \quad (1.6)$$

Влучність (Precision) позначається так

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}. \quad (1.7)$$

Повноту (Recall) подано у такий спосіб

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (1.8)$$

F1-Score (міра) є одним з показників точності класифікації, за яким оцінюють класифікатори. F1-Score обчислюють через Precision та Recall за наступною формулою

$$F1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}. \quad (1.9)$$

Рівень помилки I роду або хибнопозитивний рівень (FPR) подано так

$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}. \quad (1.10)$$

Рівень помилки II роду або хибнонегативний рівень (FNR) визначено так

$$FNR = \frac{FN}{TP + FN}. \quad (1.11)$$

Крім статистичних показників (1.6)-(1.11), модель ідентифікації емоційних станів також оцінюється за часом навчання, що виражений в годинах роботи обчислювального процесора.

Розпізнавання емоцій на обличчі є комплексом завданням в галузі КЗ, що потребує використання спеціалізованих бібліотек програмного забезпечення. У цій роботі використано такі програмні пакети для роботи з візуальними ознаками на зображеннях: OpenCV [140], Dlib [142], RealSense [143] та MediaPipe [144].

1.5. Постановка задачі

З проведеного аналізу встановлено та виділено наступні візуальні ознаки обличчя, які можуть вказувати на аномальну поведінку групи людей:

– Швидка зміна емоційного стану. У звичайній розмові або взаємодії люди зазвичай не переходять швидко від однієї емоції до іншої. Якщо система виявляє, що вираз обличчя людини швидко коливається між щастям, злістю, страхом тощо, то це може свідчити про аномальну поведінку.

– Мімічні прояви високої інтенсивності. Люди зазвичай демонструють помірний рівень емоцій у громадських місцях. Якщо одна або група людей часто демонструють надмірну інтенсивність емоцій, наприклад, дуже високий рівень страху, це може свідчити про аномальну поведінку, що спричинена надзвичайною ситуацією.

– Брак чуйності. Якщо людина не проявляє очікуваних емоційних реакцій у відповідь на певні події (наприклад, не проявляє жодних емоцій або проявляє

неправильні емоції у відповідь на несподівану подію), це може бути ознакою аномальної поведінки.

– Невідповідність між виразом обличчя та контекстом. Якщо вираз обличчя людини не відповідає поточному контексту (наприклад, страх під час пішої колони), це може свідчити про аномальну поведінку.

– Невідповідність у мімічних проявах. Якщо різні частини обличчя виражають різні або суперечливі емоції (наприклад, усмішка ротом, але не очима), це часто розглядається як ознака нещирої або аномальної емоційної поведінки.

Вище вказані ознаки розглянемо як потенційні індикатори аномальної поведінки для розв'язування завдань дисертаційної роботи.

Вирішення задачі покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки, потребує розроблення нової ІТ для швидкої ідентифікації різких змін емоційного стану за мімічними проявами, і розв'язання таких наукових завдань:

1. Провести аналіз сучасних засобів, методів та підходів до ідентифікації емоційних проявів людей за мімічними змінами, а також дослідити застосування ІТ та засобів ШІ для виявлення аномальної поведінки у скупченнях людей у безпекових системах відеоспостереження та відеофіксації. Дослідити сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини за контролем її міміки з використанням системи кодування мімічних проявів.

2. Розробити модель подання мімічних проявів емоційних станів людини для зображень з низькою роздільною здатністю в камерах відеоспостереження.

3. Розробити новий метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для отримання характерних ознак мімічної активності для аналізу зображення з низькою роздільною здатністю для груп людей.

4. Удосконалити метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації різких емоційних станів за мімічними проявами для побудови класифікаторів, щоб виявляти різкі зміни емоційних станів локальних груп людей.

5. Розробити ІТ та прототипну інформаційну систему ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами та провести її валідацію за відомими наборами зображень обличчя людей з емоційним забарвленням.

6. Виконати постановку експерименту та провести експериментальне тестування над розробленою ІТ щодо встановлення покращення процесу виявлення аномальної поведінки в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки. Порівняти отримані результати тестувань з сучасними підходами до розпізнавання емоцій для верифікації та валідації ІТ.

1.6. Висновки до першого розділу

У розділі проаналізовані сучасні засоби, методи та підходи до ідентифікації емоційних проявів людей за мімічними змінами. Наведено актуальність застосування ІТ та засобів ШІ для виявлення аномальної поведінки у скупченнях людей у безпекових системах відеоспостереження та відеофіксації. Досліджено сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини за контролем її міміки з використанням системи кодування мімічних проявів.

Розглянуто засоби виділення ділянок обличчя за фото- та відеоматеріалами, сучасні підходи до ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами та готові набори даних для дослідження та валідації. Проведено аналіз підходів до класифікації характеристик-ознак зображення за традиційними підходами МН, підходами за ГН; підходами візуальної аналітики та наведені статистичні критерії оцінювання засобів ідентифікації емоційних станів.

За проведеним аналізом сформульовані постановка задачі та завдання дослідження.

Основні результати розділу опубліковані у працях [29, 31, 33].

РОЗДІЛ 2.

МОДЕЛЬ ТА МЕТОДИ ДЛЯ РОЗПІЗНАВАННЯ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ ЕМОЦІЙ НА ОБЛИЧЧІ ЛЮДИНИ

У розділі розглядаються подання моделей та методів, запропонованих для ідентифікації мімичних проявів емоцій на зображеннях, отриманих із пристроїв відеофіксації з невеликою роздільною здатністю.

За аналізом ділянок обличчя, які відтворюють емоційну міміку, наводиться модель для виявлення змін емоційного стану за мімичними проявами, з врахуванням обмежень пов'язаних із низькою роздільною здатністю зображень, отриманих зі СВ.

Наведено запропонований метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя, який дає змогу отримувати числові значення мімичних проявів для запропонованої моделі.

Наведено метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімичними проявами, який дає можливість за запропонованою моделлю та методом геометричної інтерпретації отримати параметри гіперплощин для ідентифікації емоційних станів.

2.1. Модель подання мімичних проявів емоційних станів людини

2.1.1 Групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя

Опис моделі для розпізнавання мімичних проявів емоцій розпочнемо з виділення основних ділянок обличчя, зміни яких формують міміку, тобто характерних проявів обличчя, які прямо відображають емоційний стан. Для цього, виконано тестування запропонованого підходу визначення критеріїв ділянок обличчя, що відтворюють емоційну міміку. Цей підхід полягає у використанні спеціалізованої відеокамери Intel RealSense (див. п. 1.3), зображення з якої містять автоматично виявленні точки-особливості обличчя. Підхід

отримує на вхід множину зображень обличчя людей з відтвореними на них основними емоційними станами та виділеними за допомогою відеокамери Intel RealSense точками-особливостями (рис. 2.1).



Рисунок 2.1 – Приклади зображень із накладеними точками-особливостями людського обличчя, що виділені за допомогою камери Intel RealSense

Виконання таких кроків зумовлює визначення критеріїв ділянок обличчя:

1) нормування зображень обличчя для їхнього порівняння в одному базисі; для цього виконуються центрування області обличчя та нормування за відстанню між очима;

2) виділення специфічних інформативних точок (переміщення яких у випадку емоційної міміки є найбільш суттєвим) у множині вхідних зображень;

3) визначення (з різним порогом переміщень) ділянок обличчя, зміни яких формують візуальне сприйняття емоції; для кожної виділеної ділянки формується множина можливих станів для неї.

Для тестування запропонованого підходу розроблено відповідне програмне забезпечення, за допомогою якого наповнено базу даних зображень та проведено експериментальне дослідження. На рис. 2.2 подано результати проміжних експериментальних тестувань для базових людських емоцій: «Злість», «Страх», «Радість» та «Сум».

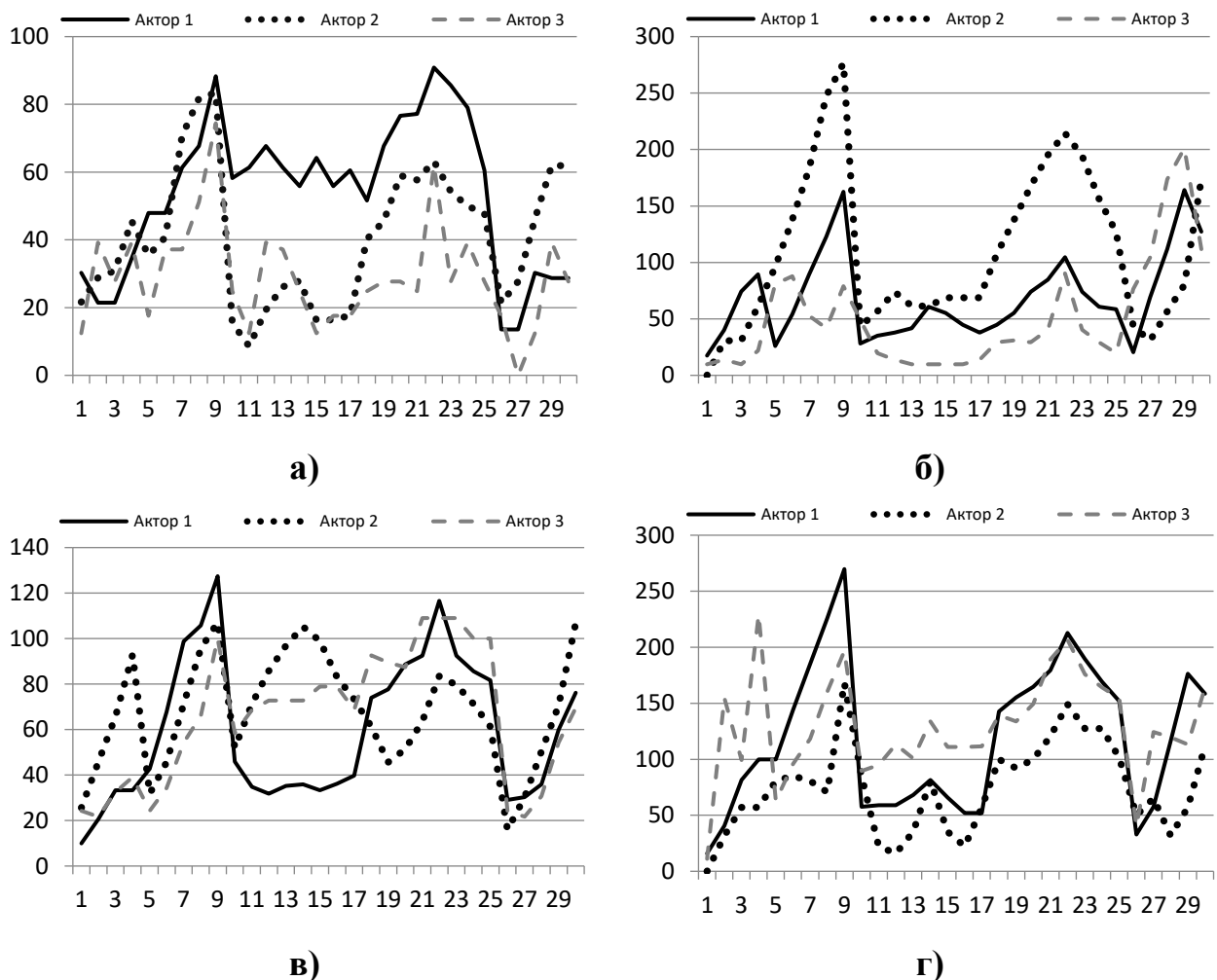


Рисунок 2.2 – Графіки зміщення специфічних точок-особливостей для базових людських емоцій: а) «Злість»; б) «Страх»; в) «Радість»; г) «Сум»

З графіків на рис. 2.2а-г) бачимо, що найбільше переміщення під час прояву різних емоцій було для точок, що належать до таких ділянок обличчя (за

умови, що без втрати загальності, розглядалась лише одна половина обличчя): верх правої повіки; низ правої повіки; ліва сторона правої повіки; права сторона правої брови; ліва сторона правої брови; центр правої брови; права сторона носа; права сторона губ; центр верхньої губи; права сторона нижньої губи.

З рис. 2.3 видно, що деякі точки зміщуються більше при прояві відповідних емоцій, тому необхідно відстежувати зміщення лише найбільш інформативних точок. У результаті дослідження та обробки зібраних даних були виділені основні ділянки обличчя, зміни міміки яких прямо впливають на відображення емоційних станів. Це ділянки обличчя з бровами, очима та ротом (рис. 2.3).

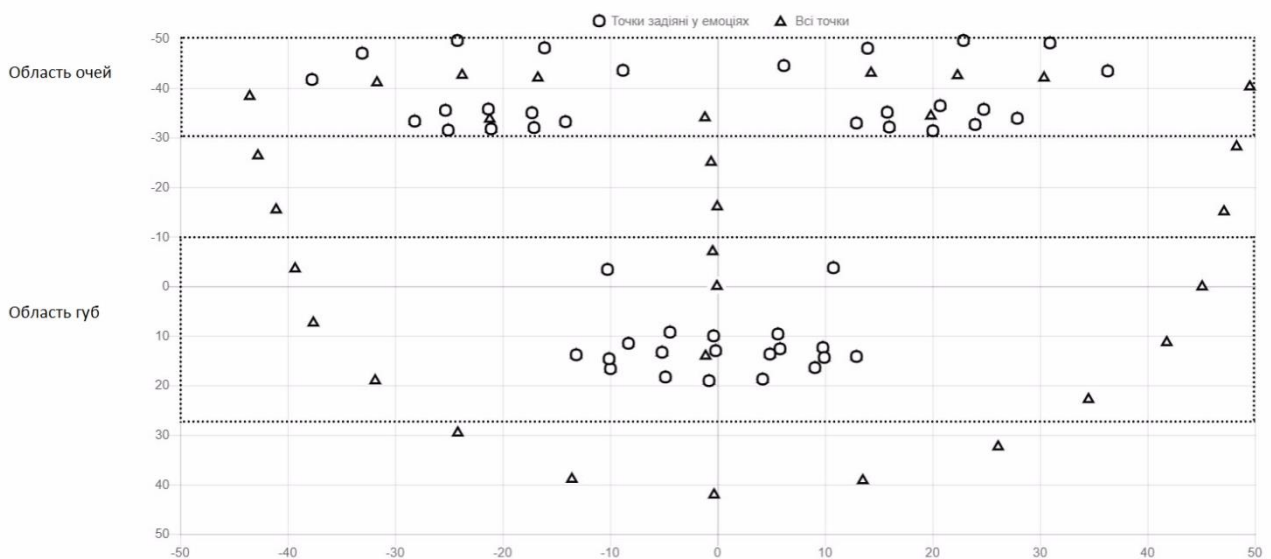


Рисунок 2.3 – Точки-особливості обличчя, що відповідають за міміку емоцій

Сукупність якісних змін вказаних вище ділянок обличчя дає змогу визначити мімічний прояв того чи іншого емоційного стану на обличчі людини за короткий час та з низьким рівнем похибки. Водночас під час прояву різних емоцій одна і та ж сама точка обличчя може зміщуватись по різному: сильно або ледь-помітно. Таким чином, для якісної ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами потрібно розглядати критерії зміни положень специфічних точок-особливостей обличчя у комплексі.


























З рис. 2.2а-г) також випливає, що певні точки-особливості під час мімічного прояву зміщуються більше, ніж інші. Відповідно немає необхідності

відслідковувати зміщення усіх точок, достатньо виокремити лише ті з них, що зміщуються найбільше, тобто є найінформативнішими. Шляхом групування сумісних рухів м'язових структур встановлено, що найбільші зміщення притаманні специфічним точкам-особливостям таких ділянок людського обличчя: рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішніх та кутики брів внутрішніх. Тому припускаємо, що ці ділянки людського обличчя є найвагомими в процесі ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами.

У табл. 2.1 подано множини якісних характеристик зміщень точок або груп точок.

Таблиця 2.1

Візуальний аналіз якісних характеристик для кожної ділянки обличчя

Ділянка обличчя		Якісні характеристики ділянок обличчя				
		без змін	трохи опущені	опущені	трохи підняті	підняті
Брови			×			
Очі	Верхні повіки					
	Зовнішні кутики очей		×	×	×	
Губи	Кутик губ		×			
	Нижня частина верхньої губи					
	Верхня частина нижньої губи					

В результаті проведених експериментів досліджено поведінку точок-особливостей обличчя за прояву на ньому певних емоцій та визначено якісні показники для цих емоцій. За результатами дослідження запропоновані основні параметри моделі, за якісними критеріями оцінки основних ділянок обличчя.

2.1.2 Моделювання зміни емоційного стану мимічних проявів

З огляду на потреби детектування мимічних проявів засобами звичайних камер із невисокою роздільною здатністю або на великій відстані та за результатами з табл. 2.1 введемо наступну градацію для ділянок обличчя:

- 1) очі: {розплющені, примружені, нормальні};
- 2) губи: {розтягнуті, зжаті, нормальні};
- 3) брови: {підняті, опущені, нормальні}.

За наведеною градацією, отриманні у дослідженні мимічні прояви емоцій подаються наступним чином (табл. 2.2).

Таблиця 2.2

Подання мимічних проявів емоцій якісними характеристиками

Ділянки обличчя	Злість	Страх	Радість	Сум
Очі	примружені	розплющені	нормальні	нормальні
Губи	нормальні	нормальні	розтягнуті	зжаті
Брови	опущені	підняті	підняті	опущені

Наведене в табл. 2.2 подання мимічних проявів у розрізі емоційних станів слугуватиме основою для наступного синтезу моделі за якою буде проводитися детектування. Емпірично визначені ознаки формально подамо наступним чином:

- x_1 – ознака миміки ділянки обличчя з очима;
- x_2 – ознака миміки ділянки обличчя з губами;
- x_3 – ознака миміки ділянки обличчя з бровами.

Ініціалізуємо ознаки $x_i \in [0;1]$, $i = \overline{1,3}$, водночас:

- $x_1 \in [0;0.2]$ – для примружених очей;
- $x_1 \in [0.4;0.6]$ – для нормальних очей;
- $x_1 \in [0.8;1]$ – для розплющених очей;

- $x_2 \in [0;0.2]$ – для зжатих губ;
- $x_2 \in [0.4;0.6]$ – для нормальних губ;
- $x_2 \in [0.8;1]$ – для розтягнутих губ;
- $x_3 \in [0;0.2]$ – для опущених брів;
- $x_3 \in [0.4;0.6]$ – для нормальних брів;
- $x_3 \in [0.8;1]$ – для піднятих брів.

Наявні в запропонованій синтетичній моделі проміжки, що не використовуються ($[0.2;0.4]$, $[0.6;0.8]$) служать для моделювання хорошої роздільності між різними емоційними станами при їх класифікації. Валідність запропонованої моделі перевірялась на синтезованих даних, тому що реальні вхідні данні будуть належати тим же проміжкам, що і штучно створені. Результати валідації наведені у розділі 4.

Відповідно до результатів аналізу ділянок обличчя (див. табл. 2.1), сформовано множину якісних характеристик зміщень точок-особливостей або груп точок-особливостей, що формалізовано у табл. 2.3.

Таблиця 2.3

Якісні характеристики ділянок людського обличчя

Тип емоції Частина обличчя	Злість	Страх	Радість	Нейтральний стан	Сум
Рот	закритий	привідкритий	привідкритий	закритий	закритий
Кутики губ	опущені	припідняті	або відкритий	опущені	опущені
Очі	розкриті або примружені	широко розкриті	підняті	примружені або розкриті	примружені
Брови (перенісся)	зведені до перенісся	зведені до перенісся	розкриті або примружені	нормальні	зведені до перенісся
Брови	нормальні	підняті вверх	нормальні	нормальні	нормальні
Кутики брів зовнішні	нормальні	зовнішні підняті	підняті вверх	нормальні	нормальні
Кутики брів внутрішні	нормальні	внутрішні підняті	зовнішні підняті	нормальні	нормальні

З огляду на потреби ідентифікації зміни емоційного стану мимічних проявів засобами звичайних камер із невисокою роздільною здатністю та за результатами з табл. 2.3 введено наступну градацію для ознак, які розташовані на ділянках обличчя:

- рот: {відкритий / закритий / закритий або привідкритий};
- кутики губ: {опущені / підняті};
- очі: {широко розкриті / розкриті (норм) / примружені};
- брови (перенісся): {зведені до перенісся / нормальні};
- брови: {підняті вгору / нормальні};
- кутики брів зовнішні: {підняті / нормальні};
- кутики брів внутрішні: {підняті / нормальні}.

Наведене вище подання мимічних проявів у розрізі емоційних станів слугує основою для синтезу моделі, за якою буде проводитися ідентифікація:

$$f : P \rightarrow \langle \mathbf{X}, \mathbf{W} \rangle, \quad (2.1)$$

де P – матриця пікселів вхідного зображення обличчя людини; \mathbf{X} – вектор ознак мимічних проявів емоцій на обличчі людини, $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7$, \mathbf{W} – вектор ваг моделі ідентифікації емоційного стану на обличчі.

Визначені емпірично ознаки, що формують вектор \mathbf{X} , формально подано так:

- x_1 – ознака миміки ділянки обличчя з ротом;
- x_2 – ознака миміки ділянки обличчя з кутиком рота;
- x_3 – ознака миміки ділянки обличчя з очима;
- x_4 – ознака миміки ділянки обличчя з переніссям між бровами;
- x_5 – ознака миміки ділянки обличчя з бровами;
- x_6 – ознака миміки ділянки обличчя із зовнішніми кутиками брів;
- x_7 – ознака миміки ділянки обличчя із внутрішніми кутиками брів.

Вектор ознак мімічних проявів у розрізі емоційних станів x_i , $i = \overline{1,7}$, описано в табл. 2.4-2.5.

Таблиця 2.4

Якісна характеристика ознак мімічних проявів у розрізі емоційних станів (1)

#	Якісна ознака	Злість	Критерій зміни	Страх	Критерій зміни	Радість	Критерій зміни
x_1	Рот	закритий	[0;0.3]	привідкритий	[0.3;0.7]	привідкритий або відкритий	[0.6;1]
x_2	Кутики губ	припідняті	[0.3;0.7]	опущені	[0;0.3]	підняті	[0.7;1]
x_3	Очі	примружені	[0;0.2]	широко розкриті	[0.5;1]	примружені або розкриті	[0.2;0.5]
x_4	Брови (перенісся)	зведені до перенісся	[0;0.3]	розведені	[0.7;1]	нормальні	[0.3;0.7]
x_5	Брови	опущені	[0;0.3]	підняті вверх	[0.7;1]	припідняті вверх або нормальні	[0.3;0.7]
x_6	Кутики брів зовнішні	опущені	[0;0.3]	зовнішні підняті вверх	[0.6;1]	припідняті вверх або нормальні	[0.3;0.7]
x_7	Кутики брів внутрішні	опущені	[0;0.3]	внутрішні підняті вверх	[0.6;1]	припідняті вверх або нормальні	[0.3;0.7]

Таблиця 2.5

Якісна характеристика ознак мімічних проявів у розрізі емоційних станів (2)

#	Якісна ознака	Нейтральний стан	Критерій зміни	Сум	Критерій зміни
x_1	Рот	закритий	[0;0.3]	закритий	[0;0.3]
x_2	Кутики губ	опущені	[0;0.3]	опущені	[0;0.3]
x_3	Очі	примружені або розкриті	[0.2;0.5]	примружені	[0;0.3]
x_4	Брови (перенісся)	нормальні	[0.3;0.7]	зведені до перенісся або нормальні	[0.1;0.5]
x_5	Брови	нормальні	[0.3;0.7]	опущені або нормальні	[0.2;0.6]
x_6	Кутики брів зовнішні	нормальні	[0.3;0.7]	опущені або нормальні	[0.2;0.6]

x_7	Кутики брів внутрішні	нормальні	[0.3;0.7]	опущені або нормальні	[0.2;0.6]
-------	--------------------------	-----------	-----------	--------------------------	-----------

Мімічні прояви природно мають граничні стани і зокрема характеризуються типовою сукупністю ознак зовнішніх проявів цих станів. Відповідно до цього, у роботі [25] було емпірично визначено межі проявів ознак. Зазначимо, що існує природній розподіл, і вказані межі в табл. 2.4-2.5 відповідають найбільш типовим проявам.

Процес формалізації якісних ознак мімічних проявів у розрізі емоційних станів в кількісну характеристику для застосування математичного апарату визначено методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя.

2.2. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя

Запропонований метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя призначений для автоматизованого відображення мімічних проявів емоцій людини у вигляді кількісних характеристик геометричних фігур на обличчі людини. У ньому на основі орієнтирів P_u , що позначають специфічні точки-особливості обличчя, обраховуються значення емоційних проявів. Схему методу подано на рис. 2.4.

Вхідними даними методу є зображення обличчя людини.

У *Блоці 1* визначаються специфічні точки-особливості людського обличчя. Для цього використано пакет інструментів з відкритим кодом MediaPipe Face Mesh (див. п. 1.3). Це рішення дає змогу програмно описувати геометрію обличчя через 468 3D-орієнтирів (маркерів). На рис. 2.5 подано приклад опису геометрії обличчя за допомогою MediaPipe Face Mesh.

На рис. 2.5б) 486 маркерів P_u , $u = \overline{0,467}$, ілюстровано зеленими кружками.

У *Блоці 2* обраховуються кількісні характеристики частини обличчя.

На кроці 2.1 вектор ознак \mathbf{X} з формули (2.1) формалізується кількісними характеристиками $\{\alpha\}_{i=1}^7$, кінці яких лежать в точках P_u . Відображення мімічних проявів емоцій якісними характеристиками подано в табл. 2.6.

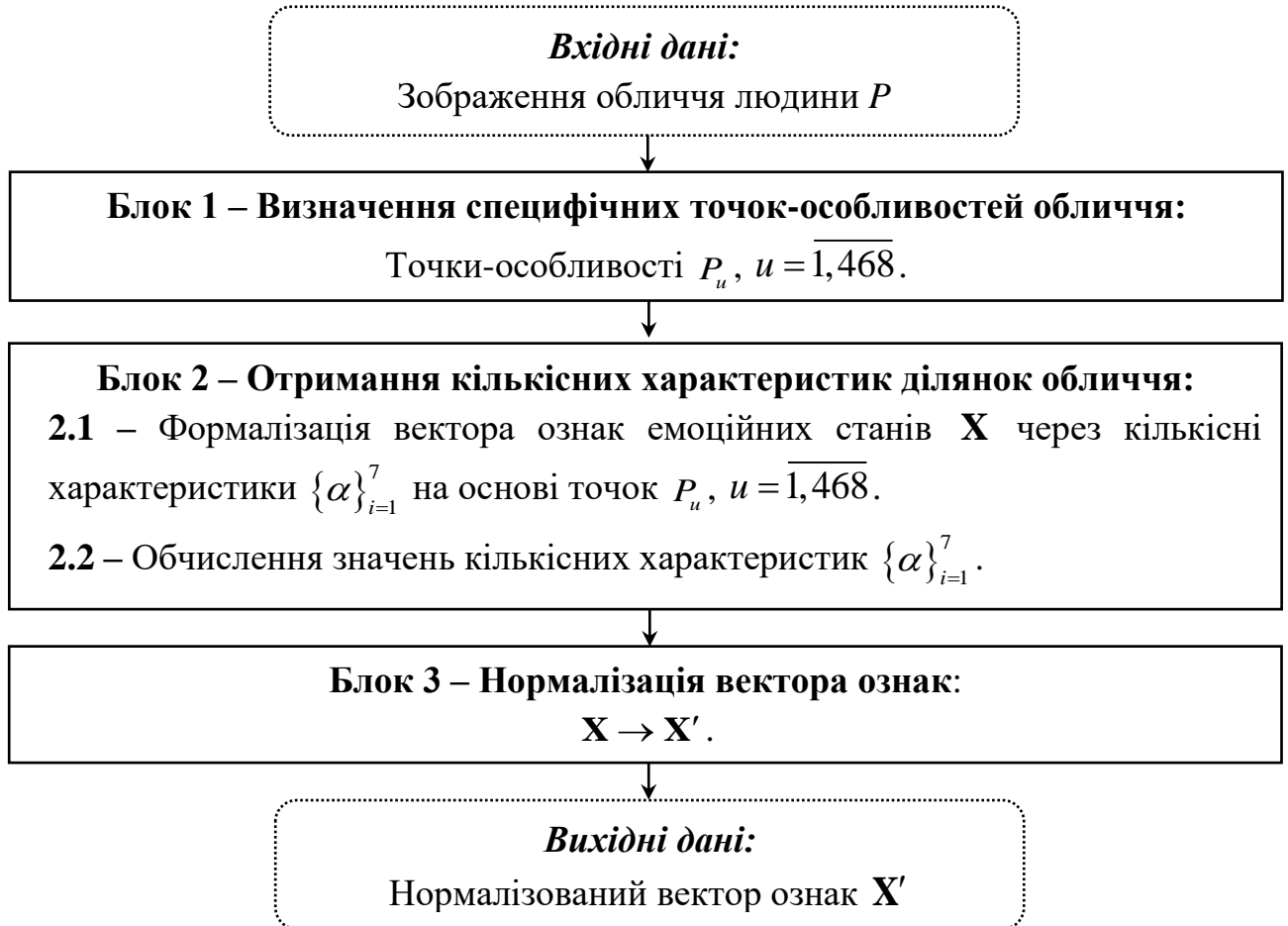


Рисунок 2.4 – Схема методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя

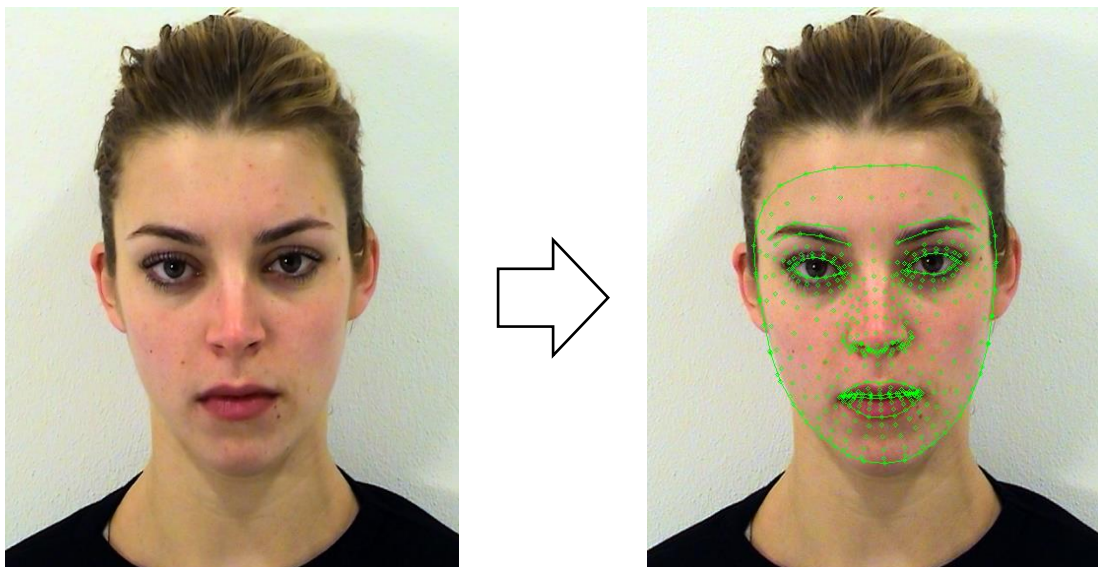


Рисунок 2.5 – Обличчя людини з мімічних проявом нейтрального емоційного стану: а) типове зображення обличчя; б) накладена сітка маркерів, що відображає геометрію обличчя

На *кроці 2.2* відбувається обчислення значень кількісних характеристик $\{\alpha\}_{i=1}^7$ для семи різних геометричних фігур. Тип фігур, що вказані у табл. 2.6, для кожної частини обличчя визначено емпірично. Відстань відрізків, що формують характеристики $\{\alpha\}_{i=1}^7$, обчисленою за формулою відстані Евкліда. Нижче наведемо детальний опис характеристик $\{\alpha\}_{i=1}^7$, для кожної ознаки обличчя.

Таблиця 2.6

Подання мімічних проявів емоцій якісними характеристиками

№	Частина обличчя	Стан	Ознака	Тип характеристики
α_1	Рот	Відкритий / Закритий / Закритий або привідкритий	$\alpha_1 \in \{0..1\}$, 0 – закритий, 1 – відкритий	Трикутник, що описує рот
α_2	Кутики губ	Опущені / підняті	$\alpha_2 \in \{0..1\}$, 0 – опущені, 1 – підняті	Відношення відрізків до кутиків губ
α_3	Очі	Широко розкриті / розкриті (норм) / примружені	$\alpha_3 \in \{0..1\}$, 0 – примружені (майже закриті), 1 – широко розкриті	Чотирикутник, що описує ліве око
α_4	Брови (перенісся)	Зведені до перенісся / нормальні	$\alpha_4 \in \{0..1\}$, 0 – норм, 1 – зведені	Чотирикутник, що описує перенісся
α_5	Брови	Підняті вверх / нормальні	$\alpha_5 \in \{0..1\}$, 0 – норм, 1 – підняті	Трикутник, що описує верхню частину обличчя до брів
α_6	Кутики брів зовнішні	Підняті / нормальні	$\alpha_6 \in \{0..1\}$, 0 – норм, 1 – підняті	Відрізок до зовнішнього кутика брів
α_7	Кутики брів внутрішні	Підняті / нормальні	$\alpha_7 \in \{0..1\}$, 0 – норм, 1 – підняті	Відрізок до внутрішнього кутика брів

Частину обличчя «*Pom*» описано трикутником, кінці якого лежать в точках P_{17} , P_{37} та P_{267} . Трикутник, що описує частину обличчя «Рот» подано на рис. 2.6.

Кількісною характеристикою α_1 є площа $\Delta P_{17}P_{37}P_{267}$:

$$\alpha_1 = \sqrt{p_0(p_0 - \overline{P_{17}P_{37}})(p_0 - \overline{P_{37}P_{267}})(p_0 - \overline{P_{267}P_{17}})}, \quad (2.2)$$

де $p_0 = \frac{\overline{P_{17}P_{37}} + \overline{P_{37}P_{267}} + \overline{P_{267}P_{17}}}{2}$

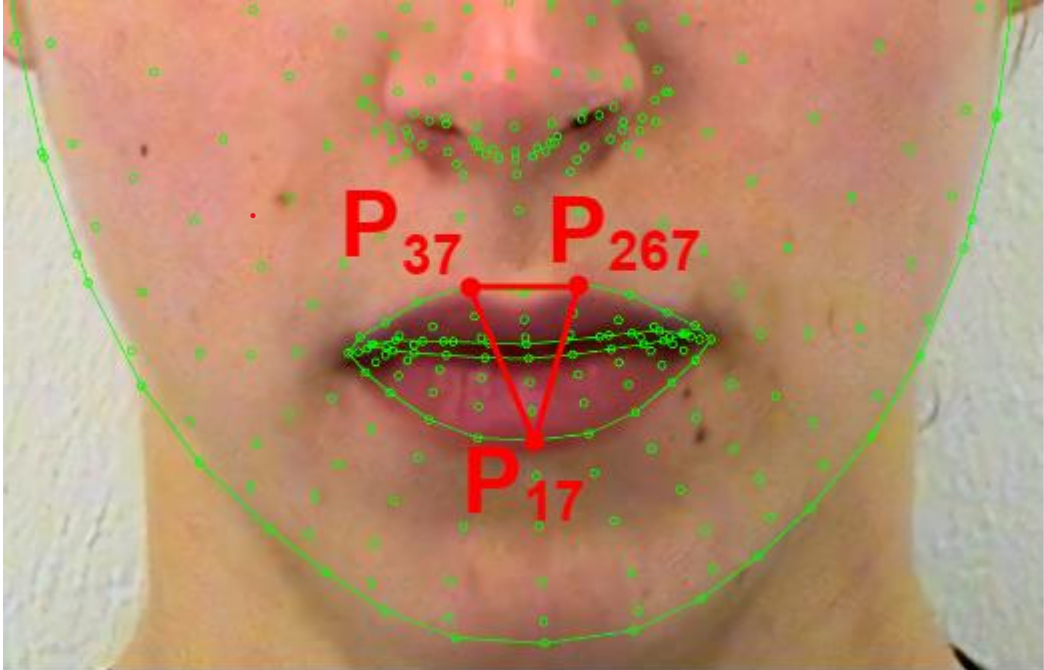


Рисунок 2.6 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Рот»

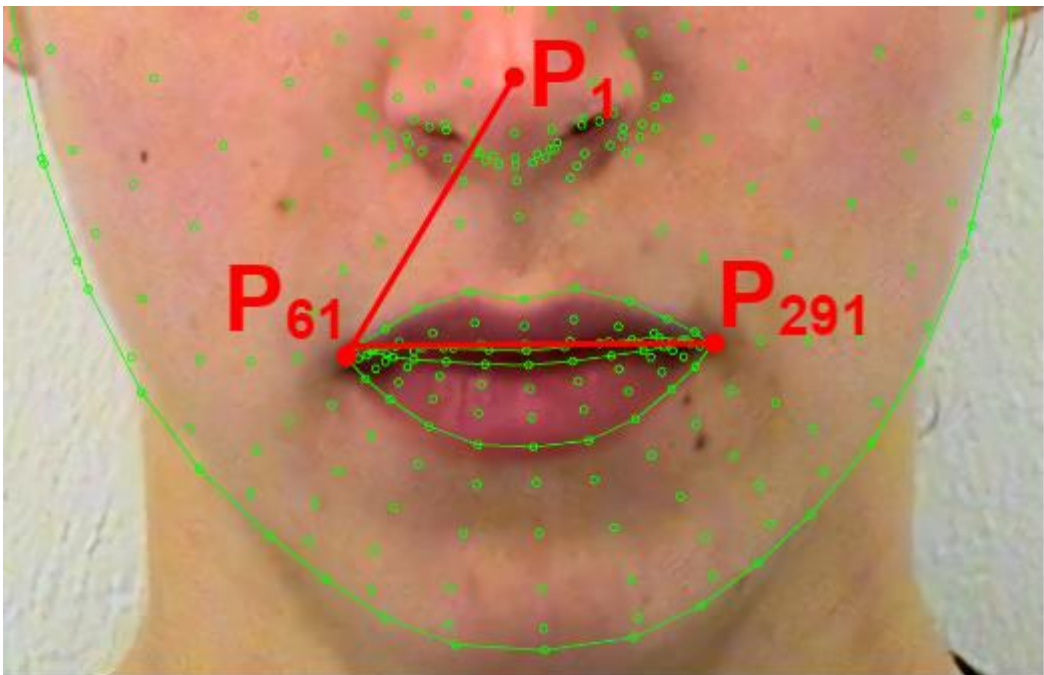


Рисунок 2.7 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Кутики губ»

Частина обличчя «*Кутики губ*» описано відношенням відрізків P_1P_{61} та $P_{61}P_{291}$. Відрізки, відношення яких описує частину обличчя «*Кутики губ*» подано на рис. 2.7.

Кількісною характеристикою α_2 є таке відношення:

$$\alpha_2 = \frac{\overline{3P_1P_{61}}}{P_{61}P_{291}}. \quad (2.3)$$

Частина обличчя «*Очі*» описано відношенням відрізків $P_{27}P_{145}$ та $P_{33}P_{133}$ для лівого ока. Відрізки, відношення яких описує частину обличчя «*Очі*» подано на рис. 2.8.

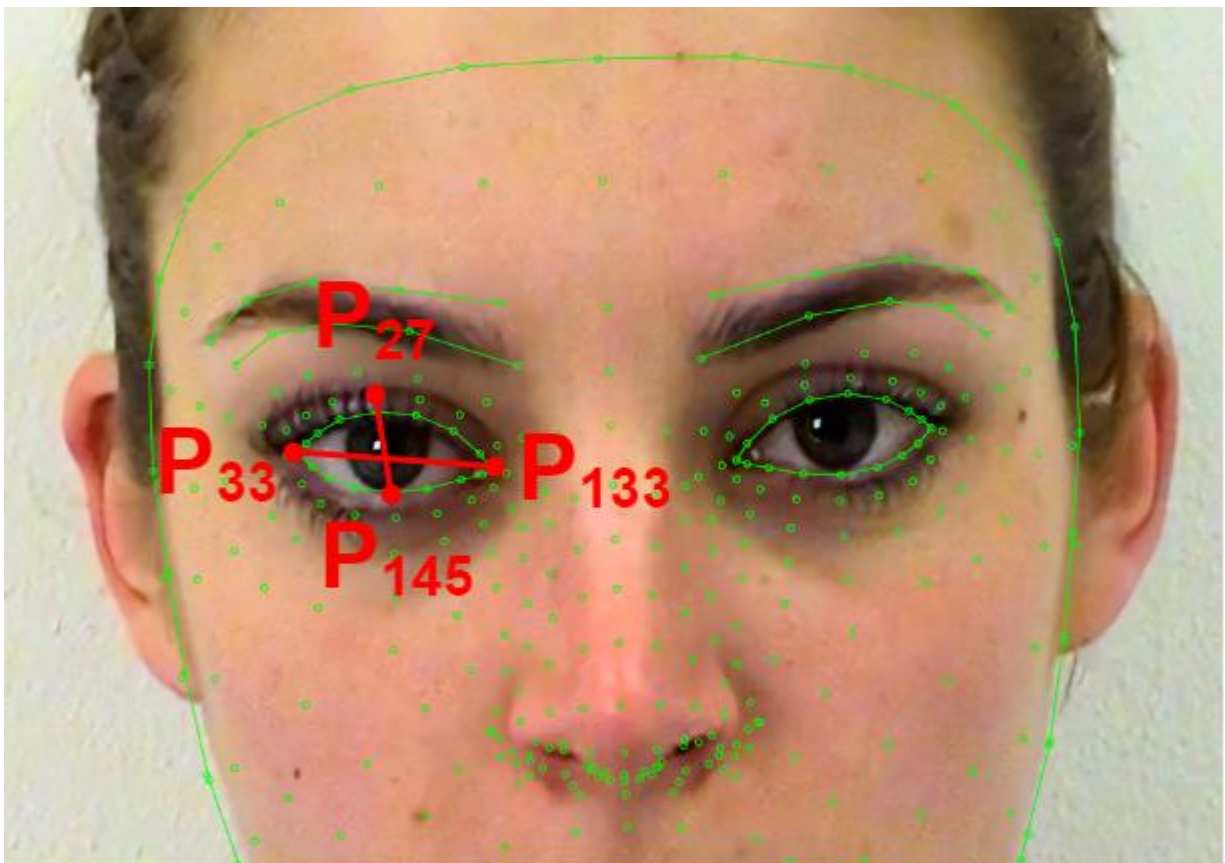


Рисунок 2.8 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «*Очі*»

Кількісною характеристикою α_3 є добуток:

$$\alpha_3 = \overline{P_{27}P_{145}} \cdot \overline{P_{33}P_{133}}. \quad (2.4)$$

Частину обличчя «**Брови (перенісся)**» описано відношенням відрізків P_9P_{168} та $P_{107}P_{336}$ для перенісся між бровами. Відрізки, відношення яких описує частину обличчя «Брови (перенісся)» подано на рис. 2.9.

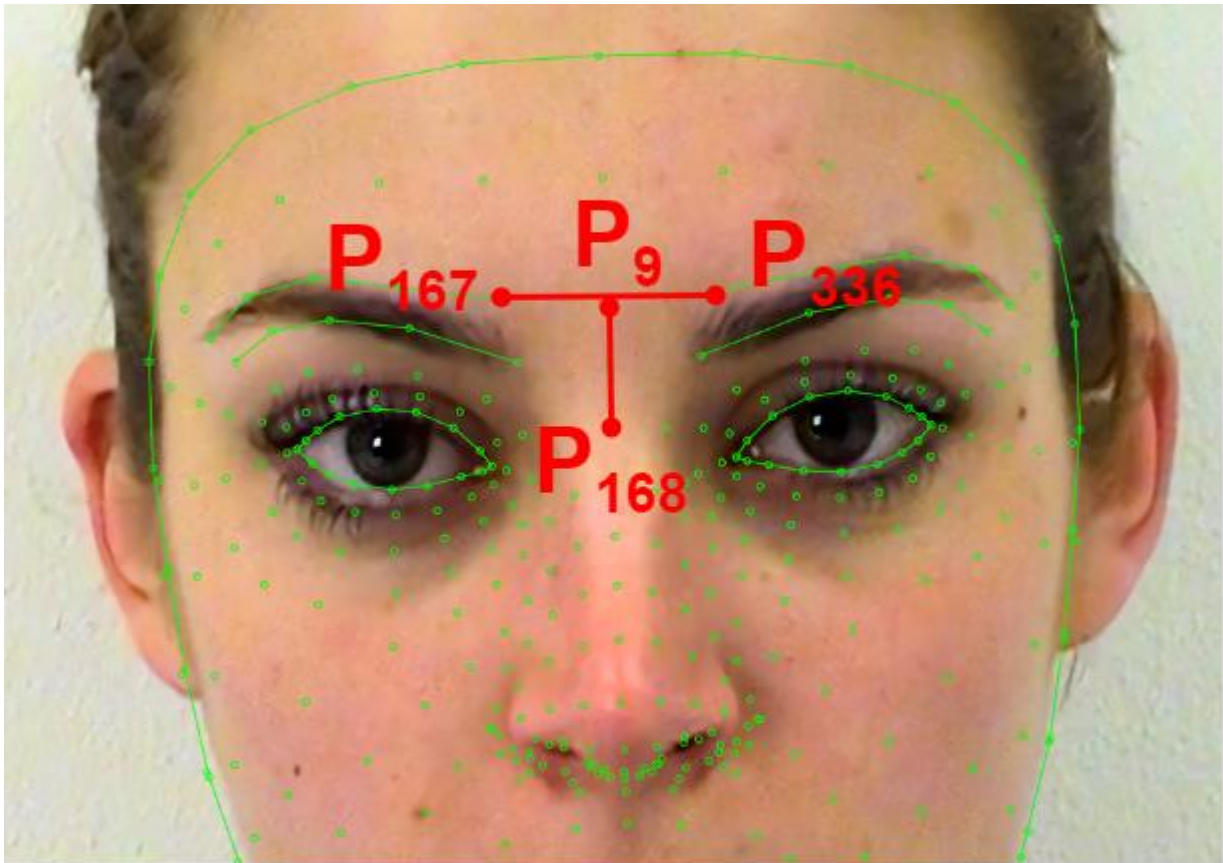


Рисунок 2.9 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Брови (перенісся)»

Кількісною характеристикою α_4 є добуток:

$$\alpha_4 = \overline{P_9P_{168}} \cdot \overline{P_{107}P_{336}}. \quad (2.5)$$

Частину обличчя «**Брови**» описано трикутником, кінці якого лежать в точках P_1 , P_{105} та P_{334} . Трикутник, що описує частину обличчя «Брови» подано на рис. 2.10.

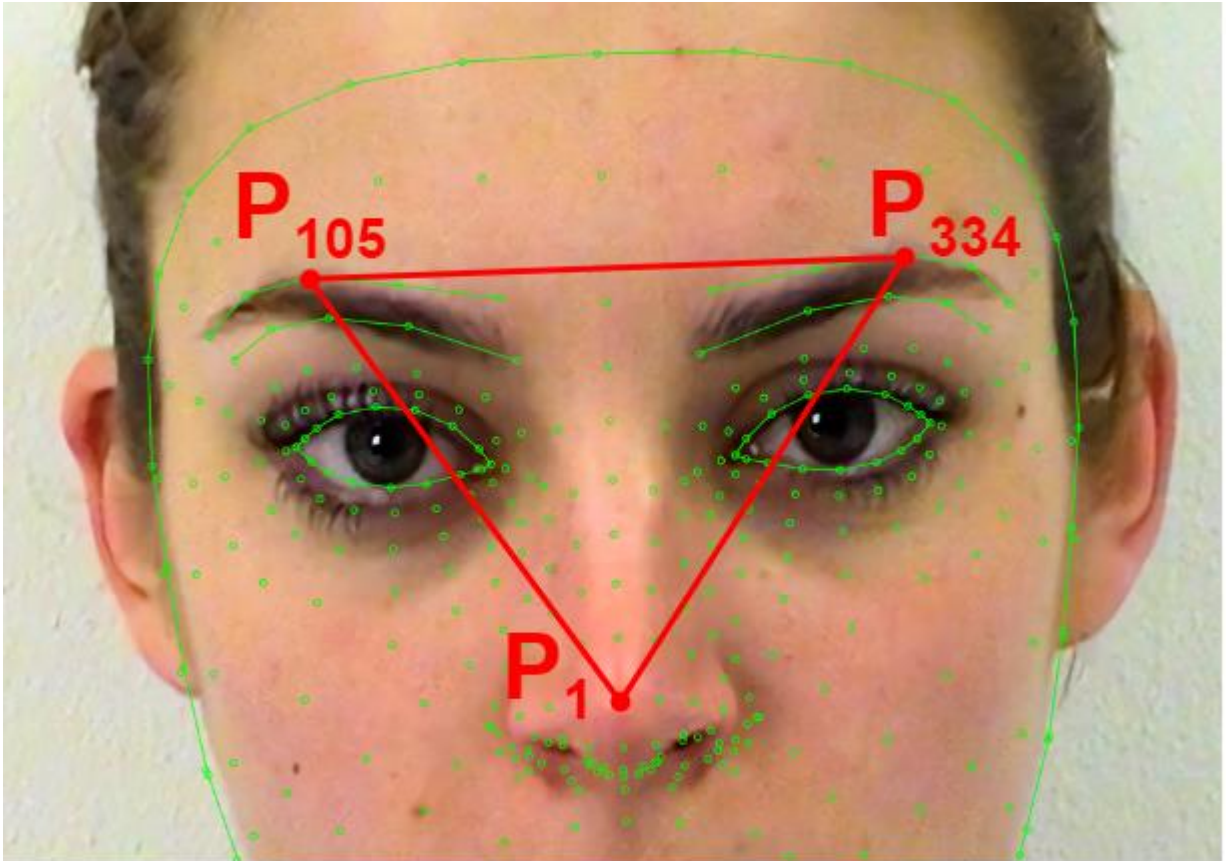


Рисунок 2.10 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Брови»

Кількісною характеристикою α_5 є площа $\Delta P_1 P_{105} P_{334}$:

$$\alpha_5 = \sqrt{p_0(p_0 - \overline{P_1 P_{105}})(p_0 - \overline{P_{105} P_{334}})(p_0 - \overline{P_{334} P_1})}, \quad (2.6)$$

$$\text{де } p_0 = \frac{\overline{P_1 P_{105}} + \overline{P_{105} P_{334}} + \overline{P_{334} P_1}}{2}$$

Частину обличчя «*Кутики брів зовнішні*» описано відрізком $P_{63}P_{145}$, що зображене на рис. 2.11. Кількісною характеристикою α_6 є довжина відрізка $\overline{P_{63}P_{145}}$.

Частину обличчя «*Кутики брів внутрішні*» описано відрізком $P_{66}P_{145}$, що зображене на рис. 2.12.

Кількісною характеристикою α_7 є довжина відрізка $\overline{P_{66}P_{145}}$.

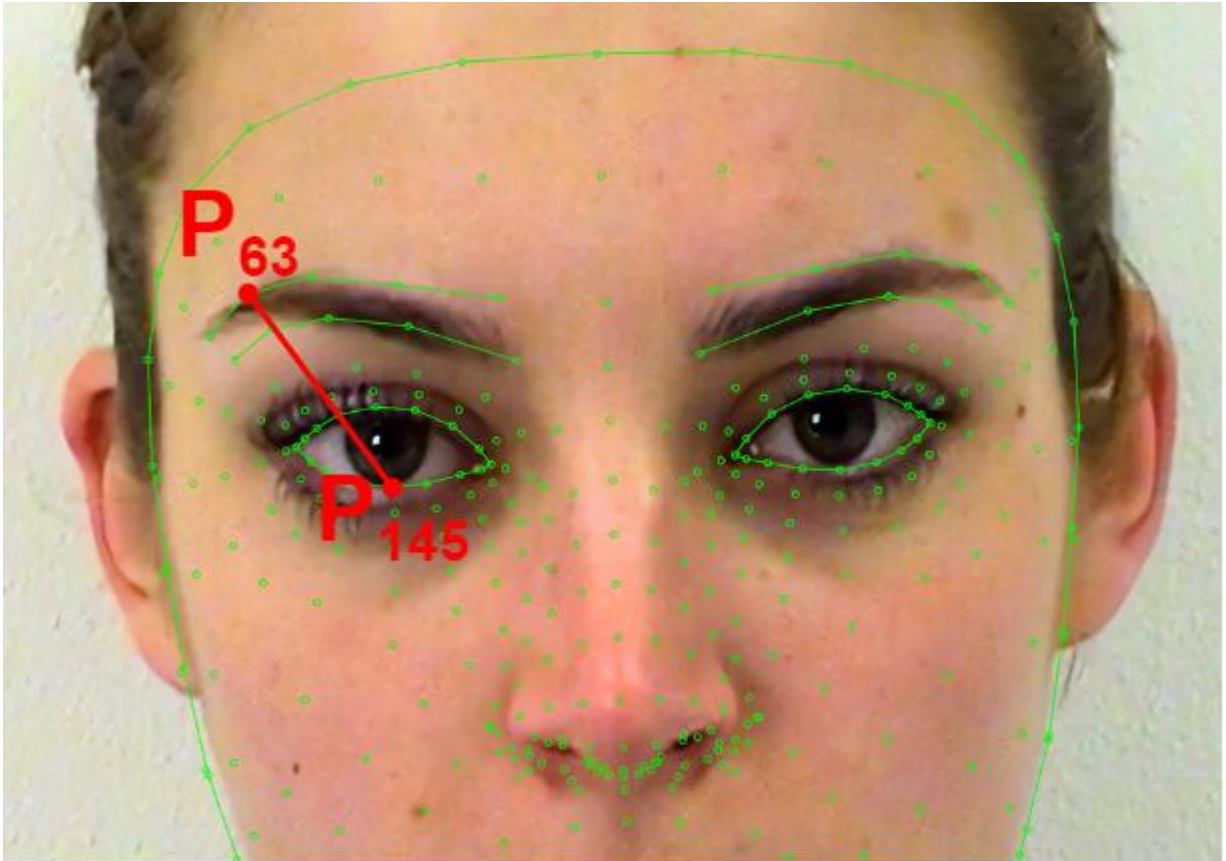


Рисунок 2.11 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Кутики брів зовнішні»

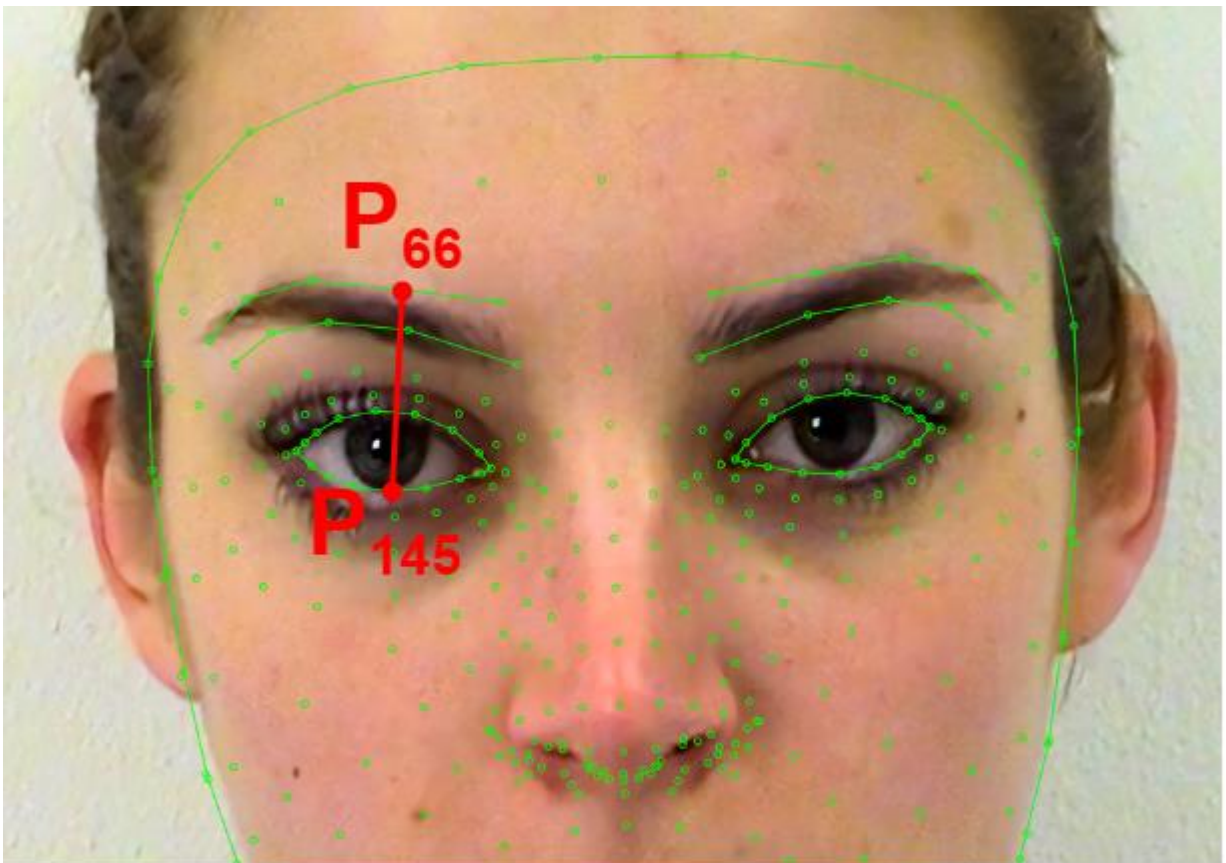


Рисунок 2.12 – Геометрична фігура, що описує частину обличчя «Кутики брів внутрішні»

У Блоці 3 виконується нормалізація вектора ознак \mathbf{X} за формулою:

$$x_i' = \frac{\alpha_i - \alpha_{i\min}}{\alpha_{i\max} - \alpha_{i\min}}, \quad (2.7)$$

де α_i – кількісна характеристика i -ої ознаки, $i = \overline{1,7}$, $\alpha_{i\min}$ – мінімальне значення i -ої характеристики, визначено емпірично, $\alpha_{i\max}$ – максимальне значення i -ої характеристики, визначено емпірично, x_i' – нормалізоване значення i -ої ознаки, $x_i' \in \mathbf{X}'$, $x_i' \in [0;1]$.

Вихідними даними запропонованого методу є нормалізований вектор ознак \mathbf{X}' , що використовується для подальшої ідентифікації емоційних станів.

Отже, метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя дає змогу відобразити обличчя людини, виявлене на кадрах відеопотоку, у нормалізований вектор ознак \mathbf{X}' .

2.3. Метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами

Метод гіперплощинної класифікації за наведеною вище моделлю мімічних проявів емоційного стану призначений для ідентифікації змін емоційного стану людини. Метод побудований за напрямком візуальної аналітики [1] та принципом «людина-у-петлі» [2], що вирізняє його від подібних підходів прозорістю та інтерпретованістю прийнятих за ним рішень. Тобто метод реалізує принципи довіри до прийнятих за його допомогою рішень. Схему методу зображено на рис. 2.13.

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

На кроці 1 методу виконується візуалізація вхідних даних у двомірний простір: $\mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^2$.

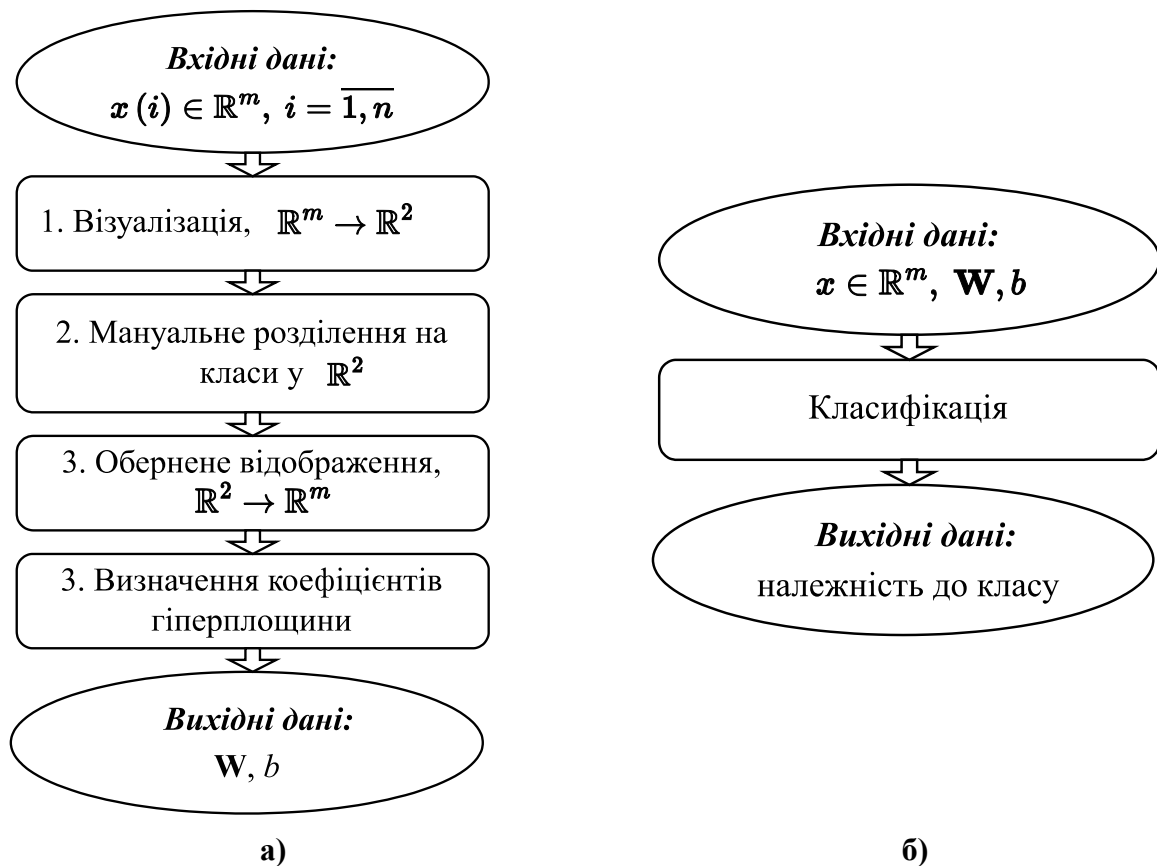


Рисунок 2.13 – Схема методу гіперплощинної класифікації емоційного стану за мімічними проявами: а) навчання, б) класифікація

Відображення $\mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^2$ отримується через розв'язування оптимізаційної задачі методом перебору на основі генетичного алгоритму (аналогічно задачі MDS, див. п. 1.4.3) – 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 вимірених 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: $x'(i) \in \mathbb{R}^2, i = \overline{1, n}$.

На кроці 2 безпосередньо реалізується візуальна аналітика за напрямком «людина-у-петлі», а саме:

1) у просторі \mathbb{R}^2 візуально оцінюється спроможність розділення навчальної вибірки за запропонованою моделлю векторного простору;

2) будуються людиною лінії (за такої можливості), що розділяють груповані хмари точок (класи) $x'(i) \in \mathbb{R}^2, i = \overline{1, n}$;

3) запам'ятовуються координати початку і кінця цих ліній;

4) за 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 $x'^L(i, j) \in \mathbb{R}^2, i = \overline{1, l}, j = \overline{1, m}$, де l -кількість ліній, що i є результатом візуальної аналітики.

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

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

$$\begin{cases} w_1 x_1^L(i, 1) + w_2 x_2^L(i, 1) + \dots + w_m x_m^L(i, 1) + b = 0; \\ w_1 x_1^L(i, 2) + w_2 x_2^L(i, 2) + \dots + w_m x_m^L(i, 2) + b = 0; \\ \dots \\ w_1 x_1^L(i, m) + w_2 x_2^L(i, m) + \dots + w_m x_m^L(i, m) + b = 0. \end{cases} \quad (2.8)$$

Визначення w_i та b визначається через розв'язок системи лінійних рівень (2.8). Подамо (2.8) у вигляді рівняння гіперплощини, яка проходить через m точок:

$$\det \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_m & 1 \\ x_1^L(i,1) & x_2^L(i,1) & \cdots & x_m^L(i,1) & 1 \\ x_1^L(i,2) & x_2^L(i,2) & \cdots & x_m^L(i,2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & 1 \\ x_1^L(i,m) & x_2^L(i,m) & \cdots & x_m^L(i,m) & 1 \end{pmatrix} = 0, \quad (2.9)$$

та розкладемо (2.9) за першим рядком:

$$\begin{aligned} & \overbrace{(-1^{1+1}) \det \begin{pmatrix} x_2^L(i,1) & x_3^L(i,1) & \cdots & x_m^L(i,1) & 1 \\ x_2^L(i,2) & x_3^L(i,2) & \cdots & x_m^L(i,2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_2^L(i,m) & x_3^L(i,m) & \cdots & x_m^L(i,m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_1} x_1 + \\ & + \overbrace{(-1^{1+2}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i,1) & x_3^L(i,1) & \cdots & x_m^L(i,1) & 1 \\ x_1^L(i,2) & x_3^L(i,2) & \cdots & x_m^L(i,2) & 1 \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i,m) & x_3^L(i,m) & \cdots & x_m^L(i,m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_2} x_2 + \cdots + \\ & + \overbrace{(-1^{1+k}) \det \begin{pmatrix} x_1^L(i,1) & \cdots & x_{k-1}^L(i,1) & x_{k+1}^L(i,1) & \cdots & x_m^L(i,1) & 1 \\ x_1^L(i,2) & \cdots & x_{k-1}^L(i,2) & x_{k+1}^L(i,2) & \cdots & x_m^L(i,2) & 1 \\ \vdots & \cdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ x_1^L(i,m) & \cdots & x_{k-1}^L(i,m) & x_{k+1}^L(i,m) & \cdots & x_m^L(i,m) & 1 \end{pmatrix}}^{w_k} x_k + \cdots + \end{aligned} \quad (2.10)$$

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

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

$$d(\mathbf{X}^*) = \mathbf{W}^T \mathbf{X}^* + b, \quad (2.11)$$

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 (2.11). Належність до класу визначається правилом відношення до класифікатора, тобто визначається розташування об'єкту відносно лінії 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 «Страх»; якщо результат > 0 – елемент знаходиться «зліва» від гіперплощини і виявлене обличчя відповідає

емоційному стану «не Страх»; якщо результат $= 0$, то елемент знаходиться на гіперплощині й виявлене обличчя відповідає невизначеному стану.

2.4. Висновки до другого розділу

У розділі розглянуто теоретичне подання моделей та методів, запропонованих для розпізнавання мимічних проявів емоцій на зображеннях із невеликою роздільною здатністю, що отримані з камер відеоспостереження.

Проведено аналіз ділянок обличчя, на яких відтворюється емоційна миміка, та, за цим аналізом, запропонована спрощена модель для виявлення змін емоційного стану за мимічними проявами, з врахуванням обмежень пов'язаних із низькою роздільною здатністю зображень, отриманих із систем відеоспостереження.

Для отримання числових значень параметрів моделі запропонований метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та метод гіперплощинної класифікації емоційного стану за мимічними проявами, які дають змогу за запропонованою моделлю отримати параметри гіперплощин для ідентифікації емоційних станів.

Основні результати розділу опубліковані у працях [1, 26, 27, 30, 31, 34].

РОЗДІЛ 3.

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗМІН ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ ЗА МІМІЧНИМИ ПРОЯВАМИ

У розділі розглядається ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мимічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Запропонована ІТ призначена для ідентифікації різких проявів емоційного станів у натовпі за відеопотоком з камер відео спостереження. Застосування ІТ полягає в автоматизованому перетворенні вхідної інформації, що подана у вигляді зображення обличчя людини на кадрах відеопотоку, у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з різким проявом певного емоційного стану.

Також у розділі розглянуті особливості проектування інформаційної системи за наведеною ІТ.

3.1. Схема та кроки інформаційної технології

Наведені у попередньому розділі модель і методи пропонуються використовувати для своєчасної (у реальному часі) ідентифікації різкої зміни емоційного стану людей у натовпі і, як результат, виявлення локалізованої групи людей з проявами аномальної поведінки. Під аномальною поведінкою тут будемо розуміти виникнення різких мимічних проявів негативних емоцій, як от, «Страх». Для досягнення цього пропонується аналізувати потокове відео з камер спостереження, встановлених у місцях масового скупчення людей. Своєчасне виявлення аномальної поведінки дозволить відповідним службам, що забезпечують безпеку, зреагувати, виявити джерело та мінімізувати наслідки виникнення нетипової ситуації.

Далі розглянемо попередні налаштування, обмеження та основні кроки запропонованої ІТ.

Особливістю застосування методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя є використання у ньому вхідної інформації, у вигляді вектора P_u , що містить автоматично позначені орієнтири на зображенні обличчя. Для отримання значень вектора ознак із зображення обличчя можуть використовуватись різні інструменти. Для функціонування методу геометричної інтерпретації потрібно, щоб поміж цих значень обов'язково були присутні наступні орієнтири:

- дві точки над верхньою губою та точка посередині нижньої губи (рис. 2.6);
- точки кінчика носа та кутиків губ (рис. 2.7);
- точки кутиків очей та середин нижньої та верхньої повік (рис. 2.8);
- точки внутрішніх кінчиків брів та середини перенісся (рис. 2.9);
- точки середини брів та кінчика носа (рис. 2.10);
- точки зовнішніх кінчиків брів та середини нижньої повіки (рис. 2.11);
- точки середини брів та нижніх повік (рис. 2.12).

Також для функціонування методу геометричної інтерпретації потрібно задати, виходячи із значень орієнтирів, що використовуються, мінімальні та максимальні значення точок-орієнтирів.

Для правильної гіперплощинної класифікації необхідною умовою є використання набору даних, що містить зображення обличчя характерних для локації у якій буде використовуватись запропонована ІТ, а саме:

- відповідні категорії обличчя як за віком так і за статтю;
- відповідні категорії обличчя за расовими та культурними особливостями;
- враховувати особливості одягу;
- враховувати кліматичні особливості (пори року тощо).

Як наслідок вище описаного, ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки, використовує розроблену в п. 2.1 модель для розпізнавання мімічних проявів емоцій, запропонований в п. 2.2 метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та вдосконалений у п. 2.3 метод гіперплощинної класифікації емоційного стану. Використання моделі та методів у подальшому застосуванні ІТ подано схематично на рис. 3.1.

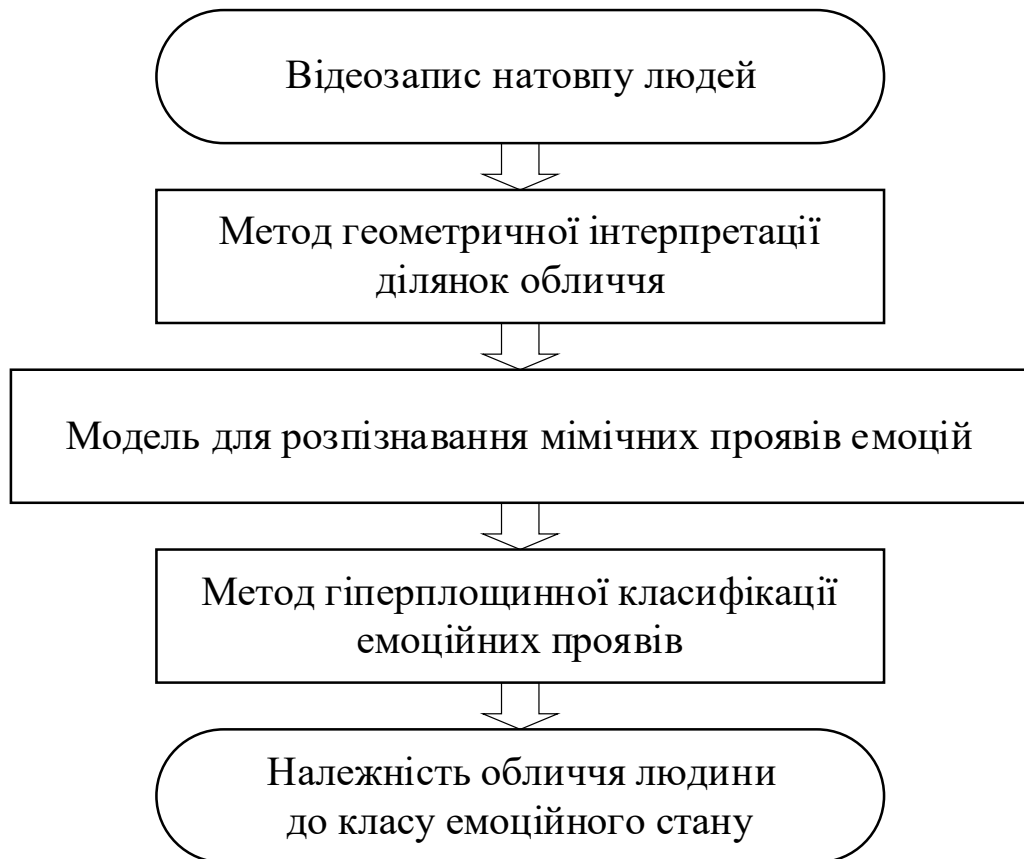


Рисунок 3.1 – Схема застосування моделі для розпізнавання, методу геометричної інтерпретації та методу гіперплощинної класифікації в інформаційній технології

Відповідно до рис. 3.1, досягнення мети ІТ відбувається через послідовне застосування методу геометричної інтерпретації та гіперплощинної класифікації. Водночас метод гіперплощинної класифікації використовується одноразово для обрахування вагових коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора W . Узагальнену схему застосування ІТ наведено на рис 3.2.

Вхідними даними ІТ є потокове відео з камери спостереження за локацією, що містить скупчення людей. Також, вхідними даними є попередньо навчені класифікатори для ідентифікації негативних емоційних станів, як от, Страх.

Далі, послідовно обробляються кадри відео потоку. Можливий розгляд не всієї послідовності кадрів, а через певні проміжки часу. На *кроці 1* генерується кадр із зображенням. На *кроці 2*, на кожному кадрі виділяються фрейми з обличчями O_i за відомим механізмом детектування обличчя (див. п. 1.4.4).

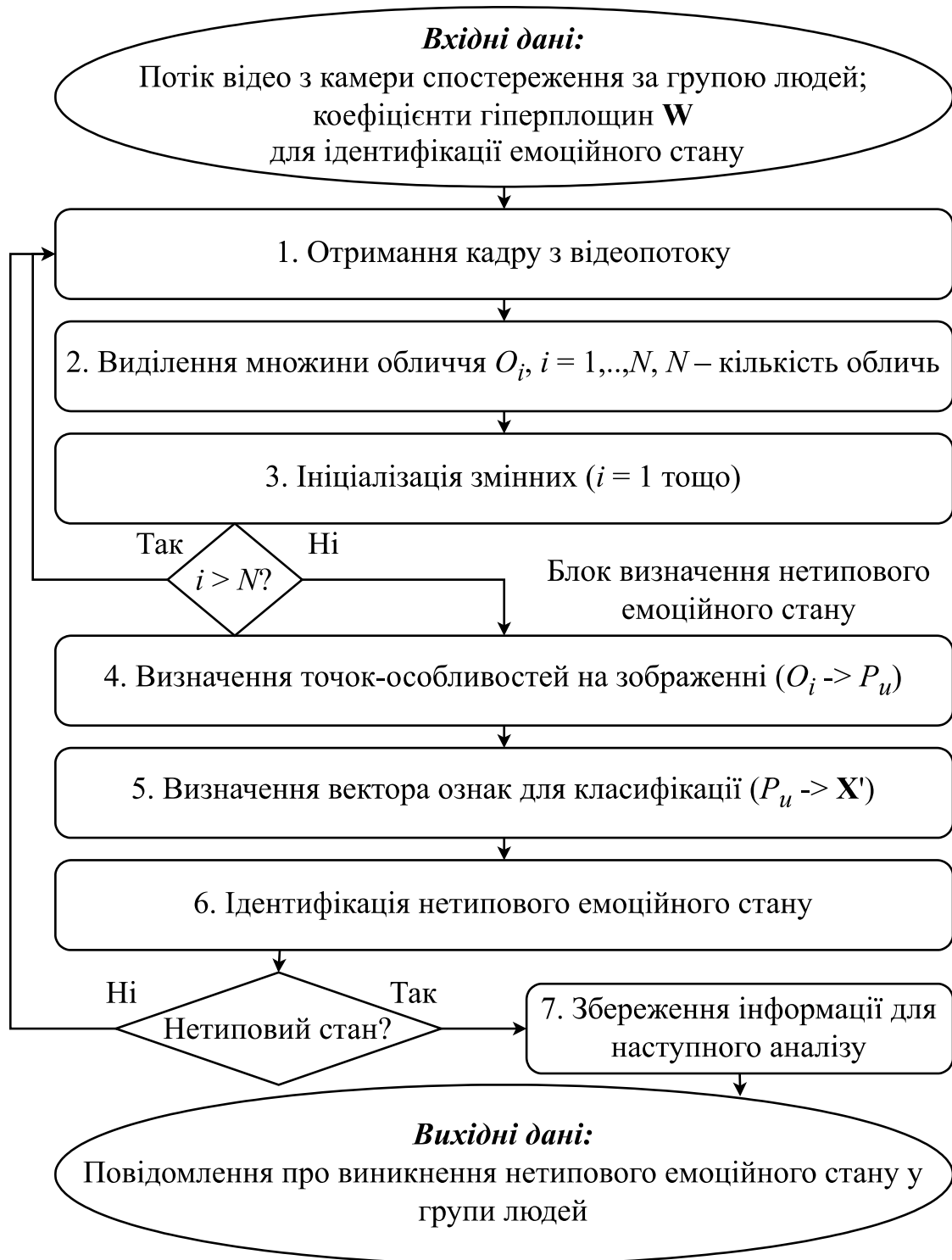


Рисунок 3.2 – Узагальнена схема використання розробленої інформаційної технології

В результаті *кроку 2* отримуємо множину обличч для аналізу. На *кроці 3* ініціалізуються змінні, які потрібні для подальших обрахунків.

Логічний блок ІТ призначений для визначення кількості фреймів з обличчями у кадрі. Якщо кількість фреймів становить 0, то відбувається перехід

до кроку 1 – отримуємо наступний кадр зображення; в іншому випадку – перехід до наступних кроків для визначення емоційного стану i -го обличчя (кроки 4-6).

На кроці 4 визначаються маркери-орієнтири на зображенні ($O_i \rightarrow P_u$). Для цього застосовується механізм визначення специфічних точок обличчя за допомогою відомих методів з бібліотек з відкритим кодом (див. п. 1.4.4). За цим механізмом обличчя описується точками кількістю 468, що є основою для обчислення значень кількісних характеристики за методом геометричної інтерпретації (див. п. 2.2).

На кроці 5, за допомогою запропонованого методу геометричної інтерпретації отримуємо вектор ознак для класифікації ($P_u \rightarrow \mathbf{X}'$). Елементами вектора ознак є кількісні характеристики семи ділянок обличчя. Далі відбувається нормалізація отриманого вектора для приведення значень ознак до діапазону $[0;1]$. Тобто дані, що сформовані нормалізованим вектором ознак обличчя $\mathbf{X}' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_7)$, подаються у вигляді моделі для розпізнавання мімічних проявів емоцій (див. п. 2.1). Результат цього відображення визначає нормалізований вектор ознак \mathbf{X}' , який разом із вектором вагових коефіцієнтів \mathbf{W} формують вхідні дані для наступного кроку ІТ.

Далі, на кроці 6, за допомогою запропонованого методу гіперплощинної класифікації (див. п. 2.3), проводиться ідентифікація емоційного стану. Результатом цього кроку є належність вхідних даних до одного з двох класів, $d(\mathbf{X}') \in \{-1, 1\}$, де -1 відповідає цільовому емоційному стану, наприклад, «Страх», а 1 – емоційному стану «не Страх» (всі інші емоції).

Результуючими даними ІТ є оцінка емоційного стану $d_j(\mathbf{X}'_j)$, $j = \overline{1, n}$, j -ої людини, обличчя якої виявлене на кадрі відеопотоку, що захоплює групу людей. У разі виявлення зміни емоційного стану на протилежний, як от, з стану «Нейтральний» на стан «Страх», формуються дані для наступного аналізу та видається відповідне повідомлення для служб які відповідають за правопорядок. Варто відмітити, що отримані за допомогою запропонованої ІТ результати є

прозорими та інтерпретованими, що відповідає критерію довіри до отриманих за їх допомогою рішень.

Отже, використання запропонованих вище моделі та методів для ідентифікації мімічних проявів емоцій в запропонованій ІТ дає змогу за вхідними даними у вигляді відео кадрів з обличчями групи людей отримувати результуючі дані у вигляді оцінок емоційного стану для ідентифікації різкої зміни емоційних станів у натовпі людей.

Як уже було сказано в п. 2.3, вагові коефіцієнти гіперплощинної класифікації W визначаються одноразово з подальшим використанням в ІТ. Тому в наступному підрозділі опишемо процес визначення вагових коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора.

Далі опишемо прикладну реалізацію запропонованої ІТ, а саме визначимо вимоги до вхідних даних, наведемо функціональне подання та опишемо сценарії використання ІТ.

3.2. Проектування інформаційної технології

У підрозділі визначено кінцевого користувача ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами та наведено основні ролі використання інформаційної системи (ІС) як прототипу запропонованої ІТ. Згідно з проведеним аналізом джерел (див. п. 1.1), користувачами ІС з відеоспостереженням, що відповідають вимогам безпеки, є працівники правоохоронних служб та приватних компаній, що надають послуги безпеки.

Перша вимога до архітектури ІС – надання послуг ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами з допомогою хмарного сервісу, тим самим мінімізуючи витрати кінцевого споживача. Подібна бізнес-модель має назву «програмне забезпечення як послуга» (з англ. Software as a Service, SaaS). Для кінцевого користувача ІС за типом SaaS подається у вигляді вебсайту, доступного з будь-якого інтернет браузера (в тому числі з браузерів мобільних пристроїв). На сьогодні значне поширення засобів виходу в інтернет дало змогу

безперешкодно використовувати продукти SaaS для розв'язання задач комп'ютерного зору в галузі безпеки.

Виявлені та розпізнані обличчя людей є чутливою інформацією з високим рівнем приватності. Тому такі дані мають бути захищеними. Крім того, ІС призначена для надання послуг з аналізу даних різним користувачам з приватними даними. Кожен користувач мусить мати можливість доналаштувати ІС, відповідно власних потреб. Тому визначено другу вимогу до ІС – потреба у забезпеченні автентифікації різних користувачів, для кожного з яких необхідно зберігати потрібні дані й надавати доступ до них. Водночас дані одного користувача мають бути недоступними для інших користувачів. Тому в ІС має бути передбачена процедура входу («логін»), яка вимагає введення секретного пароля («пароль»), що відомий лише єдиному користувачу.

З огляду на визначені вище вимоги до ІС, визначимо її функціональні можливості та основні сценарії застосування.

3.2.1 Функціональне подання інформаційної технології

Узагальнюючи процес використання ІТ, виділимо такі ролі її користувачів та їхні операції:

1) адміністратор:

- реєстрація в системі;
- автентифікація (вхід в систему);
- надання доступу до ІС користувачам з роллю «аналітик»;
- запуск відеопотоку;
- виконання ідентифікації емоційного стану людини за мімічними проявами;

- перегляд результатів ідентифікації;

2) аналітик:

- автентифікація (вхід в систему);
- запуск відеопотоку;

- виконання ідентифікації емоційного стану людини за мімічними проявами;
- перегляд результатів ідентифікації.

Визначені вище ролі користувачів та їхні операції щодо роботи з ІС подано нижче у вигляді діаграми варіантів використання на рис. 3.3.



Рисунок 3.3 – Діаграма варіантів використання інформаційної системи

З діаграми на рис. 3.3 бачимо, що перелік операцій користувача «аналітик» входить в множину операцій користувача «адміністратор».

У відповідь на дії користувачів із рис. 3.3 визначено функції запропонованої ІТ. Нижче на рис. 3.4 зображено функціональне подання запропонованих в ІТ моделі для розпізнавання мімічних проявів емоцій та методів застосування цієї моделі.

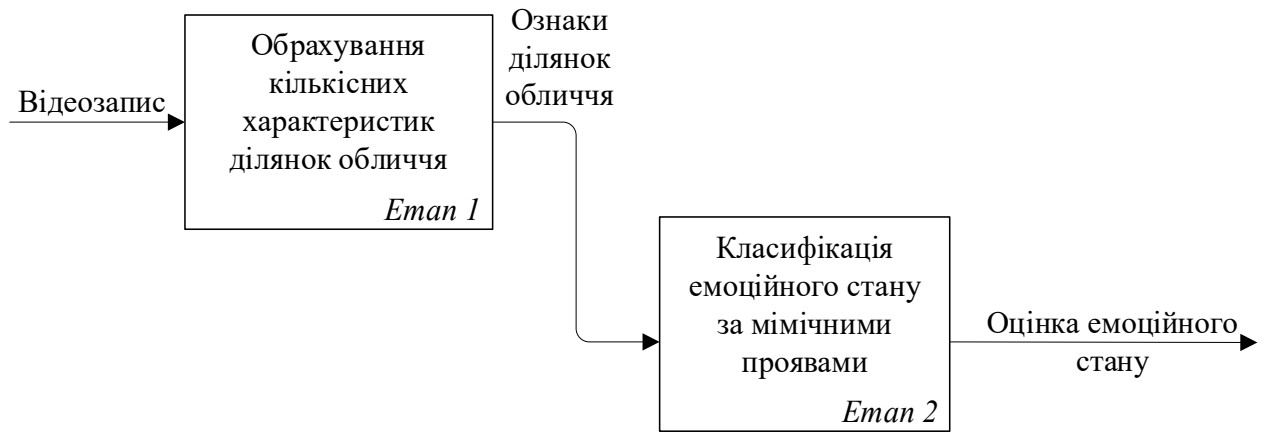


Рисунок 3.4 – Діаграма етапів виконання ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами

На основі поданих етапів розв’язання задачі ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами виділимо функціональні вимоги до ІС. Кожному етапу розв’язання розглядуваної задачі (рис. 3.4) відповідають кроки перетворення даних з узагальненої схеми ІТ (див. рис. 3.2). Наведені вище етапи ідентифікації змін емоційного стану відображають відокремлені компоненти ІС, що братимуть участь в обробленні даних. Схему розподілу функцій за компонентами ІС зображено на рис. 3.5.

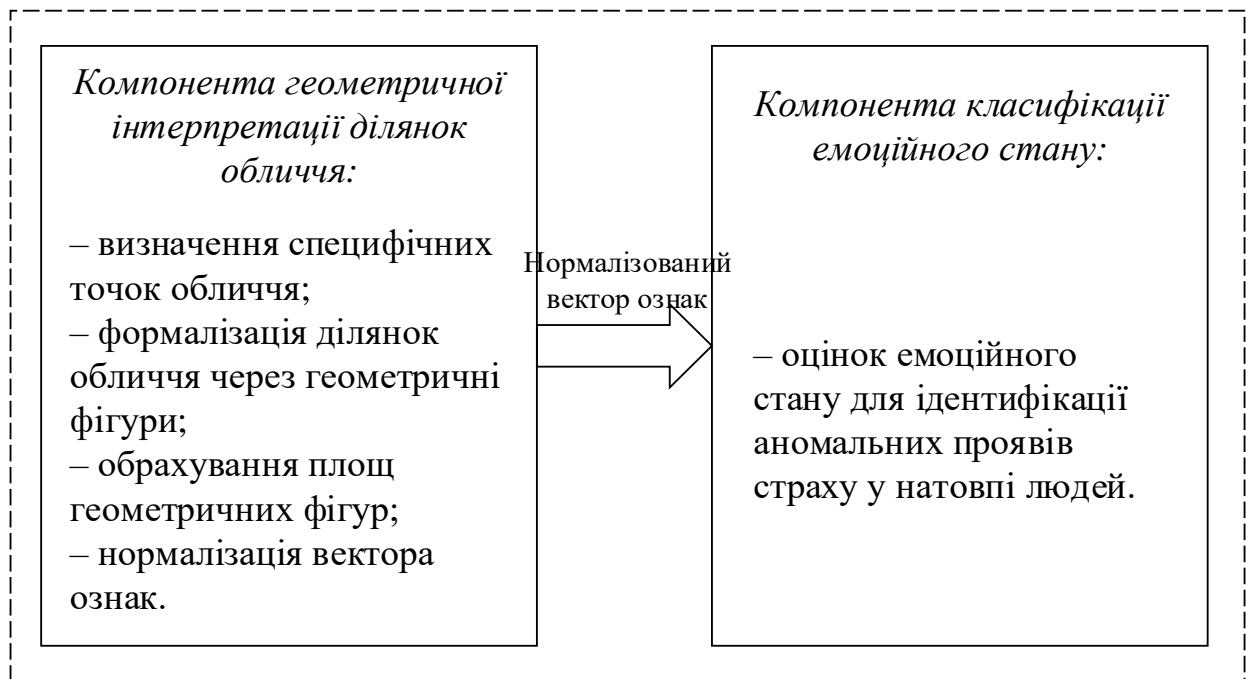


Рисунок 3.5 – Схема розподілу функцій користувача за компонентами ІС

Відповідно до схеми розподілу функцій за компонентами системи із рис. 3.5, виділено дві підсистеми розроблюваної ІС:

- 1) підсистема геометричної інтерпретації ділянок обличчя;
- 2) підсистема класифікації емоційного стану за мімічними проявами.

Розподіл функцій за двома підсистемами (компонентами) із рис. 3.5 визначає множину можливих дій користувача, які згруповано та подано у вигляді діаграми функцій на рис. 3.6.

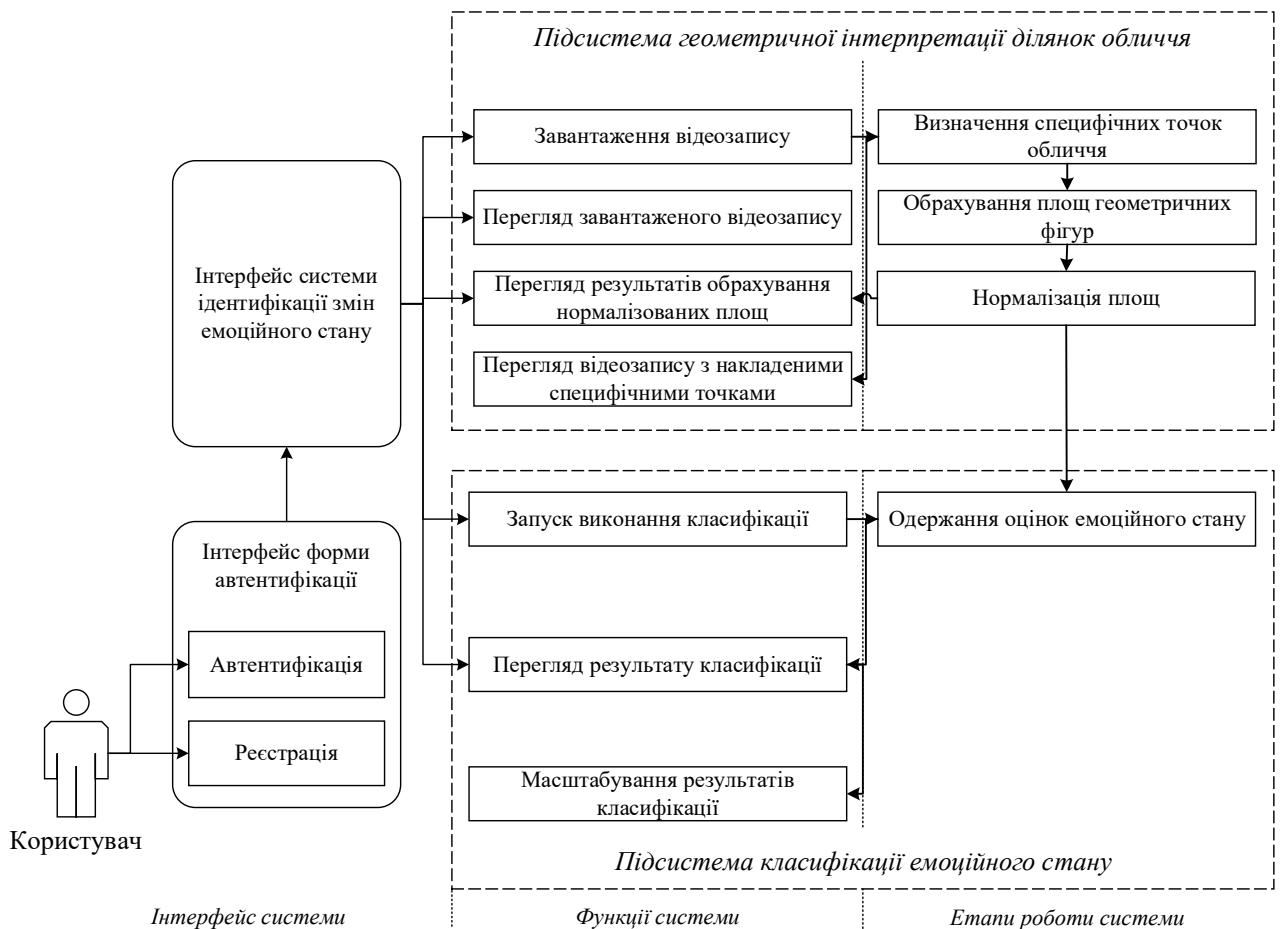


Рисунок 3.6 – Діаграма функцій користувача інформаційної системи ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами

Функції користувача згруповано у три категорії:

1) обов'язкові активні функції користувача, без яких робота системи є неможливою:

- реєстрація в системі;
- автентифікація (вхід в систему);

- запуск відеопотоку;
- запуск виконання класифікації;

2) необов'язкові активні функції користувача, які мають вплив на фінальний результат роботи ІС:

- масштабування результатів класифікації;

3) необов'язкові спостережні функції користувача, які не впливають на кінцевий результат роботи системи та призначені для огляду проміжних даних роботи системи:

- перегляд збереженого відеопотоку з визначеним інтервалом часу;
- перегляд результатів обрахування нормалізованих площ;
- перегляд збереженого відеопотоку з накладеними точками-особливостями на виявлених обличчях;
- перегляд результату класифікації.

Отже, обов'язковими функціями користувача ІС ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами є реєстрація, автентифікація, запуск протікання відеопотоку та запуск виконання класифікації. Наступні кроки, що призводять до одержання оцінки емоційного стану за відеопотоком, система здатна виконувати самостійно. Решта функцій користувача є необов'язковими (для покращення досвіду користувача) або спостережними (для відображення результуючих даних).

Далі наведемо основні сценарії використання запропонованої ІТ з огляду на визначені функції користувача.

3.2.2 Сценарії використання інформаційної технології

На основі визначених функцій користувача ІТ (див. рис. 3.6) виокремлено основні сценарії використання ІС за ІТ.

Далі варіанти використання ІС і подамо опис про користувачів ІС та їхні функції.

1. *Актори.*

– *Фізичний користувач* – це фізична особа, мімічні ознаки якої аналізуються, і яка попадає під кут охоплення камери відеоспостереження СВ. Його роль полягає в тому, щоб надати міміку свого обличчя несвідомо (наприклад, під час проходження через контрольний пункт).

– *Користувач системи* – людина або інша система, яка використовує інформацію, що отримується від ІС.

а) якщо Користувачем системи є людина, це може бути співробітник служби безпеки, який здійснює моніторинг певної території з використанням СВ.

б) якщо Користувачем системи є інша система, це може бути компонент безпеки, який запускає тривогу на основі виявлених емоцій або використовує інформацію, отриману від запропонованої ІТ, щоб інформувати користувачів про свою взаємодію з ними.

2. Функціональні можливості системи.

– *Захоплення обличчя.* Система фіксує обличчя людини за вбудованими механізмами запропонованої ІТ із використанням камери для фото- або відеоспостереження в режимі реального часу, або здійснює аналіз уже наявних фото- або відеоматеріалів.

– *Аналіз мімічних проявів.* Система використовує елементи запропонованої ІТ для аналізу захопленого обличчя та виділення ключових мімічних ознак. Ця функція включає реалізацію методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя.

– *Ідентифікація емоційного стану.* Система зіставляє ідентифіковане обличчя з виявленими мімічними проявами з однією з категорій емоційного стану за реалізованим методом гіперплощинної класифікації.

– *Забезпечення безпеки.* Система гарантує, що всі дані обробляються безпечно: відбувається шифрування даних, забезпечується їхнє надійне зберігання та передача лише через безпечні з'єднання. Водночас Користувач системи може спостерігати лише за заблюреними обличчями Фізичних користувачів.

3. Взаємодія.

– Фізичний користувач взаємодіє з ІС, надаючи їй обличчя, який вона може зафіксувати. Це може бути погляд у камеру, проходження через контрольно-пропускний пункт, або проходження через територію під відеонаглядом

– Користувач системи взаємодіє з ІС: здійснює запит на виконання дії «Ідентифікація емоційного стану» й дістає очікуваний результат у вигляді закріпленої мітки емоційного стану в поточний момент часу. Якщо Користувач системи – людина, то до такої дії належать перегляд результатів на екрані, отримання сповіщення та читання звіту. Якщо Користувачем системи є інша система, то результат запиту отримується за допомогою виклику API.

– Фізичний користувач та Користувач системи взаємодіють із функцією «Забезпечення безпеки». Фізичний користувач, який попадає в кадр СВ зацікавлений у тому, щоб його персональні дані оброблялися безпечно, а конфіденційність забезпечувалась належно, тоді як Користувач системи зацікавлений у тому, щоб система була надійною з достатнім рівнем довіри.

З огляду на вище вказане, подамо сценарії використання ІС за ІТ у вигляді діаграми прецедентів на рис. 3.7.

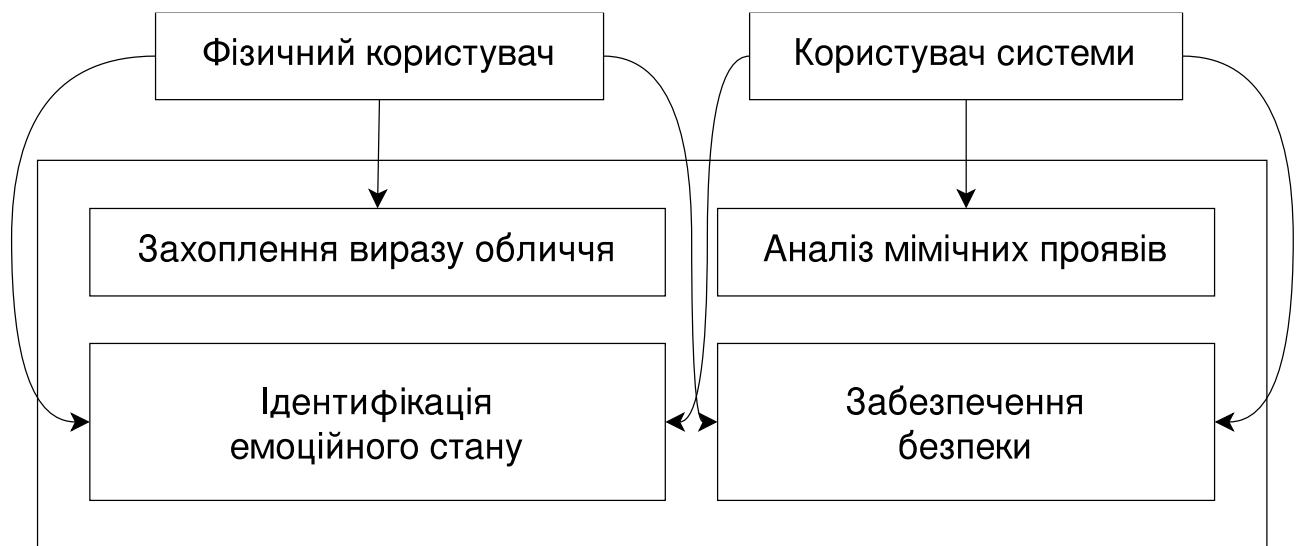


Рисунок 3.7 – Діаграма прецедентів ІС за ІТ

Отже, за сформованою діаграмою прецедентів на рис. 3.7 маємо:

– ІТ-система є основним компонентом.

– Актор «Фізичний користувач» взаємодіє з ІС, що надає обличчя для функції «Захоплення обличчя».

– Актор «Користувач системи» запитує послуги з ідентифікації емоцій через виклик функцій «Аналіз мімічних проявів» та «Ідентифікація емоційного стану» й дістає очікуваний результат у вигляді закріпленої мітки емоційного стану в поточний момент часу. Якщо Користувачем системи є людина, то набір цих функцій передбачає перегляд результатів на екрані, отримання сповіщення або читання звіту. Якщо Користувачем системи є інша система, це може включати отримання результатів за допомогою виклику API.

– Обидва актори «Фізичний користувач» і «Користувач системи» взаємодіють із функцією «Забезпечення безпеки».

Далі опишемо як різні частини ІС взаємодіють між собою з плином часу.

– *Захоплення обличчя.* ІС починає роботу із захоплення обличчя людини на відеокадрі. Ця процедура може виконуватися з відеопотоком у режимі реального часу за допомогою камери відеоспостереження або з попередньо записаним зображенням чи відео.

– *Аналіз мімічних проявів.* Після того, як зображення захоплено, ІС обробляє кожне обличчя за методом геометричної інтерпретації для формалізації мімічних проявів.

– *Ідентифікація емоційного стану.* Обчисливши значення кількісних характеристик, ІС співвідносить кожне обличчя з певним емоційним станом та категоризує це обличчя, відповідно до однієї з наперед визначених емоційних станів, за методом гіперплощинної класифікації.

– *Забезпечення безпеки.* Упродовж усього процесу роботи ІС гарантує, що всі дані обробляються безпечно. Для шифрування даних ІС використовує алгоритм шифрування AES, для передавання даних – безпечний протокол HTTPS.

– *Повернення результатів.* Нарешті, система повертає ідентифікований емоційний стан Користувачу системи. Повернення мітки емоційного стану для кожного обличчя відбувається в режимі реального часу. Крім того, результати

ідентифікації зберігаються в базі даних для подальшого оброблення та аналізу. ІС відображає результати Користувачу системи в інтерфейсі та, заразом, використовує API для повернення результатів в іншу систему.

Зобразимо функціональні можливості системи, що описані вище, у вигляді діаграми послідовностей на рис. 3.8, яка відображає послідовність таких ключових операцій в ІС.

Відповідно до рис. 3.8, маємо такі послідовність операцій:

- 1) Фізичний користувач надає обличчя СВ несвідомо.
- 2) ІС захоплює обличчя. Це може бути зроблено в режимі реального часу за допомогою камери відеофіксації, або ІС може проаналізувати попередньо записане зображення чи відео.
- 3) ІС обробляє кожне обличчя, а саме формалізує мимічні прояви за методом геометричної інтерпретації.



Рисунок 3.8 – Діаграма послідовностей основних операцій в ІС

4) ІС ідентифікує емоційний стан, зіставляючи виявлені мімічні ознаки кожного обличчя на зображенні з певним емоційним станом за методом гіперплощинної класифікації. Водночас ІС приписує кожному захопленому обличчю на зображенні та відповідній йому мітці емоційного стану унікальний ID та зберігає його в базі даних.

5) ІС забезпечує безпечне передавання даних впродовж усього процесу роботи ІС за протоколами шифрування.

6) ІС повертає ідентифікований емоційний стан Користувачу системи. Це може відбуватися в режимі реального часу, або ж результати можуть зберігатися для подальшого оброблення даних.

Виділимо основні компоненти майбутньої системи та подамо кожен із них у вигляді класу ІС.

1. *Camera*. Цей клас відображає камеру СВ, яка використовується для захоплення відеокадрів з обличчями. Його атрибути:

- **resolution** – роздільна здатність камери;
- **frame_rate** – частота кадрів відеопотоку;
- **location** – місце розташування камери.

2. *Image*. Цей клас відображає зображення (відеокадр), що захоплене камерою. Він може мати такі атрибути;

- **pixels** – розширення зображення;
- **time_stamp** – час, коли зображення було знято;
- **camera** – ID камери, якою було знято зображення.

3. *Video*. Цей клас відображає відео, що зняте відеокамерою СВ. Він має такі атрибути:

- **frames** – кількість відеокадрів;
- **duration** – тривалість протікання відео;
- **camera** – ID камери, якою було знято зображення.

4. *Face*. Цей клас відображає обличчя людини, захоплене на відеокадрі камери СВ. Він може мати такі атрибути, як

- **image** – зображення обличчя;

– **landmarks** – маркери-орієнтири обличчя, що обчислені за методом геометричної інтерпретації;

– **expressions** – результат обрахування формалізованих мімічних проявів за методом геометричної інтерпретації.

5. *Expression*. Цей клас відображає мімічні обличчя. Його атрибути:

– **type** – тип формалізованого виразу обличчя, тобто результат обрахування формалізованих мімічних проявів за методом геометричної інтерпретації;

– **intensity** – інтенсивність виразу на захопленому на зображенні обличчі;

– **duration** – тривалість демонстрування виразу.

6. *Model*. Цей клас реалізує запропоновані в роботі модель подання мімічних проявів емоційних станів людини, метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. Цей клас призначений для оброблення обличчя та здійснення ідентифікації емоційних станів. Він має наступні атрибути:

– **features** – кількість мімічних ознак, які обробляє модель на обличчі;

– **accuracy** – вихідна точність моделі в поточний момент оброблення зображення.

7. *Emotion*. Цей клас відображає емоційний стан такими атрибутами:

– **type** – ідентифікована категорія емоційного стану захопленого обличчя (наприклад, злість, страх, радість, нейтральний, сум);

– **intensity** – інтенсивність виразу на захопленому на зображенні обличчі;

– **duration** – тривалість демонстрування виразу.

8. *Security_Protocol*. Цей клас містить усі протоколи безпеки, що використовуються в ІС. Він може мати такі атрибути:

– **encryption_method** – метод, що використовується для шифрування даних;

– **authentication_method** – метод, що використовується для автентифікації користувачів;

– **compliance_standards** – перелік стандартів (критеріїв) безпеки, за якими ІС виконує процес ідентифікації змін емоційного стану в режимі реального часу.

9. *User*. Цей клас відображає Користувача системи з такими атрибутами:

- **username** – ім'я користувача;
- **password** – пароль користувача;
- **permissions** – права користувача.

10. *Alert*. Цей клас призначений для виведення попереджень, що згенеровані ІС. Він має атрибути:

- **type** – тип попередження;
- **message** – текстове повідомлення попередження;
- **time_stamp** – час, коли попередження було згенеровано.

З огляду на вище описане, подамо діаграму спроектованих класів на рис. Д.1 додатку Д.

Далі подамо поетапний процес розгортання ІС.

1. Компонент «*Камери*» є початком роботи ІС. Відеокамери захоплюють зображення людей, на яких компонент «*Камери*» виділяє обличчя людей у режимі реального часу. Якість і роздільна здатність цих камер мають ключове значення, оскільки вони безпосередньо впливають на точність виявлення мімічних ознак та ідентифікації емоційних станів. Відеокамери мають генерувати чіткі відеокадри за різних умов освітлення та під різними кутами.

2. Компонент «*Обчислювальний сервер*» для опрацювання відеокадрів – це обчислювальна система, яка оснащена необхідним апаратним забезпеченням. Сервер обробляє зображення, зняті камерами, ідентифікуючи та виділяючи на них обличчя.

3. Компонент «*Ідентифікація емоційних станів*» є ще одним важливим компонентом системи. Він аналізує мімічні ознаки кожного обличчя на зображеннях, щоб визначити зміни в емоційному стані людини. Програмне забезпечення використовує реалізацію запропонованих у роботі моделі та методів. Навчена модель подання мімічних проявів емоційних станів людини

повинна виявляти тонкі зміни в мімічних проявах та співвідносити їх із певними емоціями.

4. Компонент «База даних» – це вмістилище апаратного забезпечення, де зберігаються мітки ідентифікованих емоцій та всі інші проміжні дані. Залежно від вимог до ІС та обсягу даних, що обробляються, базою даних може бути локальний сервер або хмарна система зберігання даних. Система зберігання даних є масштабованою, щоб у разі наростання обсягів даних забезпечити швидкий доступ до збереженої інформації.

5. Компонент «Система безпеки» відповідає за захист даних, що зберігаються в системі. З огляду на персоналізований характер даних, надійні заходи безпеки є вкрай важливими. Заходи безпеки в ІС включають шифрування даних у стані спокою та під час передачі, механізми контролю доступу для обмеження доступу до даних, а також регулярний аудит безпеки для виявлення та усунення потенційних вразливостей.

Програмну взаємодію між компонентами для розгортання ІС, що описані вище, ілюстровано на рис. 3.9.

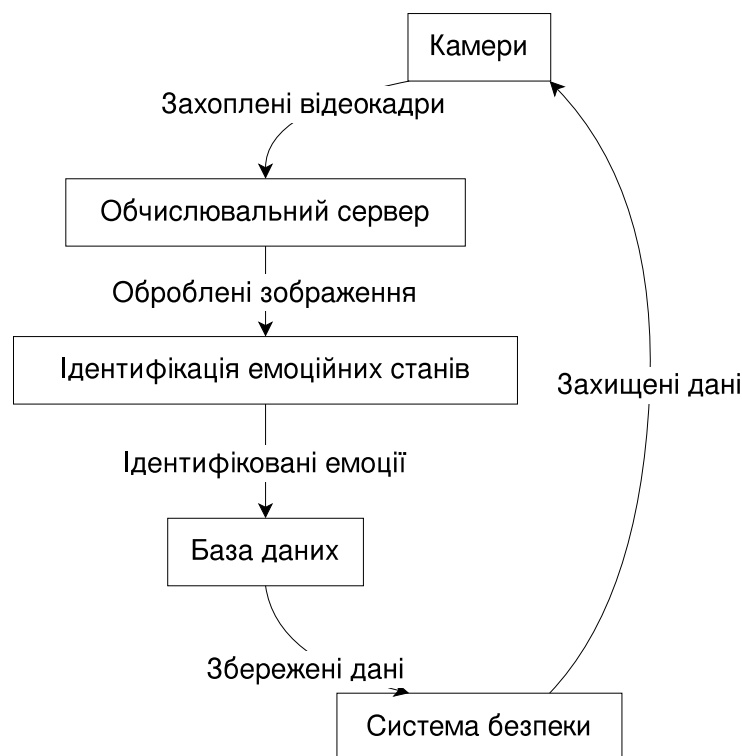


Рисунок 3.9 – Діаграма взаємодії компонентів розгортання ІС

Система працює в безперервному циклі: камери знімають зображення, сервери обробляють ці зображення для виявлення мімічних ознак та ідентифікації емоційних станів, а система безпеки захищає збережені дані. Це гарантує, що ІС може безперервно виявляти різкі зміни емоційних станів локальних груп людей у великих натовпах.

Відповідно до описаних вище сценаріїв використання ІС за ІТ, визначимо вимоги до реалізації ІТ та розроблення архітектури ІС за ІТ.

3.3. Розроблення архітектури прототипу інформаційної технології

На основі визначених функціональних вимог та описаних сценаріїв використання ІТ розробимо архітектуру ІС з огляду на її застосування та подальше масштабування. Далі для запропонованої ІС розглянемо структуру модулів, сценарії взаємодії компонент та опишемо засоби для її розроблення.

3.3.1 Модульна структура прототипу інформаційної технології

Розроблення архітектури ІС виконано за шаблоном архітектури з трьома рівнями. Схема архітектури, за якою виконано ІС, наведена на рис. 3.10.

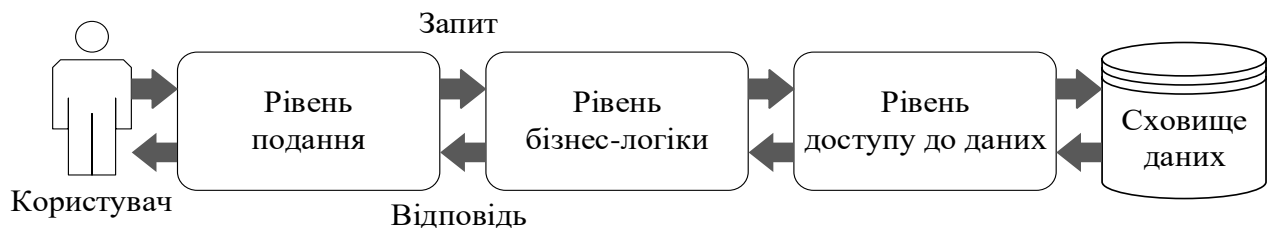


Рисунок 3.10 – Схема архітектури ІС з трьома рівнями

Відповідно до схеми з рис. 3.10, ІС розділяється на три впорядковані рівні, де кожен рівень взаємодіє лише з наступним рівнем завдяки застосуванню інтерфейсів рівнів. Іншими словами лише один спеціально призначений компонент може взаємодіяти з компонентом нижчого рівня.

Розроблена ІТ використовується в ІС зі внутрішньою структурою «Користувач» → «Робоче середовище системи» → «Мережа» → «Сервер бази даних» → «База даних». Структура ІС відображається у модульну архітектуру, що зображена на рис. 3.11.



Рисунок 3.11 – Схема інтегрування запропонованої ІТ в ІС

Розроблена ІС складається із таких модулів:

1) *модуль завантаження даних*: призначений для завантаження та відкриття збережено відеопотоку з натовпом людей;

2) *модуль одержання кількісних характеристик ділянок обличчя*: призначений для обрахування нормалізованих ознак мімічних проявів ділянок обличчя;

3) *модуль класифікації емоційного стану*: отримує на вхід вектор нормалізованих ознак мімічних проявів ділянок обличчя та на основі гіперплощинної класифікації з використанням вагових коефіцієнтів гіперплощини повертає оцінку належності обличчя людини до одного з трьох класів;

4) *модуль взаємодії з користувачем*: реагує на дії користувача та координує роботу інших модулів відповідно до цих дій;

5) *модуль збереження даних*: призначений для перетворення даних з внутрішнього формату до обраного зовнішнього формату та зберігання результатуючих даних на зовнішньому сховищі.

Нижче на рис. 3.12 подамо діаграми модуля «Взаємодія користувача із інтерфейсом ІС».

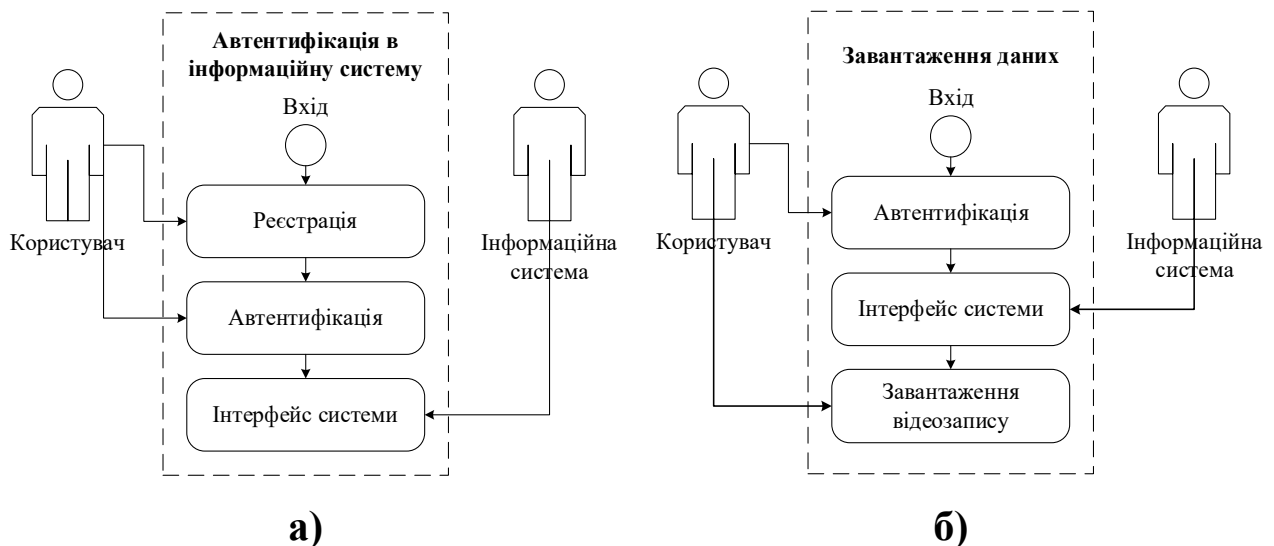


Рисунок 3.12 – Діаграми модулів а) «Автентифікація в інформаційну систему», б) «Завантаження даних»

Далі відобразимо у вигляді діаграм модулі, які реалізують метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та метод гіперплощинної

класифікації для ідентифікації змін емоційних станів за мімічними проявами (рис. 3.13).

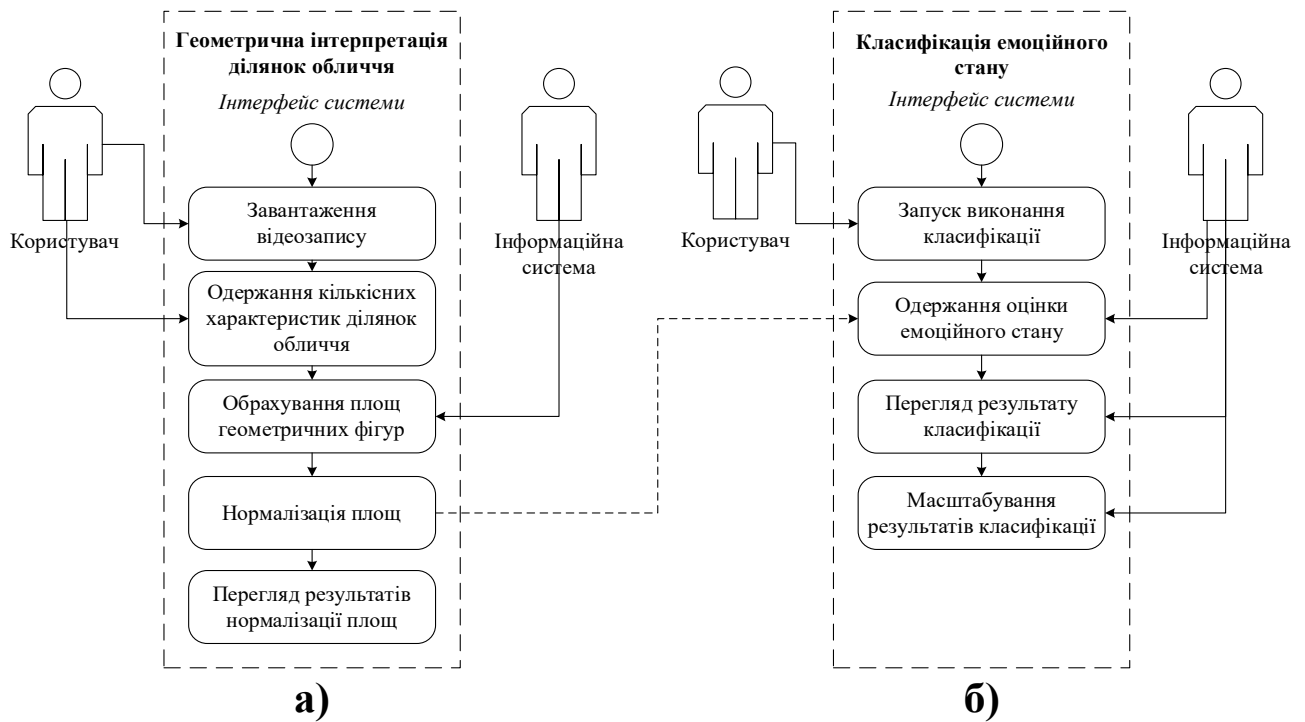


Рисунок 3.13 – Діаграми модулів, що реалізують а) «Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя», б) «Метод гіперплощинної класифікації емоційного стану»

Схему взаємодії користувача з модулями обчислювальної схеми ІС подано на рис. 3.14.

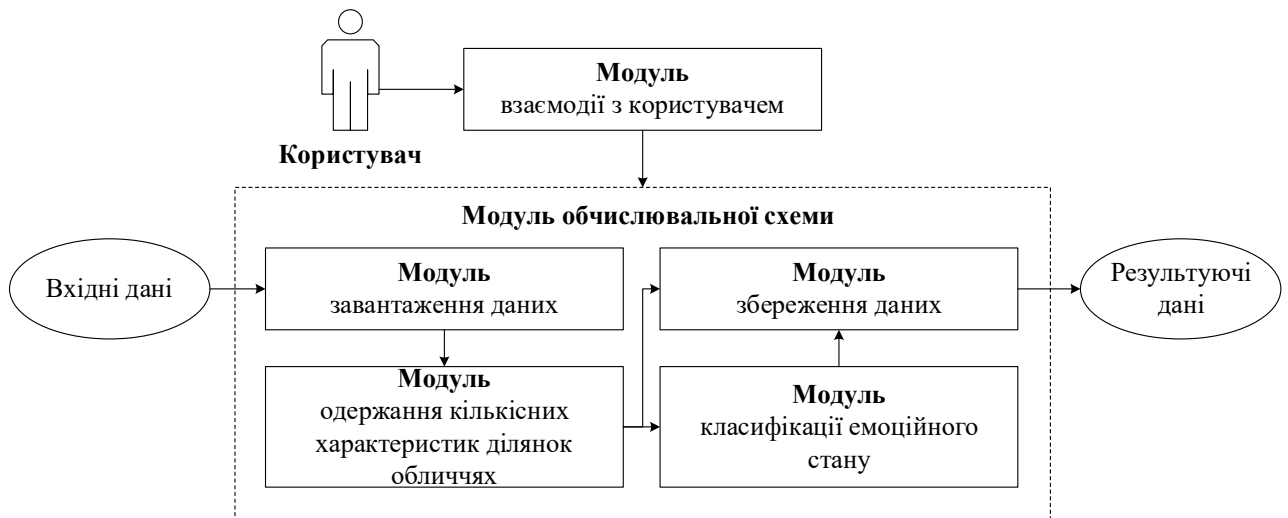


Рисунок 3.14 – Схеми взаємодії користувача із модулями обчислювальної схеми ІС

Модуль одержання кількісних характеристик та модуль класифікації емоційного стану мають підтримувати можливість побудови багатоетапних обчислювальних схем. Тому взаємодію з користувачем реалізовано в окремому модулі взаємодії з користувачем за шаблоном «керівник-виконавці». Модуль взаємодії з користувачем організовує взаємодію між усіма іншими модулями та налаштовує зв'язки між ними у відповідь на дії користувача. Після запуску користувачем отриманої схеми, модуль взаємодії з користувачем керує процесом виконання всіх модулів через отримання та відправлення повідомлень від/до модулів обчислювальної схеми.

3.3.2 Вибір засобів розроблення програмного забезпечення

У даному пункті розділу 3 наведено характеристику інструментарію та засобів розроблення програмного забезпечення, як от, систем керування базами даних (СКБД), мов програмування, бібліотек програмних компонентів тощо, які були залучені в процесі розроблення запропонованої ІТ та реалізації ІС на її основі.

Ключовим елементом ІС є база даних, відповідальна за зберігання інформації, обробка якої становить основу функціонування системи. ІТ, що визначає зміну емоційного стану за мімічними реакціями, містить дві незалежні бази даних: реляційну СКБД для зберігання відеокадрів та відеозаписів, та реляційну СКБД для збереження конфіденційних даних користувача. Станом на весну 2023 року провідну позицію поміж безоплатних реляційних СКБД займає PostgreSQL. Відтак ця система була вибрана для реалізації ІС.

Основні критерії вибору інструментів для створення ІС включають: 1) безоплатність використання, що є критично важливим аспектом з огляду на зменшення витрат, 2) поширеність та наявність документації, які сприяють спрощенню впровадження, 3) ефективність розв'язання поставлених задач, до якої належать як обчислювальна швидкість, так і простота написання програмного коду.

Як основну мову програмування було обрано JavaScript через наявність великої кількості бібліотек, які надають прості та ефективні API вебзастосунків. Модулі оброблення відеоданих та статистичних даних реалізовані на основі платформи OpenCV.

Для розроблення серверної частини ІС обрано програмне середовище Express.js, що ґрунтується на платформі Node.js. Клієнтська частина ІС реалізована за допомогою мови програмування JavaScript, з використанням програмного середовища React.js. Бібліотека програмно-візуальних компонентів Bootstrap була залучена для створення інтерфейсу користувача.

Прототип програмного забезпечення призначений для інтеграції в Hikvision iVMS-4200 V3.9+ та ґрунтується на наборах для розробки програмного забезпечення (web development kit), надані компанією Hikvision. Лістинг програмного коду прототипу наведено в додатку Е.

3.4. Висновки до третього розділу

У розділі розроблено ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Розроблена ІТ призначена для ідентифікації різких проявів емоційного станів у натовпі за відеопотоком з камер відео спостереження, що інтегрується в безпекові системи. Використання ІТ полягає в автоматизованому перетворенні вхідної інформації, що подана у вигляді зображення обличчя людини на кадрах відеопотоку, у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з різким проявом певного емоційного стану.

Також у розділі розглянуті особливості проєктування ІС за наведеною ІТ: 1) проєктування ІТ як ІС, 2) функціональне подання ІТ, 3) сценарії використання ІТ та 4) архітектура ІТ.

Основні результати розділу опубліковані у працях [28, 31, 32].

РОЗДІЛ 4. ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ТЕСТУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ЗМІН ЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ

У розділі наведено результати валідації запропонованих моделі, методів та ІТ для ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами на зображеннях, отриманих із камер відеоспостереження.

Виконано порівняння якісних ознак моделі із системою класифікації FACS. За статистичним оцінюванням щодо ідентифікації змін емоційного стану людини за її мімічними проявами визначено здатність запропонованої ІТ розв'язувати поставлену задачу.

Експериментальне тестування ІТ та її складових виконано за двома еталонними наборами даних. Для забезпечення чистоти експерименту з еталонних наборів даних виділено малі збалансовані набори. Оцінювання ефективності ІТ проведено за статистичними показниками точності (Accuracy, 1.6), влучності (Precision, 1.7), повноти (Recall, 1.8), F-міри (F-Score, 1.9), помилки I роду (FPR, 1.10) та помилки II роду (FNR, 1.11).

У розділі наведено опис запропонованого підходу до валідації наведених у попередніх розділах моделі та методів, зокрема: 1) розглянуто еталонні набори даних, за якими проводились експерименти, 2) проведено порівняння якісних ознак за запропонованою моделлю з активними одиницями AUs системи FACS, 3) наведено результати валідації запропонованої в роботі моделі, 4) наведено приклад отримання вектора ознак за запропонованим методом геометричної інтерпретації, 5) отримано коефіцієнти гіперплощини для методу гіперплощинної класифікації, на основі яких доведено її спроможність до стійкого розділення векторного простору ознак на класи з різними емоційними станами та 6) наведено результати експериментальних тестувань та проведено порівняльний аналіз із сучасними підходами.

Насамкінець, розділ містить аналіз особливостей та обмежень застосування запропонованої ІТ до розв'язування задачі в практичних умовах, а також шляхи та перспективи їхнього усунення.

4.1. Опис експериментальної установки

4.1.1 Особливості експериментального тестування запропонованої ІТ

Здатність запропонованих моделі, методів та ІТ розв'язувати поставлену в дисертаційній роботі задачу перевірено та доведено в результаті проведених експериментальних тестувань. На рис. 4.1 зображено схему, за якою проводилися експериментальні дослідження.

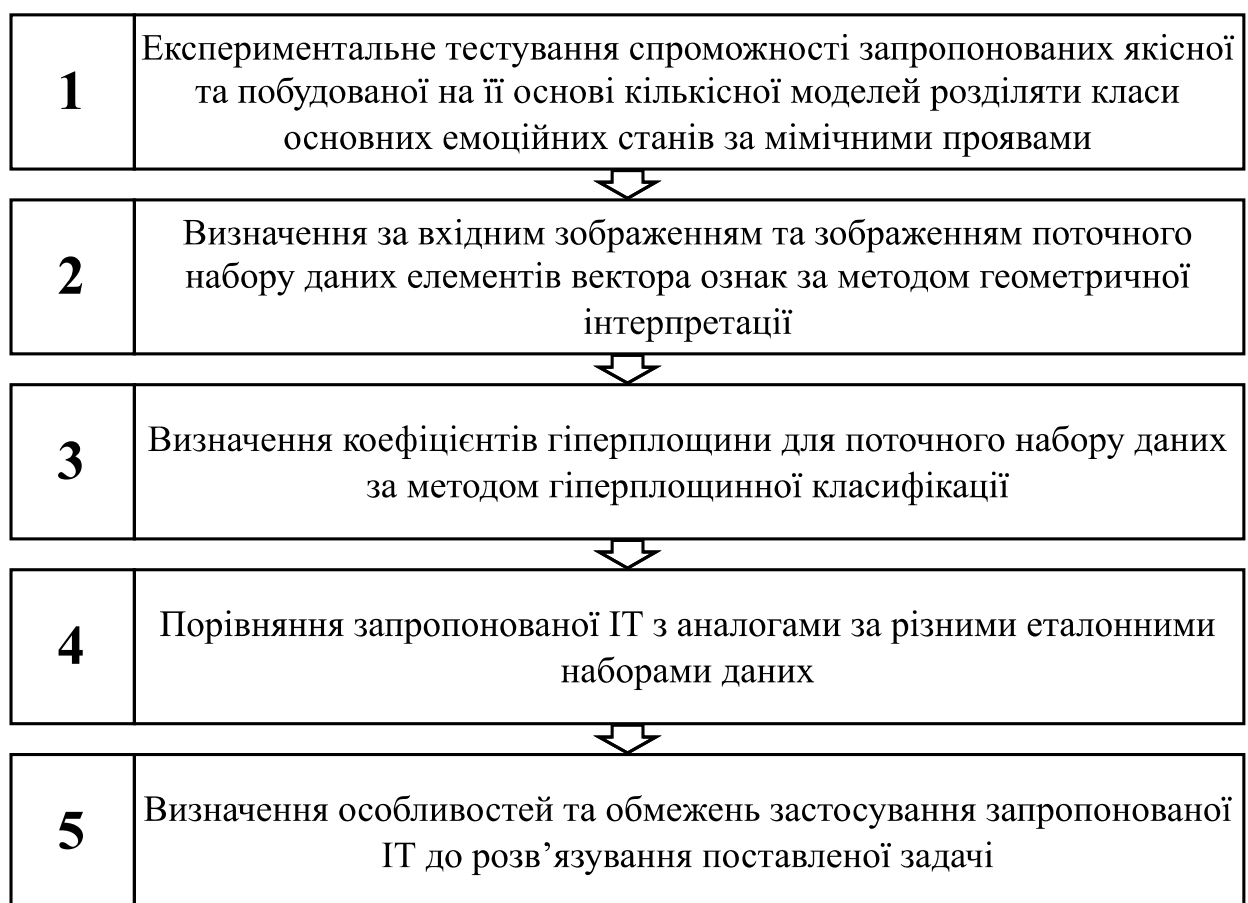


Рисунок 4.1 – Схема експериментальних тестувань запропонованих у роботі моделі, методів та ІТ

На рис. 4.1 подано основні блоки проведеного експериментального тестування. За *Блоком 1* продемонстровано, що запропонована якісна модель (табл. 2.1) та побудована на її основі кількісна модель (табл. 2.4-2.5), є спроможними відображати зображення обличчя у векторний простір ознак з

прийнятною роздільністю за класами основних емоцій. Також за цим блоком порівняно запропоновану якісну модель з системою класифікації виразів людського обличчя FACS.

За *Блоком 2* показано спроможність запропонованого методу геометричної інтерпретації відображати зображення обличчя у вигляді відповідного вектора ознак за побудованою моделлю.

За *Блоком 3* було визначено коефіцієнти гiперплощини для поточного набору даних за методом гiперплощинної класифікації та підтверджено роздільність класів емоційних станів з прийнятним рівнем класифікації.

За *Блоком 4* проведено порівняння запропонованої ІТ з аналогами за різними еталонними наборами даних. Порівняння включало статистичний аналіз запропонованої ІТ та аналогів за показниками класифікації (1.6-1.9). В рамках цього блоку було визначено результативність кожного з підходів за різними статистичними показниками та різними емоційними станами.

За *Блоком 5* визначено особливості та обмеження застосування запропонованої ІТ до розв'язування поставленої у роботі задачі, вказано її критичність та запропоновано шляхи їх подолання.

4.1.2 Опис еталонних наборів даних

Еталонний набір даних «Facial Expression Recognition» (FER+) є розширенням оригінального набору даних FER2013 (див. п. 1.3.3). Цей набір розроблений для побудови та тестування моделей розпізнавання емоцій на обличчі. Повний набір даних FER+ містить понад 35 000 зображень у відтінках сірого, кожне з яких має розмір 48×48 пікселів, і відображає результати масштабного дослідження людських емоцій. FER+ відрізняється від FER2013 підвищеною надійністю анотацій із кількома незалежними мітками для кожного зображення, що дало змогу ефективно зменшити шум анотацій.

У цьому дослідженні, для тестування запропонованої ІТ було скомпоновано малий набір FER+small з п'ятьма базовими емоційними станами

людини: Злість, Страх, Радість, Нейтральний стан та Сум. Загальна кількість зображень у FER+small становить 6 236. Кожна категорія емоцій у виділеному наборі даних має різну кількість зразків, що відображає реальні випадки виразу обличчя. У табл. 4.1 наведено коротку характеристику п'яти категорій емоцій у FER+small.

Таблиця 4.1

Коротка характеристика п'яти категорій емоційних станів у складеному FER+small

Емоційний стан	Кількість зображень	Характеристика
Злість	958	Злість зазвичай характеризується насупленими бровами, стиснутими губами і загальним напруженням м'язів обличчя.
Страх	1 024	Вираз стан Страх включає розширені очі і злегка відкритий рот, часто в поєднанні з піднятими бровами.
Радість	1 774	Радість легко розпізнати за наявністю посмішки (випнуті губи) і зморшок під назвою "гусячі лапки" навколо очей.
Нейтральний	1 233	Нейтральні обличчя відносно пласкі, без особливих перебільшених рис. Такі вирази важче розпізнати через їхню витонченість.
Сум	1 247	Сумний вираз обличчя зазвичай включає опущені губи, опущені повіки, а іноді й сльози.

Еталонний набір даних FER+small містить орієнтовано 10% від загального набору даних FER+ із розподіленими зразками рандомним чином для забезпечення точного подання емоцій. Показники FER+small подано у табл. 4.2

Технічна характеристика складеного FER+small

Технічна характеристика	FER+small
Кількість зображень	6 236
Розширення зображень	48×48
Формат зображень	Відтінки сірого
Кількість категорій	П'ять (Злість, Страх, Радість, Нейтральний стан та Сум)
Стратегія анотування	Кілька незалежних міток для кожного зображення
Компонування набору даних	Випадковим чином, стратифіковано

Еталонний набір даних «*Amsterdam Dynamic Facial Expression Set*» (ADFES) – це комплексний еталонний набір даних, що містить зображення та відео обличчя, які демонструють різні емоційні стани. ADFES доступний для академічних цілей, і доступ до нього отримано через запит до Амстердамського міждисциплінарного центру емоцій (див. п. 1.3.3).

Еталонний набір ADFES виділяється поміж інших увагою до динамічної міміки. Він містить послідовності зображень, отримані із відеофіксації моделей, які показують зміну виразу обличчя від нейтрального стану до пікового емоційного стану. Цей набір включає 2 764 відео з 22 моделями (12 чоловіків і 10 жінок), які виражають емоції, причому кожна модель знята з п'яти різних ракурсів, щоб забезпечити всебічне та детальне відображення виразу обличчя.

У цьому дослідженні, для тестування запропонованої ІТ з оригінального ADFES було виділено зображення високого розширення 720×576 та скомпоновано в малий набір ADFES_small з п'ятьма базовими емоційними станами людини: Злість, Страх, Радість, Нейтральний стан та Сум. Загальна кількість зображень у ADFES-small становить 110; усі зображення, що входять до ADFES-small, є відмінними від тих, які використовувалися для визначення вагових коефіцієнтів для гіперплощинного класифікатора (див. п. 2.3). Кожна категорія емоцій у виділеному наборі даних має однакову кількість зразків – 110.

У табл. 4.3 наведено коротку характеристику п'яти категорій емоцій у ADFES-small.

Таблиця 4.3

Коротка характеристика п'яти категорій емоційних станів у складеному ADFES-small

Емоційний стан	Кількість зображень	Характеристика
Злість	22	Злість переважно характеризується насупленими бровами, звуженими очима і стиснутими губами.
Страх	22	Страх зазвичай відображається із широко розплющеними очима, піднятими бровами та відкритим ротом.
Радість	22	Радість розпізнається за наявністю широкої усмішки, запалих щік і зморшок навколо очей.
Нейтральний	22	Нейтральний вираз обличчя плаский, позбавлений виразних емоційних ознак.
Сум	22	Сум зазвичай подано опущеними губами, злегка опущеними повіками й загальним пригніченим виглядом.

Еталонний набір даних ADFES-small містить зображення з емоційними станами, що розподілені рандомно та стратифіковано для забезпечення точного подання емоцій. Показники ADFES-small подано в табл. 4.4.

Таблиця 4.4

Технічна характеристика складеного ADFES-small

Технічна характеристика	ADFES-small
Кількість зображень	110
Розширення зображень	720×576
Формат зразків	Відео та фото
Ракурси камери	5 (0°, 45°, 90°, -45°, -90°)
Формат зображень	RGB
Кількість категорій	П'ять (Злість, Страх, Радість, Нейтральний стан та Сум)
Компонування набору даних	Випадковим чином, стратифіковано

Отже, сформовані у цьому дослідженні підвибірки еталонних наборів даних FER+small та ADFES-small є достатньо комплексними та прийнятними для проведення експериментальних тестувань над запропонованою ІТ та аналогами.

4.2. Порівняння якісних ознак запропонованої моделі з системою класифікації виразів людського обличчя FACS та її валідація

Далі проведемо порівняння запропонованої моделі (2.1) з якісною характеристикою ознак ділянок обличчя (табл. 2.4-2.5) та системи класифікації виразів обличчя людини FACS (див. п. 1.2).

Система FACS налічує 100 активних одиниць AUs та характеризує ступінь вираженості зміни стану м'язів 5-ма рівнями: А – мінімальний, В – незначний, С – явний, D – сильний або екстремальний, Е – максимальний. У запропонованій моделі зміна емоційного стану визначається за наперед заданим стандартом, що відрізняється від підходу з активними одиницями AUs у роботі Екмана. Тобто для різних емоцій визначено одні й ті ж ознаки, але з різними мімічними проявами.

Проведемо якісне порівняння запропонованої моделі мімічних проявів емоційних станів (див. п. 2.1) за якісною характеристикою ознак ділянок обличчя (табл. 2.4-2.5) та системи класифікації виразів обличчя людини FACS. Для порівняння було взято такі емоції: Злість, Страх, Радість, Нейтральний стан та Сум.

1. Мімічний прояв емоційного стану «Злість» за FACS визначено так:

- опущені брови (AU4);
- припідняті верхні повіки (AU5);
- припідняті нижні повіки (AU7);
- зжаті губи (AU23).

В запропонованій авторами моделі «Злість» характеризують:

а) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^3 : \{\text{очі, брови, губи}\}$ (табл. 2.2):

- примружені очі (опущена верхня повіка і припіднята нижня повіка);

- брови опущені;
- зжаті губи;

б) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7$: {рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішні, кутики брів внутрішні} (табл. 2.3):

- рот закритий;
- кутики губ припідняті;
- очі примружені;
- брови (перенісся) зведені;
- брови опущені;
- кутики брів зовнішні опущені;
- кутики брів внутрішні опущені.

2. Мімічний прояв емоції «Страх» за FACS визначено:

- внутрішні частини брів підняті (AU1);
- зовнішні частини брів підняті (AU2);
- опущені брови (AU4);
- припідняті верхні повіки (AU5);
- припідняті нижні повіки (AU7);
- губи натягнуті (AU20);
- опущена щелепа (AU26).

Запропонована модель визначає «Страх» як:

а) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^3$: {очі, брови, губи} (табл. 2.2):

- опущені верхні повіки та припідняті нижні повіки;
- підняті брови;
- нормальний стан губ;

б) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7$: {рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішні, кутики брів внутрішні} (табл. 2.3):

- рот привідкритий;
- кутики губ опущені;
- очі широко розкриті;

- брови (перенісся) зведені;
- брови опущені;
- кутики брів зовнішні опущені;
- кутики брів внутрішні опущені.

3. Мімічний прояв емоції «Радість» за FACS визначено так:

- щоки підняті (AU6);
- розтягнуті кутику губ (AU12).

Запропонована модель визначає «Радість» подано так:

а) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^3 : \{\text{очі, брови, губи}\}$ (табл. 2.2):

- опущені верхні повіки та припідняті нижні повіки;
- брови у нормальному стані;
- розтягнуті губи;

б) за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7 : \{\text{рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішні, кутики брів внутрішні}\}$ (табл. 2.3):

- рот привідкритий або відкритий;
- кутики губ підняті;
- очі примружені або розкриті;
- брови (перенісся) нормальні;
- брови припідняті ввєрх або нормальні;
- кутики брів зовнішні припідняті ввєрх або нормальні;
- кутики брів внутрішні припідняті ввєрх або нормальні.

4. Мімічний прояв емоції «Нейтральний стан» за FACS визначено так:

- щоки підняті (R12A);
- розтягнуті кутики губ (R14A).

Запропонована модель визначає «Нейтральний стан» за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7 : \{\text{рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішні, кутики брів внутрішні}\}$ (табл. 2.3) так:

- рот закритий;
- кутики губ опущені;

- очі примружені або розкриті;
- брови (перенісся) нормальні;
- брови нормальні;
- кутики брів зовнішні нормальні;
- кутики брів внутрішні нормальні.

5. Мімічний прояв емоції «Сум» за FACS визначено так:

- внутрішні частини брів підняті (AU1);
- опущені брови (AU4);
- опущені кутики губ (AU15).

В запропонованій моделі «Сум» визначається за ознаками $\mathbf{X} = (x_i)_{i=1}^7$: {рот, кутики губ, очі, брови (перенісся), брови, кутики брів зовнішні, кутики брів внутрішні} (табл. 2.3) у такий спосіб:

- рот закритий;
- кутики губ опущені;
- очі примружені;
- брови (перенісся) зведені до перенісся або нормальні;
- брови опущені або нормальні;
- кутики брів зовнішні опущені або нормальні;
- кутики брів внутрішні опущені або нормальні.

З проведеного якісного аналізу отримали, що в запропонованій моделі не відслідковується опущення щелепи, натомість FACS розглядає послідовність різних мімічних проявів. Іноді ці прояви протилежні, що говорить про надлишковість ознак та призводить до проявів неоднозначності. Як у випадку стану «Страх» (підняття брів, а потім їхнє опускання). З іншої сторони, запропонована модель відслідковує один шаблон мімічних проявів (сім якісних характеристик ділянок обличчя), що найбільш характерно дає змогу розділити емоційні стани.

Порівняльний аналіз системи FACS та запропонованої моделі на основі визначення та вибору впливових ознак дає можливість реалізувати ідентифікацію змін емоційного стану мімічних проявів без зниження якісних

результативних показників. Використання моделі дає змогу визначати сукупність необхідних емоційних станів та сформувати необхідну множину характерних ознак, які створюють емоційний прояв та характеризуються належними параметрами роздільності емоцій за мімічними проявами. Водночас уніфікація кількості структурних якісних ознак мімічних забезпечила виділення значущих ознак, які в сукупності створюють умови хорошого розділення цих груп і, отже, розділення емоційних станів.

За зображеннями відповідних емоцій із наведеного набору даних сформовані ознаки x_1 , x_2 , x_3 , за відповідними проміжками. Генеровані вхідні данні візуалізовано у двовірному просторі з використанням багатовимірного шкалювання MDS (рис. 4.2).

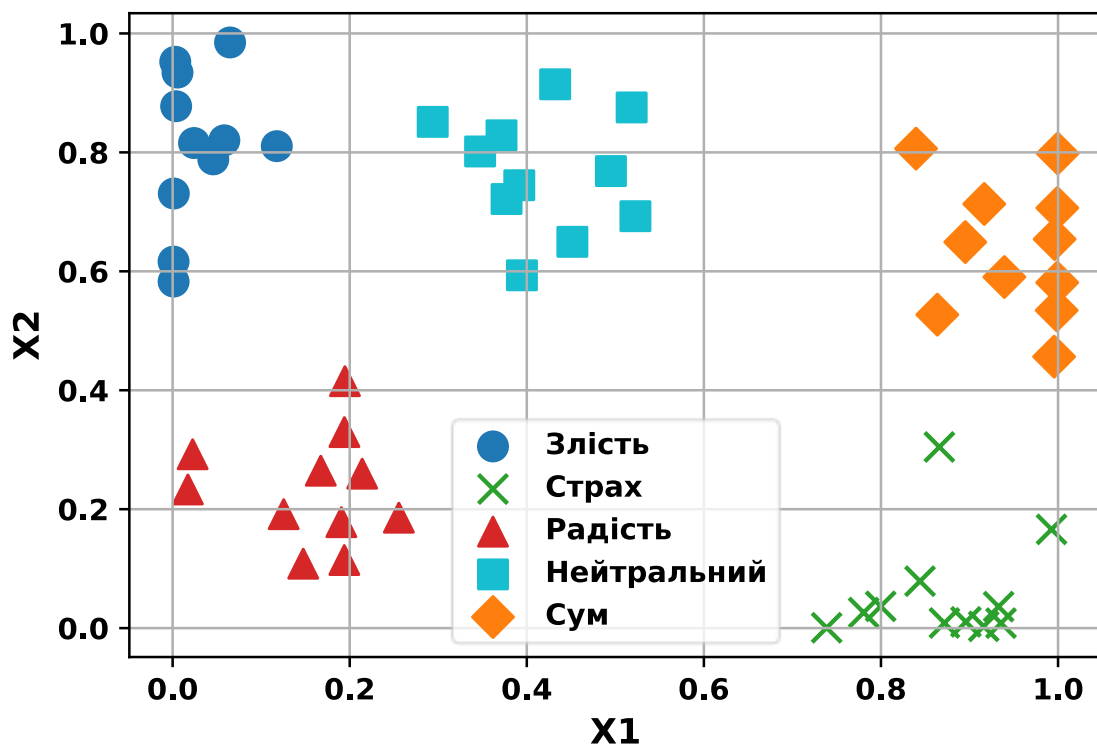


Рисунок 4.2 – Візуалізація емоційних станів «Злість», «Страх», «Радість», «Нейтральний» та «Сум» в результаті застосування MDS

Як видно з рис. 4.2, синтезовані данні згруповані за емоціями, що підтверджує спроможність запропонованої моделі використовуватись для класифікації емоційних станів.

Далі, за кроками запропонованого методу гіперплощинної класифікації (з використанням візуальної аналітики та принципу «людина-у-петлі») вказані кусочно-лінійні роздільники для класів, що відповідають емоційним станам (рис. 4.3) та отримано параметри гіперплощин.

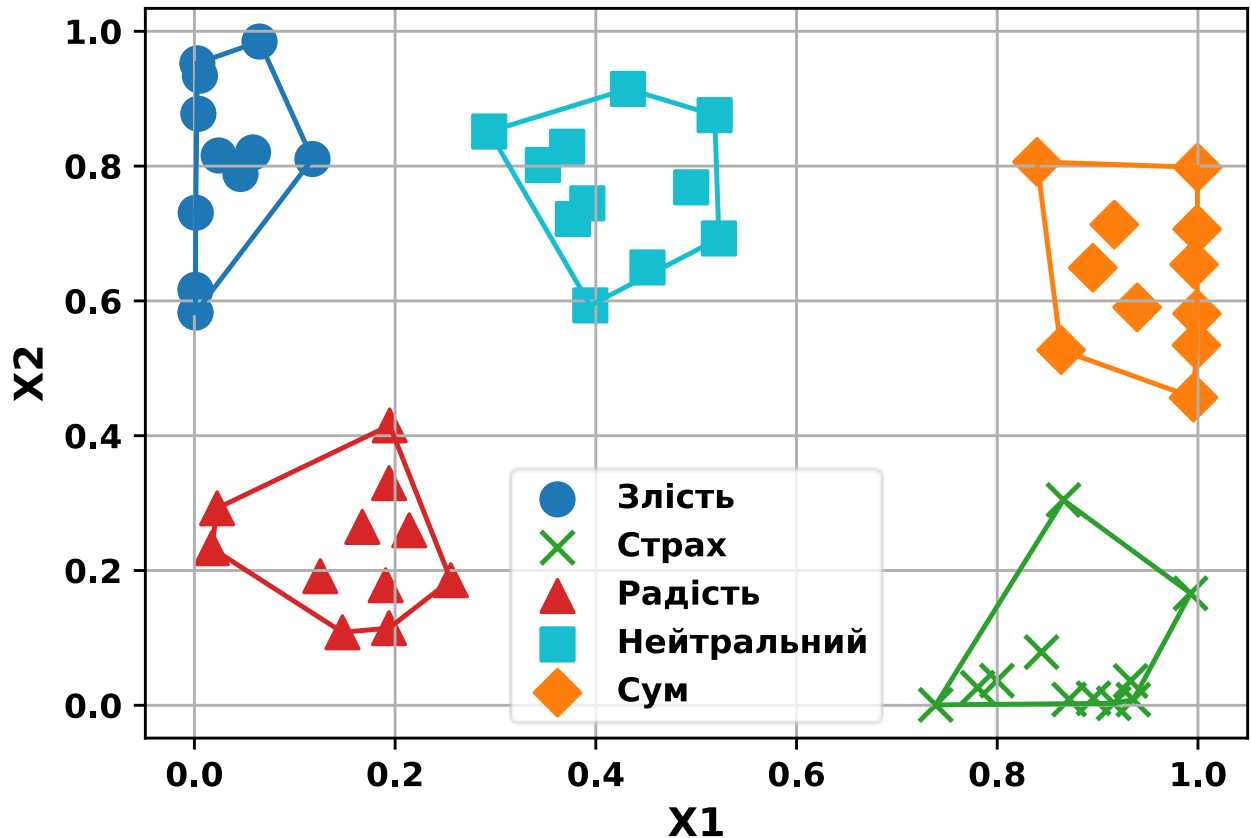


























Рисунок 4.3 – Візуалізація класів емоційних станів «Злість», «Страх», «Радість», «Нейтральний» та «Сум» та кусово-лінійні роздільники цих класів

Як можна бачити на рис. 4.3, класи емоцій «Злість» та «Сум» можна візуально розділити на 2 групи кожний. Для емоції «Сум» це пояснюється тим, що у частини респондентів на фото повіки примружені ($x_1 \in [0, 0.2]$), а у іншої частини повіки у нормальному стані, $x_1 \in [0.4, 0.6]$ (табл. 4.5).

Для емоції «Злість», у частини респондентів на фото повіки примружені $x_1 \in [0, 0.2]$, а у іншої частини – розширені, $x_1 \in [0.8, 1]$ (табл. 4.5).

Значення ознак для емоцій «Сум» та «Злість»

Сум				Злість			
	Очі	Брови	Губи		Очі	Брови	Губи
	0.2	0.1	0.5		0.8	0.1	0.1
	0.5	0.2	0.5		0.9	0	0.2
	0.2	0	0.5		0.9	0	0
	0.2	0.1	0.5		0.9	0	0.1
	0.5	0.2	0.5		0.2	0	0.1
	0.5	0.1	0.5		0.2	0	0.2
	0.5	0.2	0.5		0.1	0	0.1
	0.1	0	0.5		0.2	0	0
	0.2	0.1	0.5		0.1	0	0.2
	0.5	0.2	0.5		0.1	0	0.1
	0.5	0.2	0.5		0	0	0.1
	0.2	0.1	0.5		0.8	0.1	0.1

З наведеного вище випливає, що запропоновані у моделі основні якісні ознаки обличчя (очі, губи, брови) – x_1 , x_2 , x_3 (табл. 2.1 та табл. 2.4-2.5) досить успішно справляються з задачею класифікації мімічних станів за основними емоційними станами.

4.3. Валідація методів запропонованої ІТ

Далі наведено приклад отримання вектора ознак за методом геометричної інтерпретації та отримання коефіцієнтів гіперплощини за методом гіперплощинної класифікації.

4.3.1 Отримання вектора ознак за методом геометричної інтерпретації

Для визначення значень вектора ознак у запропонованій ІТ використано навчальну вибірку еталонного набору даних ADFES (див. п. 1.3.3), отриманого Амстердамським міждисциплінарним центром емоцій Університету Амстердаму. Набір даних ADFES містить відеозаписи обличь 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 навчальної вибірки ADFES застосовано метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя (див. п. 2.2). Вхідними даними методу слугують 110 зображень людських обличь набору даних ADFES, класифікованими за 5 емоціями.

Для обрахунку елементів вектора ознак попередньо потрібно знайти на зображенні обличчя необхідні для роботи методу точки-особливості:

- дві точки над верхньою губою;
- точка посередині нижньої губи;
- точки кінчика носа та кутиків губ;
- точки кутиків очей та середин нижньої та верхньої повік;
- точки внутрішніх кінчиків брів та середини перенісся;
- точки середини брів та кінчика носа;
- точки зовнішніх кінчиків брів та середини нижньої повіки;
- точки середини брів та нижніх повік.

Координати точок-особливостей на зображенні обличчя обчислено з використанням запропонованої ІТ на основі методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя (див. п. 2.2). Відображення мимічних проявів емоційних станів через кількісні характеристики за запропонованою ІТ на основі методу інтерпретації ділянок обличчя наведено у табл. 4.6.

Таблиця 4.6

Подання мимічних проявів емоційних станів через кількісні характеристики за запропонованою ІТ на основі методу інтерпретації

Ознака	Поєднання точок-особливостей	Тип характеристики	Характеристика
x_1	$\Delta P_{17} P_{37} P_{267}$	Трикутник, що описує рот	α_1
x_2	$\overline{P_1 P_{61}}$ та $\overline{P_{61} P_{291}}$	Відношення відрізків до кутиків губ	α_2
x_3	$\overline{P_{27} P_{145}}$ та $\overline{P_{33} P_{133}}$	Чотирикутник, що описує ліве око	α_3
x_4	$\overline{P_9 P_{168}}$ та $\overline{P_{107} P_{336}}$	Чотирикутник, що описує перенісся	α_4
x_5	$\Delta P_1 P_{105} P_{334}$	Трикутник, що описує верхню частину обличчя до брів	α_5
x_6	$\overline{P_{63} P_{145}}$	Відрізок до зовнішнього кутика брів	α_6
x_7	$P_{66} P_{145}$	Відрізок до внутрішнього кутика брів	α_7

Візуальним результатом такого обчислення є координатна сітка XY 468 точок-особливостей, що накладені на обличчя (рис. 4.4).

Нижче за методом геометричної інтерпретації здійснено обчислення значень кількісних характеристик $\{\alpha\}_{i=1}^7$ за формулами (2.2-2.6). Крім того, визначено мінімальні та максимальні значення характеристик поміж усіх 110 зображень навчальної вибірки еталонного набору даних ADFES. Результати цих обчислень для обличч, що зображені на рис. 4.4, наведено в табл. 4.7.

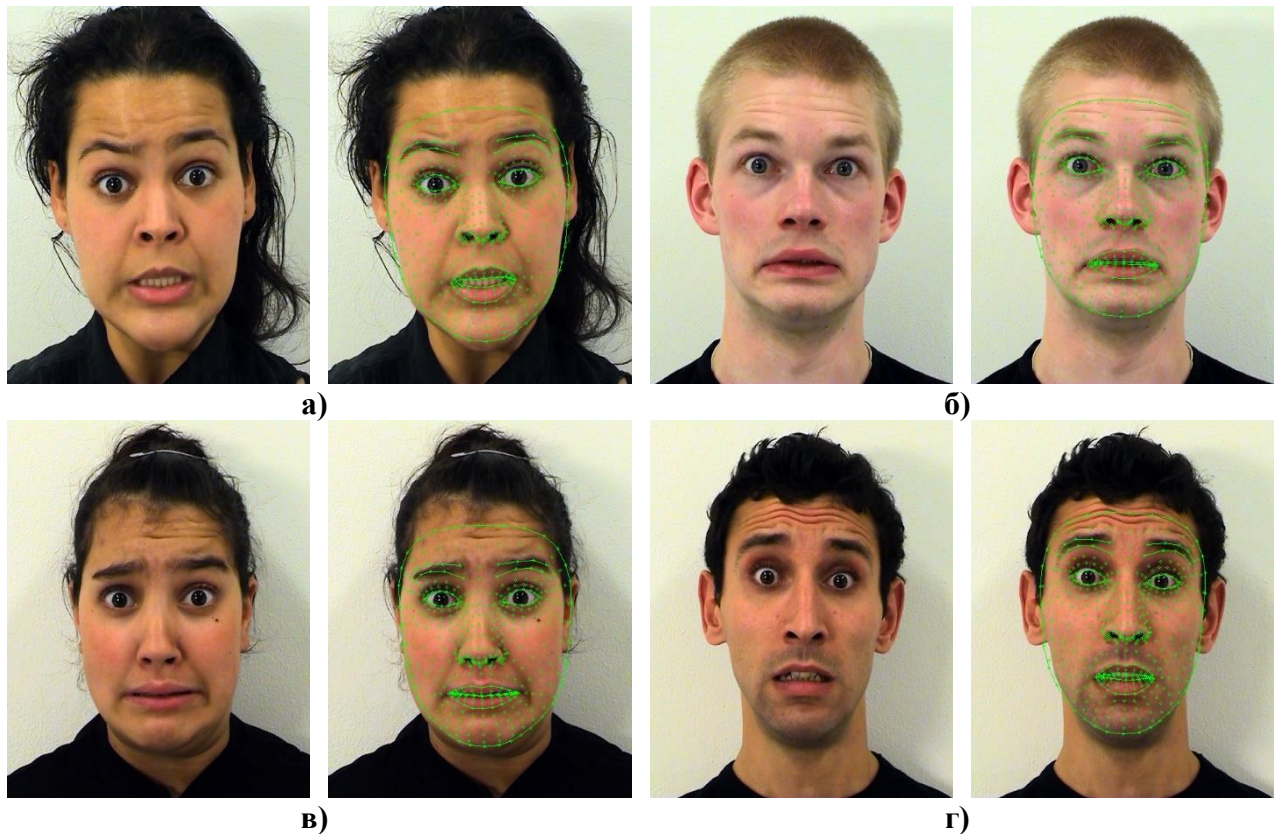


Рисунок 4.4 – Приклад визначення точок-особливостей на обличчі різних моделей з кодовою назвою: а) F09fear, б) M03fear, в) F10fear та г) M10fear

Таблиця 4.7

Подання мимічних проявів емоційних станів через характеристики $\{\alpha\}_{i=1}^7$ для розглядуваних зображень

Характеристики	F09fear	M03fear	F10fear	M10fear	$\alpha_{i_{\min}},$ $i = \overline{1,7}$	$\alpha_{i_{\max}},$ $i = \overline{1,7}$
α_1	0,00395	0,00029	0,00111	0,00217	0,01701	0,00004
α_2	0,00294	0,00190	0,00248	0,00234	0,00504	0,00106
α_3	0,00161	0,00085	0,00013	0,00073	0,00835	0,00001
α_4	0,00987	0,00814	0,00800	0,00823	0,01015	0,00469
α_5	0,14079	0,11993	0,11986	0,12639	0,14079	0,08129
α_6	0,14791	0,12797	0,12995	0,13153	0,14791	0,09699
α_7	0,13097	0,11078	0,11262	0,12031	0,13097	0,06756

Далі за формулою (2.7) обчислені нормалізовані значення $x'_i \in \mathbf{X}'$, $x'_i \in [0;1]$, $i = \overline{1,7}$ зі значень табл. 4.7 для кожної i -ої ознаки. Обчислені значення вектор ознак $x'_i \in \mathbf{X}'$ наведено в табл. 4.8.

Таблиця 4.8

Нормалізовані значення вектор ознак \mathbf{X}' для розглядуваних зображень

Елементи вектора ознак \mathbf{X}'	F09fear	M03fear	F10fear	M10fear
x'_1	0,23031	0,06312	0,01447	0,12537
x'_2	0,47201	0,35636	0,21244	0,32238
x'_3	0,19227	0,01464	0,10112	0,08611
x'_4	0,94953	0,60610	0,63273	0,64816
x'_5	1	0,64827	0,64947	0,75797
x'_6	1	0,64727	0,60855	0,67836
x'_7	1	0,71067	0,68159	0,83192

Сформований у такий спосіб вектор ознак \mathbf{X}' (наприклад, значення в табл. 4.8) йде на вхід методу гіперплощинної класифікації для визначення класу емоційного стану.

В результаті застосування методу геометричної інтерпретації отримано багатовимірний вектор (матриця) нормалізованих 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. Результати обчислення значень нормалізованого вектора \mathbf{X}' для усіх зображень навчальної вибірки еталонного набору даних ADFES подано у табл. Є.1-Є.10 додатку Є.

4.3.2 Отримання коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора

Підготовку вагових коефіцієнтів гіперплощинного класифікатора проведено за запропонованим методом гіперплощинної класифікації емоційного

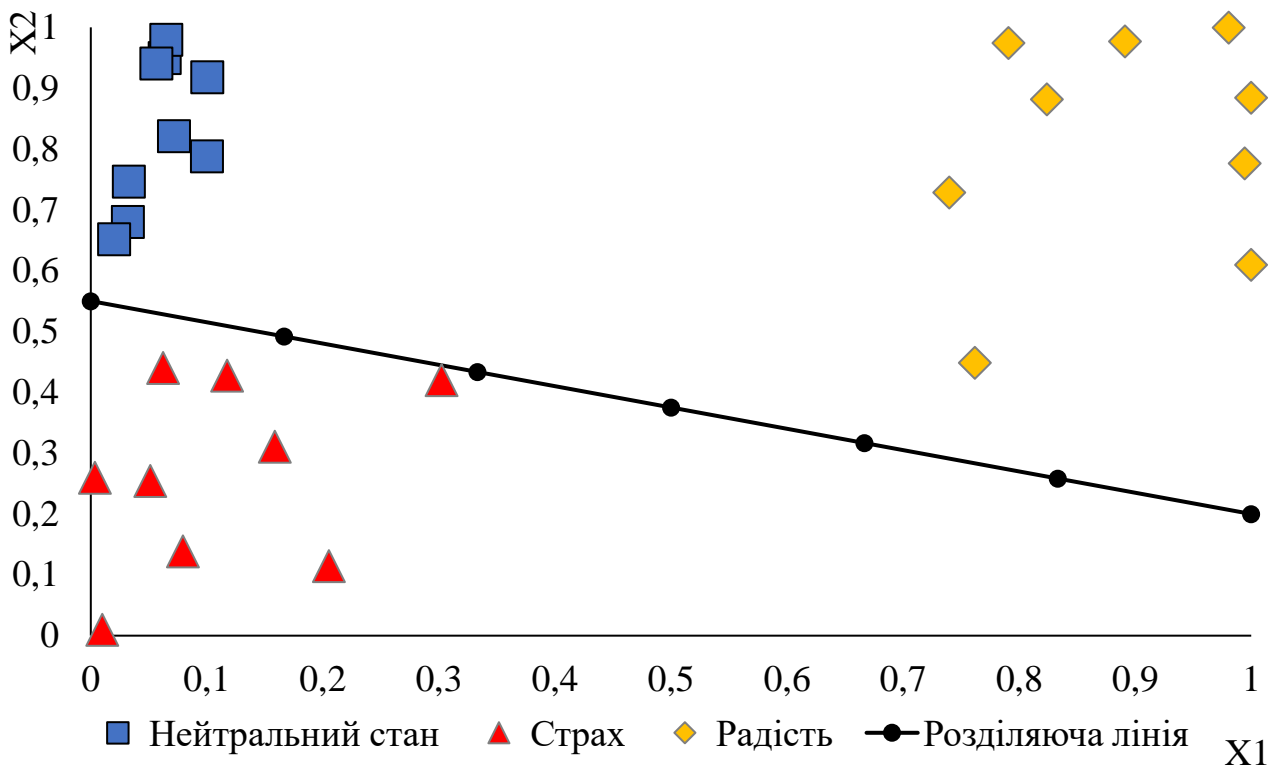
стану за мімічними проявами (див. п. 2.3). Вхідними даними методу є матриця нормалізованих значень $\mathbf{X}' = (x'_{ijk})$, $i = \overline{1,7}$, $j = \overline{1,110}$, $k = \overline{1,5}$.

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

В процесі аналізу результатів методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя виявлено, що між змінами емоційного стану «Злість», «Нейтральний» та «Сум» є значне перетинання у просторі \mathbb{R}^2 . Таке перетинання може бути зумовлене низькою роздільною здатністю зображень ADFES або недосконалістю інструмента накладання специфічних точок-особливостей. Втім мета дисертаційної роботи зумовлює ідентифікацію емоційного стану «Страх» поміж усіх інших емоційних станів за мімічними проявами. Тому для ефективного пошуку значень вагових коефіцієнтів \mathbf{W} навчальний набір ADFES з 110 людських обличь зведено до піднабору з 27 обличь, тобто залишено 9 моделей, кожна з яких зображає 3 емоції: «Страх», «Радість» та «Нейтральний стан». Тут прийнято, що емоція «Нейтральний стан» включає емоційні стани «Злість» та «Сум».

В результаті розв'язку оптимізаційної задачі виконано відображення матриці $\mathbf{X}' = (x'_{ijk}) \in \mathbb{R}^7$, $i = \overline{1,7}$, $j = \overline{1,110}$, $k = \overline{1,5}$ у матрицю $\mathbf{X}^* = (x^*_{ijk}) \in \mathbb{R}^2$, $i = \overline{1,2}$, $j = \overline{1,27}$, $k = \overline{1,3}$. Результати відображення $\mathbb{R}^7 \rightarrow \mathbb{R}^2$ візуалізовано на рис. 4.5.

З рис. 4.5 бачимо, що синтезовані значення матриці $\mathbf{X}^* = (x^*_{ijk}) \in \mathbb{R}^2$, отримані за методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя, виявились згрупованими за різними емоційними станами. Такий результат підтверджує спроможність запропонованої моделі (2.1) використовуватись для класифікації емоційних станів. За допомогою звичайної розділяючої лінії виконано мануальне розділення на класи «Страх» та «Все інше».

Рисунок 4.5 – Результат візуалізації вхідних даних у простір \mathbb{R}^2

Наступним етапом методу є обернене відображення $\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^7$. Для цього розв'язано оптимізаційну задачу за еволюційним алгоритмом. Тут знайдено матрицю $\mathbf{X}^{*L} = (x_{*L}^{*L}_{i}) \in \mathbb{R}^7$, $i = \overline{1,7}$, для однієї розділяючої лінії, побудованої за 7-ома точками. Як наслідок, розділяюча лінія $L^2 \in \mathbb{R}^2$ відображається в гіперплощину $L^7 \in \mathbb{R}^7$ з координатами \mathbf{X}^{*L} (табл. 4.9).

Таблиця 4.9

Координати розділяючої гіперплощини в просторі \mathbb{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 табл. 4.9 використано для побудови системи рівнянь вигляду (2.8). Побудовану систему розкладено за першим рядком за формулою (2.10), відповідно до Блоку 5 методу гіперплощинної класифікації (див. п. 3.1).

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

$$\mathbf{W} = (0,005292 \quad 0,002342 \quad 0,026911 \quad 0,004783 \\ -0,00685 \quad -0,00971 \quad -0,03693 \quad 0,032351). \quad (4.1)$$

За визначеними ваговими коефіцієнтами (4.1) побудовано лінійний класифікатор за формулою (2.11):

$$d(\mathbf{X}') = 0,005292x'_1 + 0,002342x'_2 + 0,026911x'_3 + 0,004783x'_4 - \\ -0,00685x'_5 - 0,00971x'_6 - 0,03693x'_7 + 0,032351. \quad (4.2)$$

Лінійний класифікатор (4.2) використано в ІТ (див. п. 3.1) для класифікації емоційних проявів, і як наслідок, ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

4.4. Порівняння запропонованої ІТ з сучасними аналогами за статистичними показниками

Нижче наведемо опис моделей МН та ГН, які використовувались під час експериментального тестування для порівняння із запропонованою ІТ.

1. Модель_1: EmoFan [16] – це модель, запропонована в науковій роботі. Вона класифікує 20 різних емоційних категорій, використовуючи комбінацію ЗНМ та закритих рекурентних одиниць. Модель була навчена на наборі даних AffectNet, AFEW-VA та SEWA (див. п. 1.3.3), що є великими базами даних людської міміки.

2. Модель_2: OpenFace [20, 90] – це пакет інструментів та моделей МН/ГН, розроблений в Університеті Карнегі-Меллона з відкритим кодом, що дає можливість користувачам розпізнавати вираз обличчя та категоризувати емоційний стан людини. Ця модель генерує зразки FACS та AUs, які потім використовуються для розпізнавання емоцій. OpenFace відомий своєю продуктивністю, можливостями роботи в реальному часі та прозорою методологією.

3. Модель_3: DeepFace [22] – це програмний фреймворк, що містить у собі реалізацію різних моделей МН/ГН та призначена для опрацювання фото- та відеоматеріалів із людськими обличчями, зокрема, для ідентифікації емоційного стану за мімічними проявами. Це рішення використовує дев'ятишарову ЗНМ з понад 120 мільйонами вагових коефіцієнтів для розпізнавання мімічних виразів. Модель ЗНМ в основі DeepFace була навчена на наборі даних із 4 мільйонів зображень облич від понад 4 000 різних людей, зображення яких завантажено з мережі інтернет.

4. Модель_4: LHC-Net [24] – нова модель на основі ЗНМ та інтегрованого модуля самоуваги, що призначена для ідентифікації емоційного стану за мімічними проявами. LHC-Net ґрунтується на двох основних ідеях: по-перше, застосування каналного підходу до побудови архітектури ЗНМ за парадигмою самоуваги, по-друге, застосування локального підходу до операцій згортки у випадку постійної загальної структури зображень, як, наприклад, у розпізнаванні виразу обличчя. LHC-Net досягла відмінних результатів розпізнавання емоційній за багатьма еталонними наборами даних із людськими обличчями.

5. Модель_5: Запропонована у роботі ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Порівняння вище вказаних моделей виконано за такими статистичними показниками:

1. Accuracy (1.6) – частка правильних прогнозів від загальної кількості прогнозів. Високе значення Accuracy точність означає, що класифікатор правильно категоризує більшу кількість зразків.

2. Precision (1.7) – відсоткове відношення істинних позитивних прогнозів поміж усіх позитивних прогнозів. Високе значення Precision означає меншу кількість помилкових спрацьовувань класифікатора.

3. Recall (1.8) – відсоткове відношення істинних позитивних прогнозів поміж усіх фактичних позитивних прогнозів. Високе значення Recall означає меншу кількість хибнонегативних результатів.

4. F1-Score (1.9) – середнє гармонійне значення між Precision та Recall. Високе значення F1-Score означає, що і Precision, і Recall є високими, що свідчить про баланс між ними.

5. FPR (1.10) – хибнопозитивний рівень, що відображає відношення між кількістю нецільових емоційних станів, які неправильно класифіковані як цільові (хибно позитивні), та загальною кількістю реальних нецільових емоційних станів, які спостерігаються у тестовій виборці.

6. FNR (1.11) – хибнонегативний рівень, що відображає відношення між кількістю цільових емоційних станів, які неправильно класифіковані як нецільові (хибно негативні), та загальною кількістю реальних цільових емоційних станів (не залежно від того, як їх класифіковано).

Далі подамо результати експериментів за двома еталонними наборами даних людських обличь, що проявляють різні емоційні стани.

4.4.1 Тестування за еталонним набором даних FER+small

Результати експериментальних тестувань за п'ятьма моделями (Модель_1, Модель_2, Модель_3, Модель_4, Модель_5), що оцінювалися за здатністю класифікувати п'ять емоцій (Злість, Страх, Радість, Нейтр., Сума) за обраними статистичними показниками за еталонними наборами даних FER+small подамо у вигляді матриць невідповідностей на рис. 4.6.

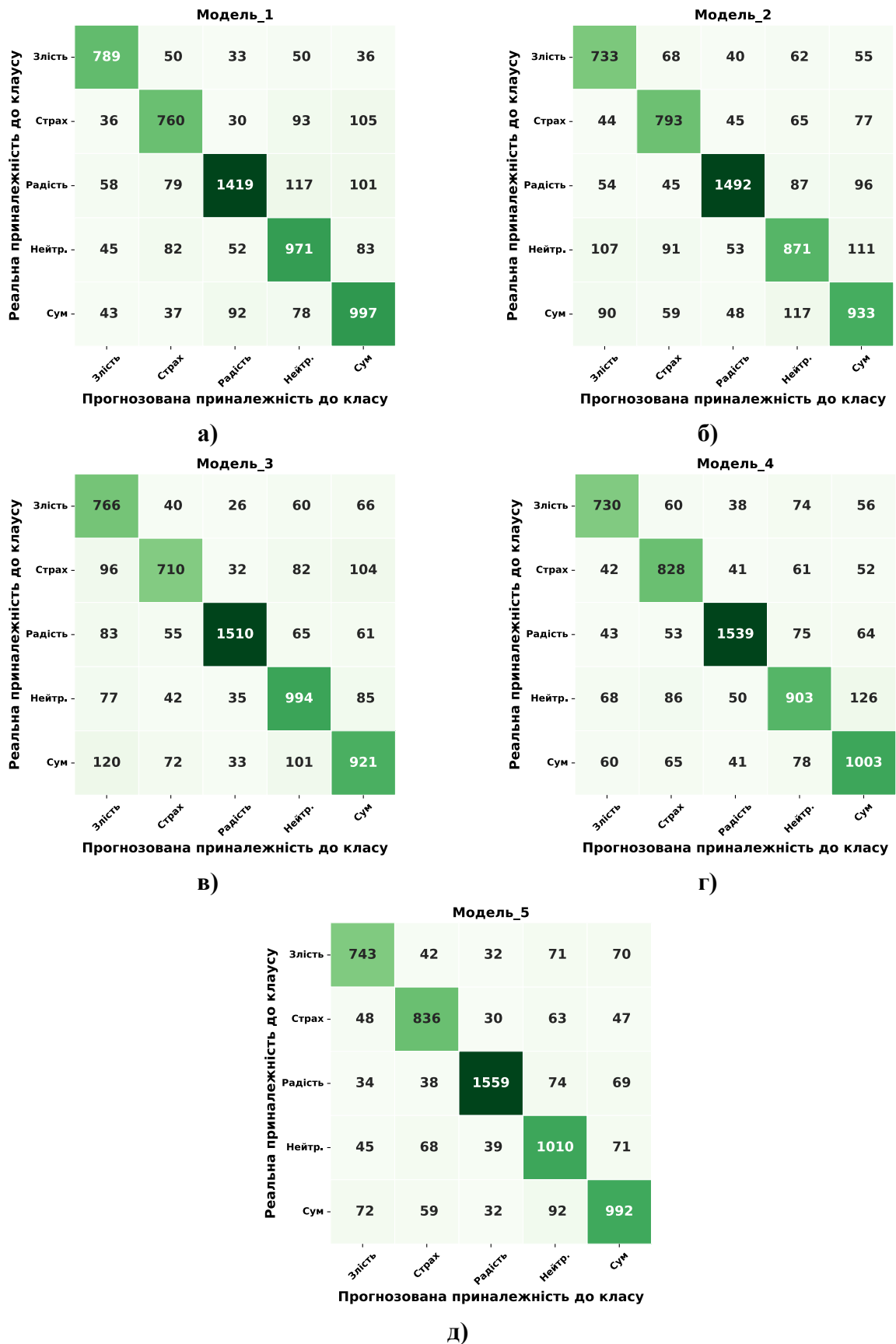


Рисунок 4.6 – Матриці невідповідностей, що отримані за моделями а) Модель_1, б) Модель_2, в) Модель_3, г) Модель_4, д) Модель_5 за набором даних FER+small

В табл. 4.10 подамо значення статистичних показників (Accuracy, Precision, Recall, F1-Score), що обчислені на основі матриць невідповідностей (див. рис. 4.6) за еталонним набором даних FER+small.

Таблиця 4.10

Порівняння моделей класифікації за еталонним набором даних FER+small

Модель	Емоційний стан	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %	F1-Score, %	FPR, %	FNR, %
Модель_1	Злість	79,15	81,26	82,36	81,80	3,45	17,64
	Страх	79,15	75,40	74,22	74,80	4,76	25,78
	Радість	79,15	87,27	79,99	83,47	4,64	20,01
	Нейтр.	79,15	74,18	78,75	76,40	6,76	21,25
	Сум	79,15	75,42	79,95	77,62	6,51	20,05
Модель_2	Злість	77,33	71,30	76,51	73,82	5,59	23,49
	Страх	77,33	75,09	77,44	76,25	5,05	22,56
	Радість	77,33	88,92	84,10	86,44	4,17	15,90
	Нейтр.	77,33	72,46	70,64	71,54	6,62	29,36
	Сум	77,33	73,35	74,82	74,08	6,79	25,18
Модель_3	Злість	78,59	67,08	79,96	72,95	7,12	20,04
	Страх	78,59	77,26	69,34	73,08	4,01	30,66
	Радість	78,59	92,30	85,12	88,56	2,82	14,88
	Нейтр.	78,59	76,34	80,62	78,42	6,16	19,38
	Сум	78,59	74,45	73,86	74,15	6,33	26,14
Модель_4	Злість	80,23	77,41	76,20	76,80	4,04	23,80
	Страх	80,23	75,82	80,86	78,26	5,07	19,14
	Радість	80,23	90,05	86,75	88,37	3,81	13,25
	Нейтр.	80,23	75,82	73,24	74,50	5,76	26,76
	Сум	80,23	77,09	80,43	78,73	5,97	19,57
Модель_5	Злість	82,42	78,87	77,56	78,21	3,77	22,44
	Страх	82,42	80,15	81,64	80,89	3,97	18,36
	Радість	82,42	92,14	87,88	89,96	2,98	12,12
	Нейтр.	82,42	77,10	81,91	79,43	6,00	18,09
	Сум	82,42	79,42	79,55	79,49	5,15	20,45

Відповідно до значень показників із табл. 4.10, маємо:

1. Модель_1 досягла найвищого значення Precision для емоції «Страх», а також найвищих показників Recall та F1-Score для емоції «Злість». Її значення для Accuracy становить 79,15 %. Це свідчить про те, що модель чудово розпізнає

«Злість» і «Страх» із низьким рівнем помилкової класифікації, але може мати проблеми з іншими емоціями

2. Модель_2 продемонструвала найвище значення Precision для «Нейтральний», а також високі показники Recall та F1-Score для «Сум». Значення Ассурасу для Модель_2 становить 77,32 %, що є незначним погіршенням проти Модель_1, найнижчим значенням Ассурасу порівнюючи з іншими моделями.

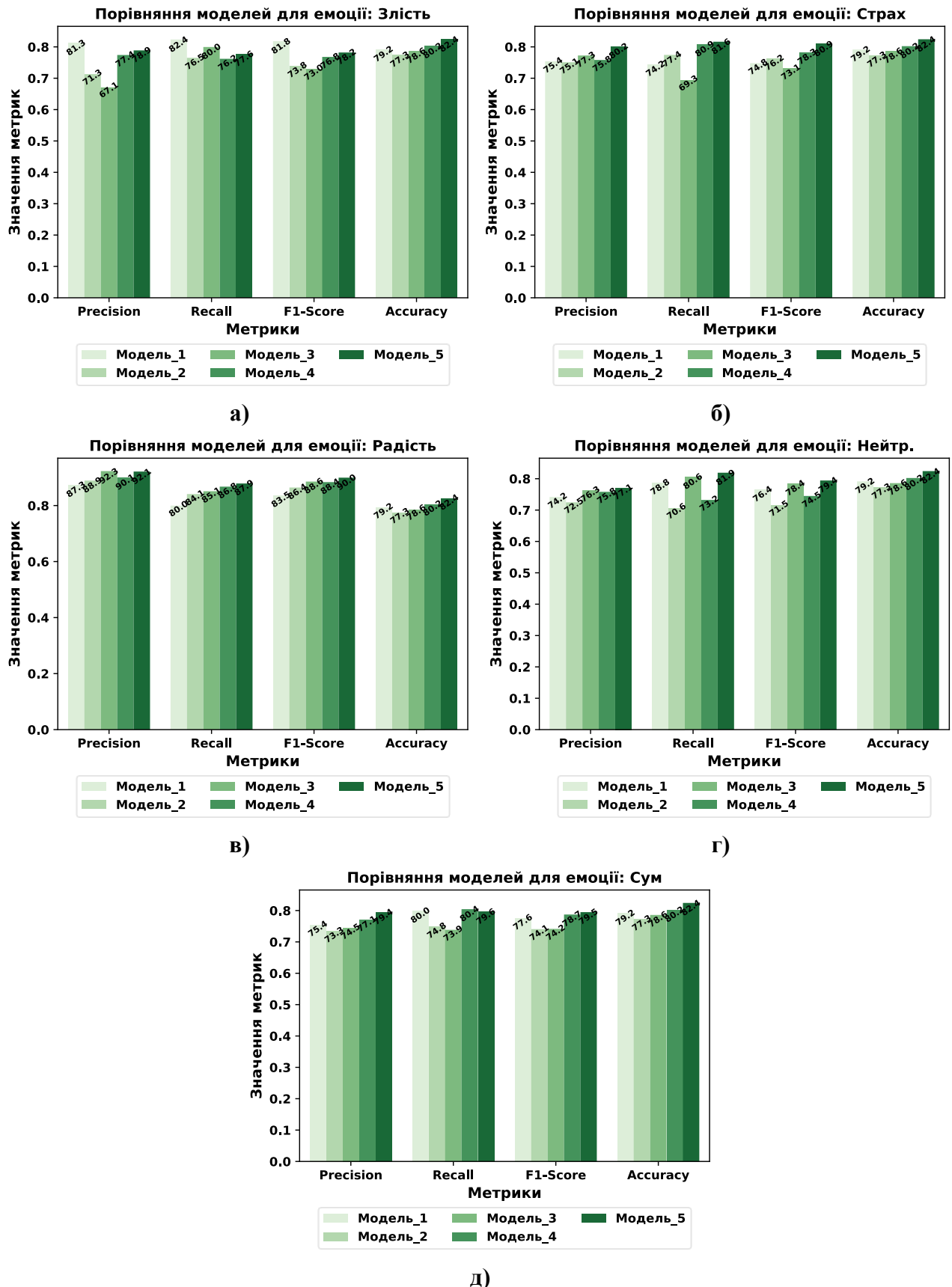
3. Модель_3 показала найкраще значення Precision для «Радість» та «Сум», а також найвищі показники Recall та F1-Score для «Нейтральний» та «Сум» відповідно. Її значення Ассурасу досягло 78,59 %, що є четвертим показником поміж порівнювальних моделей.

4. Модель_4 досягла найвищого значення Precision для «Злість» та «Радість», а також отримала найвищі показники Recall та F1-Score для «Злість» та «Радість» відповідно. Вона показала друге значення за показником Ассурасу із 80,23 %, що говорить про хорошу здатність до класифікації.

5. Модель_5 показала хороші показники Precision для «Злість» та «Сум», а також найвищі показники Recall та F1-Score для «Нейтральний» та «Сум» відповідно. Зі значенням Ассурасу 80,58 % Модель_5 перевершила всі інші моделі загалом.

Далі проведемо якісний аналіз отриманих значень показників із табл. 4.10 через їхню візуалізацію у вигляді гістограм. Візуальне порівняння моделей за кожним емоційним станом показано на рис. 4.7-4.9.

З рис. 4.7 бачимо, що Модель_5, модель із найвищим значенням Ассурасу, ймовірно, досягла таких результатів завдяки поєднанню вдало підібраних мімічних ознак, які можуть надійно репрезентувати емоційні стани, та гіперплощинної класифікації для відокремлення споріднених закономірностей у даних. Однак важливо також враховувати, що, хоча Модель_5 має найвище значення Ассурасу, її Precision і Recall не є найкращими для всіх емоцій. Це означає, що є ще простір для оптимізації, і модель може бути скоригована для підвищення Precision або Recall залежно від конкретного випадку використання.



д)

Рисунок 4.7 – Порівняння моделей за статистичними показниками Precision, Recall, F1-score та Accuracy для емоцій: а) «Злість», б) «Страх», в) «Радість», г) «Нейтральний» та д) «Сум» за набором даних FER+small

З рис. 4.8 також бачимо, що кожна модель, що порівнюється, має сильні сторони в розпізнаванні певних емоцій.

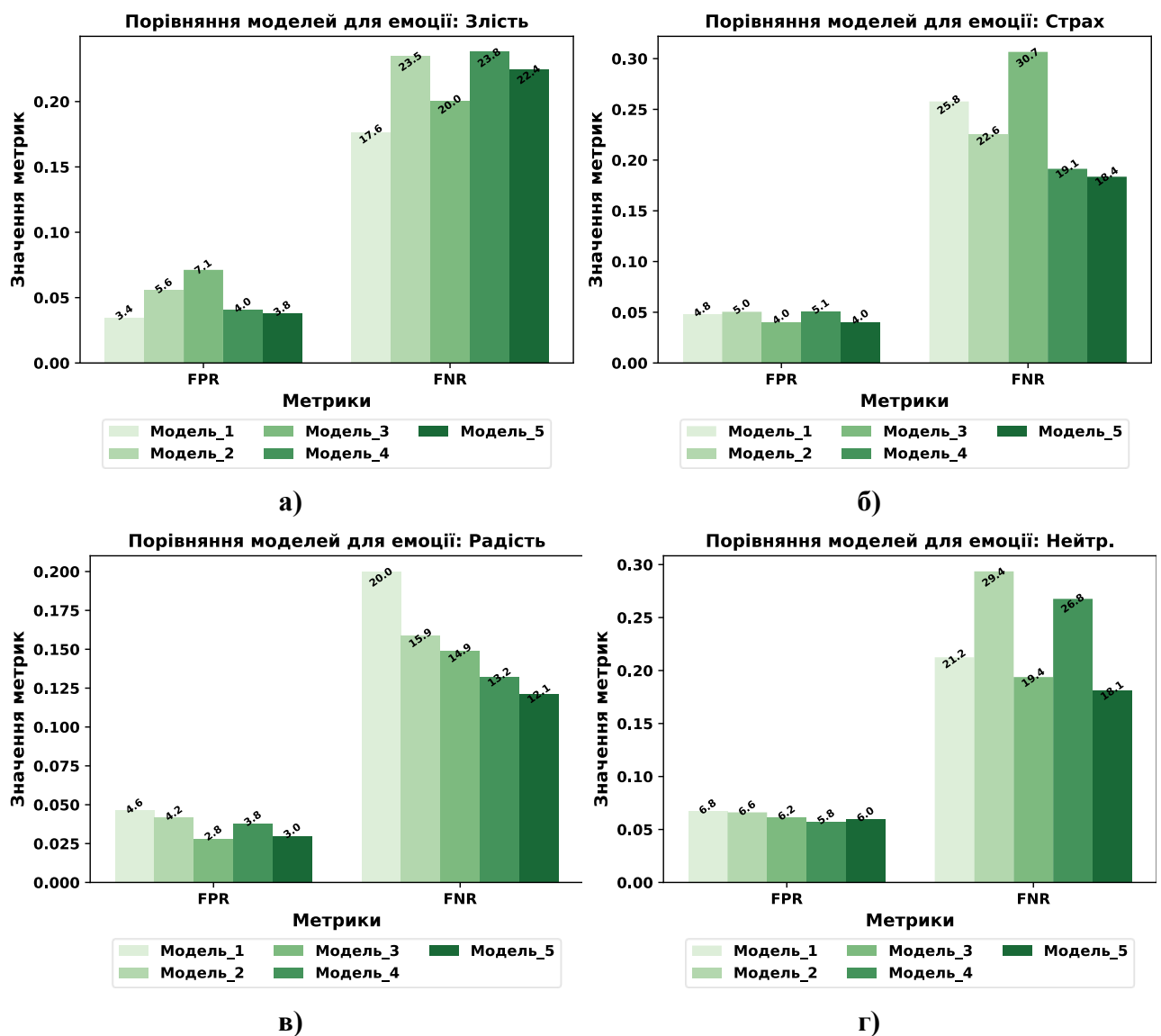


Рисунок 4.8 – Порівняння моделей за статистичними показниками FPR та FNR для емоцій: а) «Злість», б) «Страх», в) «Радість», г) «Нейтральний» за набором даних FER+small

Для систем безпеки, де помилкові тривоги (хибнопозитивні спрацьовування, див. рис. 4.8-4.9) можуть коштувати дорого, перевагу варто надати моделям із високим значенням Ассигасу. Однак, якщо пропуск справжнього емоційного стану (хибнонегативні спрацьовування) може мати

значні наслідки, наприклад, пропуск потенційної загрози безпеці, то моделі з високим рівнем Recall будуть більш придатними.

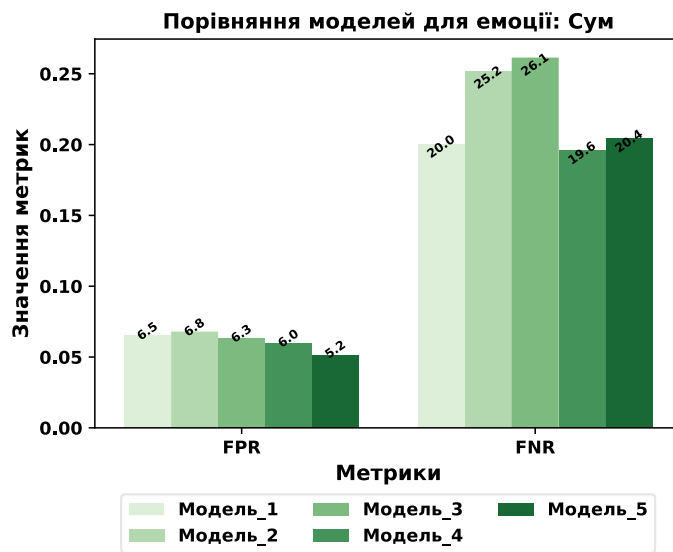


Рисунок 4.9 – Порівняння моделей за статистичними показниками FPR та FNR для емоції «Сум» за набором даних FER+small

Варто зауважити, що хоча Модель_5 має найвищу Ассигасу, вона може бути не найкращим вибором для всіх сценаріїв. Наприклад, для розпізнавання «Страх» модель_1 з найвищим значенням Precision може бути більш придатною, якщо пріоритетом є уникнення хибних тривог. Аналогічно, Модель_3 з хорошим розпізнаванням для стану «Нейтральний» буде найкращою, якщо пропуск нейтрального стану може мати серйозні наслідки. Однак, з точки зору збалансованості точності ідентифікації, то варто виділити Модель_4 та Модель_5, які демонструють високі значення F1-Score для різних емоційних станів.

Вибір моделі для впровадження в системи безпеки може також визначатися толерантністю таких систем до помилок. Якщо система може допускати випадкові помилкові класифікації, то найкращим вибором буде модель із найвищим значенням Ассигасу, як от, Модель_5. Проте якщо система вимагає високої точності ідентифікації певних емоційних станів, буде краще вибрати модель із найвищим значенням саме для цих емоцій, що втім відобразиться на загальному рівні точності ідентифікації усіх емоційних станів.

У підсумку, рішення про вибір моделі варто приймати з урахуванням конкретних потреб і обмежень ІС, що відповідає вимогам безпеки. Вибір між високою влучністю класифікації (Precision), високою здатністю до запам'ятовування (Recall) або збалансованим рівнем ідентифікації (F1-Score) суттєво впливає на це рішення. З огляду на це, робимо висновок, що Модель_5 продемонструвала найкращі загальні характеристики для задачі ідентифікації емоційних станів за еталонним набором даних FER+small (> 0,4%) і може вважатися оптимальним вибором для впровадження в системах відеоспостереження, що відповідають вимогам безпеки.

4.4.2 Тестування за еталонним набором даних ADFES+small

Результати експериментальних тестувань за п'ятьма моделями (Модель_1, Модель_2, Модель_3, Модель_4, Модель_5), що оцінювалися за здатністю класифікувати п'ять емоцій (Злість, Страх, Радість, Нейтр., Сума) за обраними статистичними показниками за еталонними набором ADFES-small подамо у вигляді матриць невідповідностей на рис. 4.10.

Модель_1

Реальна приналежність до класу	Злість	13	3	1	3	2
	Страх	2	14	2	3	1
	Радість	0	2	20	0	0
	Нейтр.	2	2	0	13	5
	Сум	3	2	1	4	12
		Злість	Страх	Радість	Нейтр.	Сум
		Прогнозована приналежність до класу				

а)

Модель_2

Реальна приналежність до класу	Злість	13	3	1	3	2
	Страх	3	16	0	2	1
	Радість	0	0	20	2	0
	Нейтр.	1	2	0	16	3
	Сум	2	1	1	5	13
		Злість	Страх	Радість	Нейтр.	Сум
		Прогнозована приналежність до класу				

б)

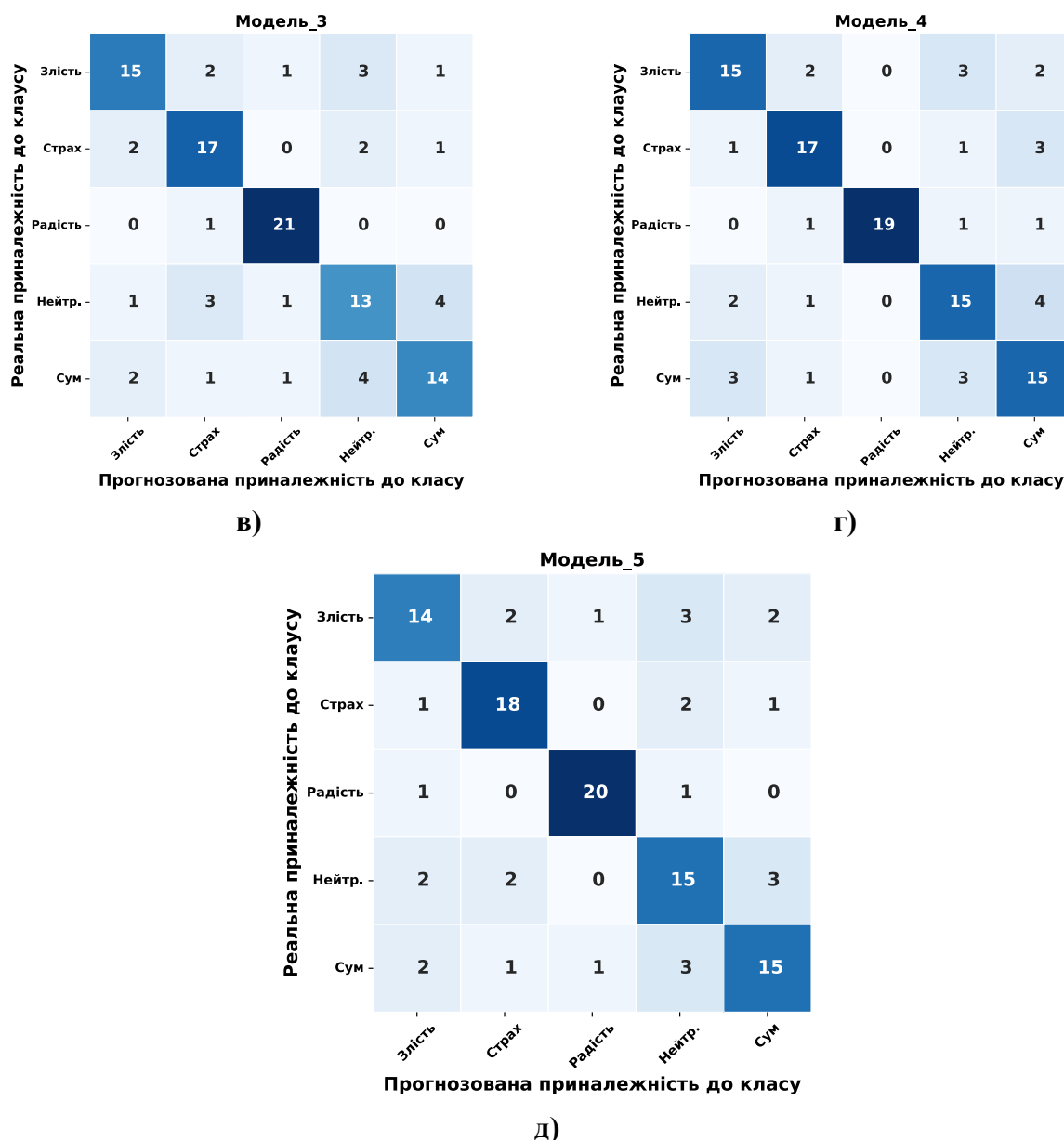


Рисунок 4.10 – Матриці невідповідностей, що отримані за моделями а) Модель_1, б) Модель_2, в) Модель_3, г) Модель_4, д) Модель_5 за набором даних ADFES-small

В табл. 4.11 подамо значення статистичних показників (Accuracy, Precision, Recall, F1-Score), що обчислені на основі матриць невідповідностей (див. рис. 4.10) за еталонним набором даних ADFES-small.

Нижче проаналізуємо результати класифікації із табл. 4.11 за набором даних ADFES-small.

1. Модель_1 продемонструвала непогані результати, з найвищим Precision для емоції «Радість» – 83,33 %, а найнижчим – для емоцій «Злість» і «Сум» –

65 % та 60 % відповідно. Ця модель також досягла найнижчого показника помилкових спрацьовувань (FPR) для емоції «Радість» – 4,55 %, а найвищого – для емоції «Нейтральний стан» – 11,36 %. Щодо показника хибнонегативних результатів (FNR), то найнижче значення також було досягнуто для «Радість» – 9,09 %, а найвище – для «Злість» і «Нейтральний стан» – 40,91 %. Найвище значення F1-Score було отримано для «Радість» – 86,96 %, а найнижче – для «Нейтральний стан» – 57,78 %. Заразом, значення Accuracy для всіх емоцій є порівняно низьким – 65,45%.

Таблиця 4.11

Порівняння моделей класифікації за еталонним набором даних ADFES-small

Модель	Емоційний стан	Accuracy, %	Precision, %	Recall, %	F1-Score, %	FPR, %	FNR, %
Модель_1	Злість	65,45	65,00	59,09	61,90	7,95	40,91
	Страх	65,45	60,87	63,64	62,22	10,23	36,36
	Радість	65,45	83,33	90,91	86,96	4,55	9,09
	Нейтр.	65,45	56,52	59,09	57,78	11,36	40,91
	Сум	65,45	60,00	54,55	57,14	9,09	45,45
Модель_2	Злість	70,91	68,42	59,09	63,41	6,82	40,91
	Страх	70,91	72,73	72,73	72,73	6,82	27,27
	Радість	70,91	90,91	90,91	90,91	2,27	9,09
	Нейтр.	70,91	57,14	72,73	64,00	13,64	27,27
	Сум	70,91	68,42	59,09	63,41	6,82	40,91
Модель_3	Злість	72,73	75,00	68,18	71,43	5,68	31,82
	Страх	72,73	70,83	77,27	73,91	7,95	22,73
	Радість	72,73	87,50	95,45	91,30	3,41	4,55
	Нейтр.	72,73	59,09	59,09	59,09	10,23	40,91
	Сум	72,73	70,00	63,64	66,67	6,82	36,36
Модель_4	Злість	73,64	71,43	68,18	69,77	6,82	31,82
	Страх	73,64	77,27	77,27	77,27	5,68	22,73
	Радість	73,64	100,00	86,36	92,68	0,00	13,64
	Нейтр.	73,64	65,22	68,18	66,67	9,09	31,82
	Сум	73,64	60,00	68,18	63,83	11,36	31,82
Модель_5	Злість	74,55	70,00	63,64	66,67	6,82	36,36
	Страх	74,55	78,26	81,82	80,00	5,68	18,18
	Радість	74,55	90,91	90,91	90,91	2,27	9,09
	Нейтр.	74,55	62,50	68,18	65,22	10,23	31,82
	Сум	74,55	71,43	68,18	69,77	6,82	31,82

2. Модель_2 показала дещо кращі результати класифікації для всіх емоцій порівняно з Модель_1. Водночас «Радість» знову досягла найвищого значення Precision в 90,91 %, а «Злість» – найнижчого, 68,42 %. Найнижча FPR була досягнута для емоції «Радість» – 2,27 %, а найвища – для емоції «Нейтральний стан» – 13,64 %. Щодо FNR, то найнижче значення було отримано для «Радість» (9,09 %), а найвище – для «Злість» та «Сум» (40,91 %). Найвище значення F1-Score було досягнуто для «Радість» – 90,91 %, а найнижче – для «Нейтральний стан» – 64 %. Значення Accuracy цієї моделі трохи кращий, ніж у Модель_1, і становить 70,91 %.

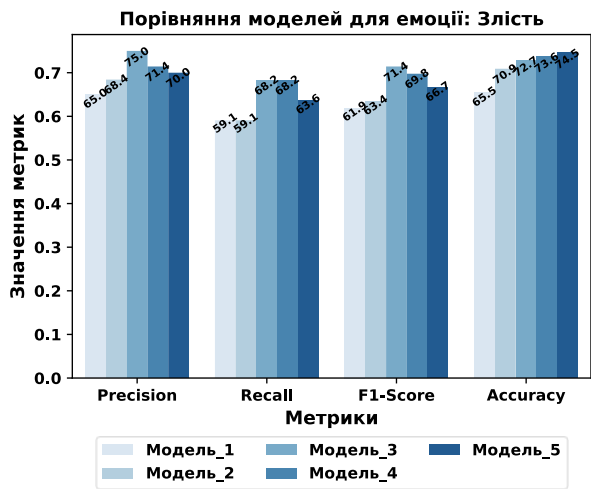
3. Модель_3 досягла збалансованих значень показників. Зокрема, для емоції «Радість» модель досягла найвищого значення Precision, 87,5 %, а для «Злість» – найнижчого – 75 %. Найнижчий FPR було досягнуто для «Радість» – 3,41 %, а найвищий – для «Нейтральний стан» – 10,23 %. FNR був найнижчим для «Радість» – 4,55 %, а найвищим для «Злість» та «Нейтральний стан» – 31,82 %. Найвище значення F1-Score був отриманий для «Радість» – 91,30 %, а найнижчий – для «Нейтральний стан» – 59,09 %. Водночас значення узагальненого показника Accuracy для всіх емоцій отримано 72,73 %, що є кращим третім значенням поміж моделей, що порівнюються.

4. У випадку Модель_4, результати класифікації також були покращені проти попередніх моделей. Модель_4 досягла максимального значення Precision для емоційного стану «Радість» – 100 %, а найнижчою для «Злість» – 71,43 %. Найнижче значення FPR було досягнуто для «Радість» – 0 %, а найвище – для «Сум» – 11,36 %. FNR був найнижчим для «Радість» (13,64 %), а найвищим для «Злість» та «Нейтральний стан» (31,82 %). Найвище значення F1-Score було отримано для «Радість» (92,68 %), а найнижчий – для «Сум» (63,83 %). Значення показника Accuracy виявилось трохи вищим (73,64 %), ніж у попередніх моделей.

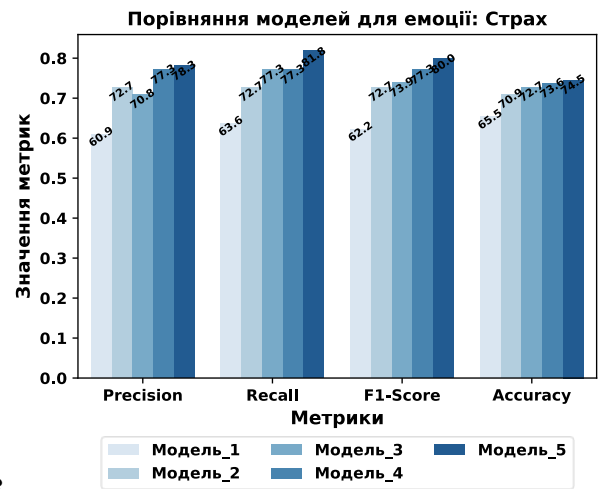
5. Модель_5 досягла найвищих середніх значень за всіма показниками. Значення Precision було найвищим для «Радість» – 90,91 %, а найнижчим для «Злість» – 70 %. Найнижчий FPR був досягнутий для «Радість» – 2,27 %, а

найвищий – для «Нейтральний стан» – 10,23 %. FNR був найнижчим для «Радість» – 9,09 % і найвищим для «Злість» – 36,36 %. Найвище значення F1-Score було отримано для «Радість» і «Страх» – 90,91 %, а найнижчий для «Нейтральний стан» – 65,22 %. Крім того, Модель_5 досягла найвищого значення Ассурасу поміж решти моделей – 74,55 %.

Далі проведемо якісний аналіз отриманих значень показників із табл. 4.11 через їхню візуалізацію у вигляді гістограм. Візуальне порівняння моделей за кожним емоційним станом показано на рис. 4.11-4.12.

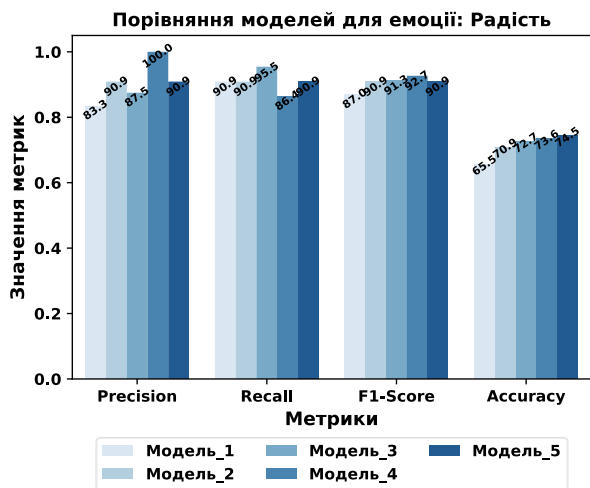


а)

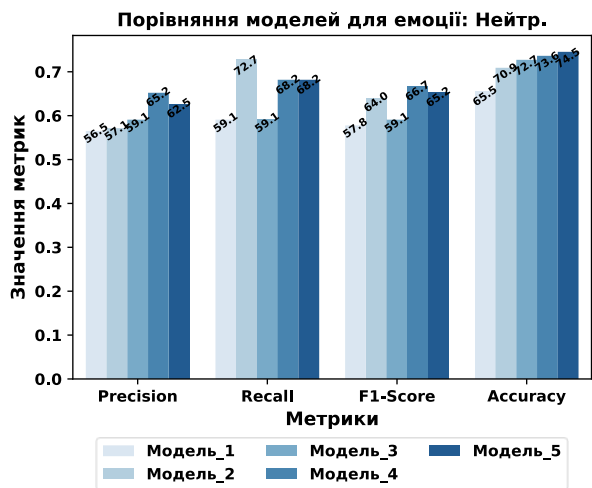


8

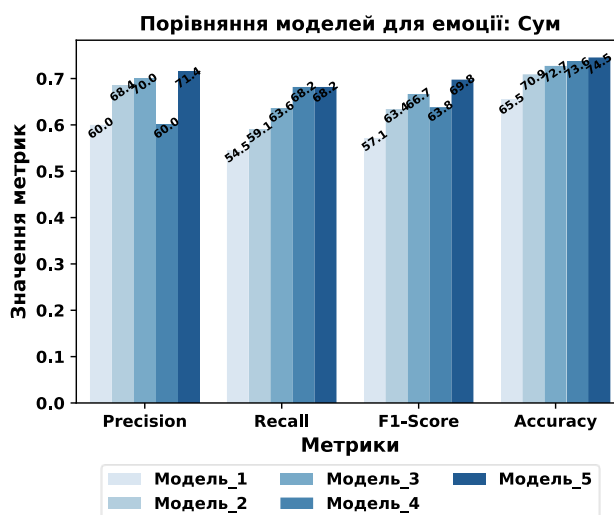
б)



в)



г)



д)

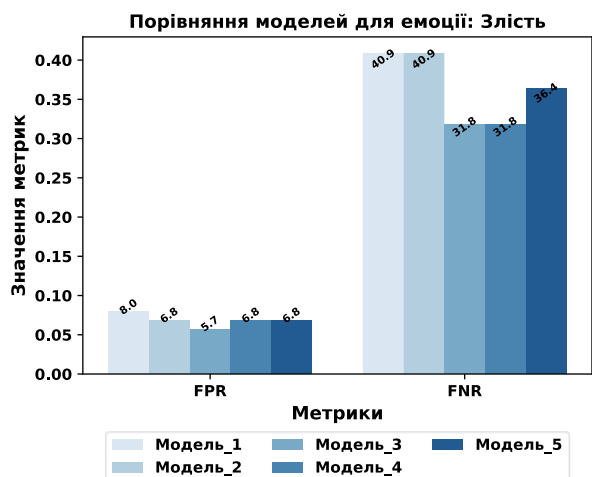
Рисунок 4.11 – Порівняння моделей за статистичними показниками Precision, Recall, F1-score та Accuracy для емоцій: а) «Злість», б) «Страх», в) «Радість», г) «Нейтральний» та д) «Сум» за набором даних ADFES-small

З рис. 4.11 бачимо, що Модель_5 демонструє найкращі результати, зберігаючи водночас високий рівень продуктивності за всіма статистичними показниками та демонструючи загальну точність для всіх емоційних станів. Так, Модель_5 демонструє виняткову продуктивність у розпізнаванні емоції «Страх» із точністю 78,26 %, FPR – 5,68 %, FNR – 18,18 % і F1-Score – 80 %, що, з огляду на постановку задачі дисертаційної роботи, свідчить про успішне застосування Модель_5 до розпізнавання емоцій у системах, які відповідають вимогам безпеки. Її середня точність ідентифікації різких змін емоційних станів перевершує інші моделі, що робить її більш надійним вибором для завдань, пов'язаних із розпізнаванням емоцій за виразом обличчя. Зазначимо також високі значення показників Precision, Recall, F1-Score, FPR та FNR, що були досягнуті Модель_5 в ідентифікації емоційного стану «Страх». Подібний результат свідчить про те, що Модель_5 забезпечує високий та прозорий результат ідентифікації.

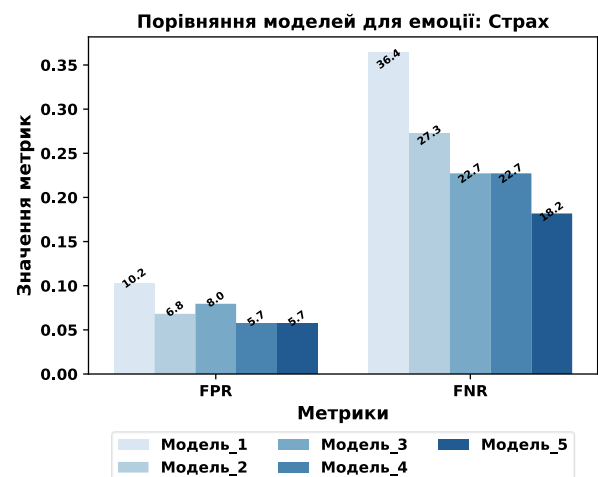
Перевага в точному розпізнаванні емоції «Страх» і загалом чудова продуктивність роблять Модель_5 найкращим вибором поміж аналогів для розпізнавання емоцій у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Аналізуючи показники FPR та FNR на рис. 4.12 бачимо, що Модель_5 також демонструє досить хороші результати. Для класу «Страх» FPR становить 5,68 %, а FNR – 18,18 %. Це свідчить про порівняно низьку ймовірність неправильної класифікації емоції «Страх», що може бути критично важливим у контексті безпеки, де правильна ідентифікація страху має вирішальне значення.

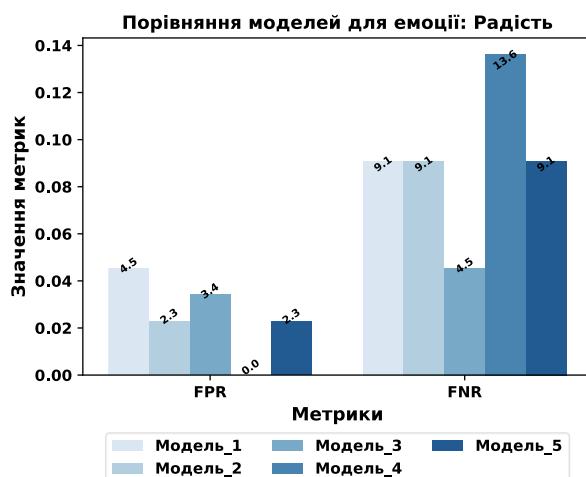
Для емоції «Злість» FPR і FNR Моделі_5 становлять 6,82 % і 36,36 % відповідно. Хоча FNR є дещо вищим проти аналогів, FPR є порівняно низьким, що вказує на меншу кількість випадків помилкового прогнозування такої емоції, як «Злість». З огляду на потенційно серйозні наслідки помилкового виявлення «Злість», нижче значення показника FPR є бажаним у контексті безпеки. Для емоції «Радість» FPR та FNR Моделі_5 є досить низькими (2,27 % та 9,09 % відповідно), що свідчить про високу надійність моделі для класифікації радості.



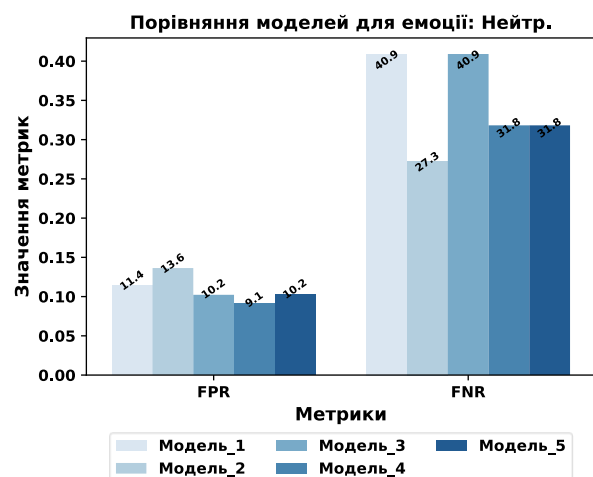
а)



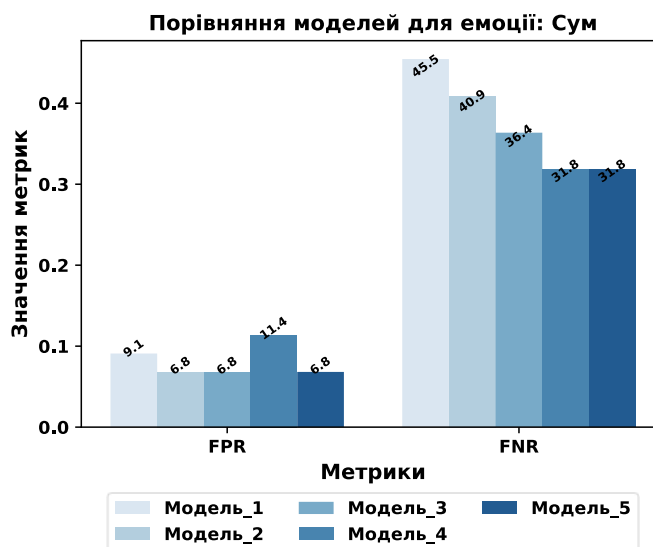
б)



в)



г)



д)

Рисунок 4.12 – Порівняння моделей за статистичними показниками FPR та FNR для емоцій: а) «Злість», б) «Страх», в) «Радість», г) «Нейтральний» та д) «Сум» за набором даних ADFES-small

З рис. 4.12 також впливає, що для емоційного стану «Нейтральний» FPR та FNR Моделі_5 становлять 10,23 % та 31,82 % відповідно. Хоча ці показники не є найнижчими, модель підтримує баланс між хибнопозитивними та хибнонегативними спрацьовуваннями, що може бути корисним для уникнення недостатньої або надмірної реакції в системі безпеки. Насамкінець, для емоції «Сум» FPR та FNR Моделі_5 становлять 6,82 % та 31,82 % відповідно. Хоча це не найнижчі показники, вони є відносно прийнятними, що свідчить про помірну надійність моделі у виявленні смутку.

Відмінності в значеннях показників між Моделі_5 та аналогами також є показовими. Порівняно, Моделі_5 перевершує всі інші моделі за показником Ассурасу, що вказує на її кращу загальну здатність до ідентифікації емоційних станів. До того, Моделі_5 продемонструвала високі значення Precision, Recall, F1-Score для всіх емоцій, що підкреслює її збалансовану продуктивність. Високий Precision свідчить про те, що модель має меншу кількість помилкових спрацьовувань, а високий Recall вказує на меншу кількість помилкових несприятливих результатів. Загалом, високе значення показника F1-Score також вказує на те, що Моделі_5 зберігає баланс між Precision та Recall, що свідчить

про її успішну застосовуваність до розпізнавання емоцій у системах, що відповідають вимогам безпеки.

Ключовим аспектом, який позитивно вирізняє Модель_5 для задачі, що розглядається, є її здатність успішно опрацьовувати емоцію «Страх». Стабільна робота Модель_5 із цією емоцією може бути особливо цінною в системах відеоспостереження, що відповідають вимогам безпеки, де точна ідентифікація емоційного стану «Страх» може дати можливість оперативно та ефективно локалізувати групу цільових осіб у натовпі.

Оцінювання практичне значення результатів запропонованої ІТ (Модель_5) проти аналогів виконано через попарне порівняння результатів ІТ з сучасними моделями ідентифікації, що досягли високих показників за обома наборами даних (табл. 4.12-4.13).

Таблиця 4.12

Оцінювання ІТ порівняно з сучасними підходами за зростаючою шкалою

Набір даних	Рейтинг моделей	Середнє значення Accuracy	Середнє значення Precision	Середнє значення Recall	Середнє значення F1-Score
FER+small	I місце	<i>ІТ</i> (82,42%)	<i>ІТ</i> (81,54%)	<i>ІТ</i> (81,71%)	<i>ІТ</i> (81,60%)
	II місце	<i>Модель_4</i> (80,23%)	<i>Модель_4</i> (79,24%)	<i>Модель_4</i> (79,50%)	<i>Модель_4</i> (79,33%)
	Різниця	↑ 2,20%	↑ 2,30%	↑ 2,21%	↑ 2,26%
ADFES-small	I місце	<i>ІТ</i> (74,55%)	<i>Модель_4</i> (74,78%)	<i>ІТ</i> (74,55%)	<i>ІТ</i> (74,51%)
	II місце	<i>Модель_4</i> (73,64%)	<i>ІТ</i> (74,62%)	<i>Модель_4</i> (73,64%)	<i>Модель_4</i> (74,04%)
	Різниця	↑ 0,91%	↓ 0,16%	↑ 0,91%	↑ 0,47%

Значення, що подані в табл. 4.12-4.13, є середніми арифметичними поміж відповідних статистичних показників для кожної моделі.

Таблиця 4.13

Оцінювання ІТ порівняно з сучасними підходами за спадною шкалою

Набір даних	Рейтинг моделей	FPR	FNR
FER+small	I місце	<i>IT</i> (4,37%)	<i>IT</i> (18,29%)
	II місце	<i>Модель_4</i> (4,93%)	<i>MobileNetV3</i> (20,50%)
	Різниця за модулем	↑ 0,55%	↑ 2,21%
ADFES-small	I місце	<i>IT</i> (6,36%)	<i>IT</i> (25,45%)
	II / III місце	<i>Модель_4</i> (6,59%)	<i>Модель_4</i> (26,36%)
	Різниця за модулем	↑ 0,23%	↑ 0,91%

Відповідно до табл. 4.12–4.13, бачимо, що запропонована ІТ (Модель_5) перевершує сучасні моделі ідентифікації за такими показниками:

- точність класифікації (Ассурасу) – на 2,20% та 0,91% (тут і надалі перше значення відповідає набору даних FER+small, друге – набору ADFES-small);
- влучність (Precision) – на 2,30% за набором даних FER+small;
- повнота (Recall) – на 2,21% та 0,91%;
- F-міра (F1-Score) – на 2,26% та 0,47%;
- рівень помилки I роду (FPR) – на 0,55% та 0,23%;
- рівень помилки II роду (FNR) – на 2,21% та 0,91%.

У підсумку, запропонована ІТ, що мала назву Модель_5 під час експериментального тестування, показала хороші та збалансовані характеристики за всіма статистичними показниками. ІТ показує відмінну точність і частоту спрацьовування, забезпечуючи низьку кількість помилкових спрацьовувань і негативних результатів. Її загальна точність поміж усіх емоційних станів перевершує аналоги, а стабільна продуктивність за всіма емоціями, особливо за емоцією «Страх», робить придатною для розгортання в системах відеоспостереження, що відповідають вимогам безпеки. Поміж сильних сторін запропонованої ІТ є простота у використанні, висока точність

ідентифікації емоційних станів та високий рівень інтерпретованості результатів класифікації.

4.5. Особливості та обмеження застосування запропонованої ІТ

Наведемо особливості та обмеження для використання запропонованої ІТ та визначимо шляхи та можливості їх усунення.

Для можливості застосування методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя потрібно, щоб за використання сторонніх інструментів для автоматичного визначення на зображенні обличчя точок-особливостей (маркерів), обов'язково були присутні наступні точки-орієнтири:

- дві точки над верхньою губою;
- точка посередині нижньої губи;
- точки кінчика носа та кутиків губ;
- точки кутиків очей та середин нижньої та верхньої повік;
- точки внутрішніх кінчиків брів та середини перенісся;
- точки середини брів та кінчика носа;
- точки зовнішніх кінчиків брів та середини нижньої повіки;
- точки середини брів та нижніх повік.

Вимога обов'язкової присутності наведених вище точок не є критичною, оскільки в результаті проведеного дослідження встановлено, що подібні застосування переважно надають таку можливість.

Також для функціонування методу геометричної інтерпретації потрібно задати, з огляду на значення орієнтирів, що використовуються, мінімальні та максимальні значення точок-орієнтирів. Отримання мінімальних та максимальних значень точок-орієнтирів для наборів даних, що будуть використовуватись також не є критичним обмеженням – обчислення потрібних значень є нескладною технічною задачею.

Обмеження методу гіперплощинної класифікації полягає у необхідності використання наборів даних з обличчями людей, які є характерними для локації у якій буде використовуватись запропонована ІТ, а саме:

- відповідні категорії обличь за віком, за статтю;
- за расовими та культурними особливостями;
- врахуванням особливостей одягу та кліматичних особливостей (пори року тощо).

Наведене обмеження є більш суттєвим в порівнянні з попереднім, але не критичним. Зазвичай можна скористатися вже існуючими наборами даних які задовольняють наведеним обмеженням, проте можна створити і унікальний набір даних, протестувати його за наведеними у дисертації методами візуальної аналітики і використовувати далі.

Отже, наведені обмеження запропонованої ІТ не є критичними і мають зрозумілі кроки їх усунення.

4.6. Висновки до четвертого розділу

У розділі подано результати експериментального тестування запропонованої ІТ ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами. Виконано порівняння якісних ознак моделі з системою класифікації виразів людського обличчя FACS. За результатами роботи ІС та за статистичним оцінюванням щодо класифікації змін емоційного стану людини доведено високий рівень точності ідентифікації емоційного стану за розробленою ІТ.

Експериментальне тестування ІТ виконано за двома еталонними наборами даних. Для забезпечення чистоти експерименту з еталонних наборів даних виділено малі збалансовані набори. Оцінювання ефективності ІТ проведено за статистичними показниками точності, влучності, повноти та F-міри. Високі значення статистичних показників, що здобуті запропонованою ІТ, свідчать про її конкурентну спроможність проти аналогів та практичну

цінність. Результати експериментального тестування ІТ довели її здатність розв'язувати поставлену задачу.

Нижче виділено також обмеження до використання запропонованої ІТ.

1. Для можливості застосування методу геометричної інтерпретації ділянок обличчя потрібно, щоб під час використання сторонніх інструментів для автоматичного визначення на зображенні обличчя орієнтирів, обов'язково були присутні наступні точки-орієнтири:

- дві точки над верхньою губою;
- точка посередині нижньої губи;
- точки кінчика носа та кутиків губ;
- точки кутиків очей та середин нижньої та верхньої повік;
- точки внутрішніх кінчиків брів та середини перенісся;
- точки середини брів та кінчика носа; точки зовнішніх кінчиків брів та середини нижньої повіки;
- точки середини брів та нижніх повік.

Також для функціонування методу геометричної інтерпретації потрібно задати мінімальні та максимальні значення точок-орієнтирів, з огляду на значення орієнтирів, які використовуються в ІТ.

2. Обмеження методу гіперплощинної класифікації полягає у необхідності використання набору даних з обличчями людей, які є характерними для локації у якій буде використовуватись запропонована ІТ, а саме: відповідні категорії обличь за віком, за статтю; за расовими та культурними особливостями; з врахуванням особливостей одягу та кліматичних особливостей (пори року тощо).

3. Емоційні стани є динамічними і часто змінюються за долі мілісекунд. Запропонована проста модель ґрунтується на аналізі кожного відео кадру окремо, ідентифікуючи емоційний стан за мімічними проявами саме в поточний момент часу за поточним відео кадром. Подібний процес може опускати часову безперервність емоційних станів у відеоряді, що потенційно може призвести до неточностей, коли відбуваються винятково швидкі емоційні зміни.

Майбутні дослідження будуть спрямовані на кількісне покращення запропонованої у роботі ІТ та усунення вище вказаних обмежень. Крім того, подальша наукова робота буде спрямована на реалізацію стратегії перехресної валідації, щоб оцінити здатність ІТ узагальнювати різні умови під час відеоспостереження.

Отримані результати досліджень підтверджують, що запропонована ІТ дає змогу локалізувати групи людей з різкою зміною емоційного стану за матеріалами зовнішньої відеофіксації з високим показником точності та низьким рівнем обчислювальної складності.

Основні результати розділу опубліковані у працях [28, 30, 31, 32].

ВИСНОВКИ

У результаті виконання дисертаційної роботи було розв'язано актуальну науково-прикладну задачу покращення процесу виявлення аномальної поведінки групи людей у натовпі за їхніми мімічними проявами у системах, що відповідають вимогам безпеки.

У роботі отримано наступні наукові та практичні результати.

1. Здійснено аналіз сучасних засобів, методів та підходів до ідентифікації емоційних проявів людей за мімічними змінами. Наведено актуальність застосування ІТ та засобів ШІ для виявлення аномальної поведінки у скупченнях людей у безпекових системах відеоспостереження та відеофіксації. Досліджено сучасний стан розпізнавання змін емоційних станів людини за контролем її міміки з використанням системи кодування мімічних проявів. Розглянуто засоби виділення ділянок обличчя за фото- та відеоматеріалами, сучасні підходи до ідентифікації змін емоційного стану за мімічними проявами та готові наборів даних для дослідження та валідації. Проведено аналіз підходів до класифікації характеристик-ознак зображення за традиційними підходами МН, підходами за ГН, підходами візуальної аналітики та наведені статистичні критерії оцінювання засобів ідентифікації емоційних станів. За проведеним аналізом сформульовані постановка задачі та завдання дослідження.

2. Розроблено нову модель подання мімічних проявів емоційних станів людини, у якій на відміну від аналогів стійко групуються та розділяються основні класи емоцій, що дало змогу використовувати зображення з низькою роздільною здатністю в камерах відеоспостереження та виявляти різкі зміни емоційного стану.

3. Розроблено новий метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя, який на відміну від аналогів дає можливість прозоро отримувати характерні ознаки мімічної активності, що дозволило з малою обчислювальною складністю аналізувати зображення з низькою роздільною здатністю.

4. Удосконалено метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів, який на відміну від аналогів дозволяє будувати гіперплощину розмежування у векторному просторі ознак за принципом «людина-у-петлі», що дало змогу отримати класифікатори для виявлення різких змін емоційних станів. Використання простих та прозорих моделі та методу для формалізації мімічних ознак різних емоційних станів та гіперплощинної класифікації з лінійним співвідношенням розділення класів емоцій дало можливість обробляти великі масиви фото- та відеоматеріалів за малих обчислювальних ресурсів систем безпеки в режимі реального часу.

5. Одержала подальшого розвитку ІТ ідентифікації різких змін емоційного стану за розробленою моделлю подання мімічних проявів емоційних станів людини, методом геометричної інтерпретації ділянок обличчя та методом гіперплощинної класифікації, яка відрізняється від аналогів простою моделлю, прозорим та зрозумілим виділенням ознак та класифікацією, що дало змогу локалізувати групи людей з різкою зміною емоційного стану за матеріалами зовнішньої відеофіксації з високим показником точності. Розроблена ІТ призначена для точної ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами, що дасть змогу виявляти локалізовану групу людей з проявами аномальної поведінки в натовпі для систем, що відповідають вимогам безпеки.

Результати експериментального тестування запропонованої ІТ довели її спроможність розв'язувати поставлену задачу. Так, розроблена ІТ перевершила аналоги за показником точності класифікації на 2,20% та 0,91% за еталонними наборами даних FER+small та ADFES-small, відповідно; за показником влучності на 2,30% за набором даних FER+small; за показником повноти на 2,21% та 0,91% за наборами даних FER+small та ADFES-small, відповідно; за показником F-міри на 2,26% та 0,47% за наборами даних FER+small та ADFES-small, відповідно; за рівнем помилки I роду на 0,55% та 0,23% за наборами даних FER+small та ADFES-small, відповідно; за рівнем помилки II роду на 2,21% та 0,91% за наборами даних FER+small та ADFES-small, відповідно.

6. Практичне значення отриманих результатів полягає у використанні ІТ, що здійснює автоматизоване перетворення вхідної інформації, що подана у вигляді зображення обличчя людини на відеокадрах низької роздільної здатності (704×480), у результуючу інформацію у вигляді ідентифікованих груп людей з різким проявом негативного емоційного стану. Крім того, поєднання в ІТ нової моделі подання мімічних проявів, нового методу геометричної інтерпретації та вдосконаленого методу гіперплощинної класифікації дало змогу отримати високу точність класифікації емоційних станів людини (до 82,42%), що надає працівникам служби безпеки надійний та ефективний інструмент для розуміння динаміки натовпу і прогнозування потенційних ризиків для безпеки під час масового скупчення людей.

У підсумку, результати експериментальних тестувань із використанням розробленого прототипу програмного забезпечення підтверджують вірність наукових положень запропонованої ІТ, оскільки її впровадження дає змогу підвищити достовірність виявлення аномальної поведінки за мімічними проявами на 0,91-2,20%, залежно від різних емоцій та умов навколишнього середовища, та знизити ймовірність виникнення помилки під час ідентифікації різких змін емоційних станів на 0,23 %-2,21 % порівняно із сучасними аналогами.

Розроблені положення знайшли практичне застосування в процесі ведення комерційної діяльності ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС» (довідка про впровадження), ТОВ «ІТСАЙТС» (довідка про впровадження) та в навчальному процесі Хмельницького національного університету (акт про впровадження).

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Schlesinger M. I., Hlaváč V. Ten lectures on statistical and structural pattern recognition. *Computational Imaging and Vision (CIVI)*. Vol. 24. Dordrecht : Springer Netherlands, Inc., 2002. 522 p.
2. Krak I. V., Barmak O. V., Manziuk E. Visual analytics to build a machine learning model. *Research Advancements in Smart Technology, Optimization, and Renewable Energy* : eBook. Hershey, 2021. P. 313–329.
3. Krak I., Barmak O., Manziuk E. Using visual analytics to develop human and machine-centric models: A review of approaches and proposed information technology. *Computational Intelligence*. 2022. Vol. 38, No. 3. P. 921–946.
4. Analysis of deep learning methods in adaptation to the small data problem solving / Iu. Krak. In: Babichev, S., Lytvynenko, V. (eds) *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making*. Cham : Springer Nature, Inc., 2023. Vol. 149. P. 333–352.
5. Multivariate scaling of the characteristic features based on pseudo-inverse operations for recognition problems solving / Iu. V. Krak, V. S. Kasianiuk, H. I. Kudin, O. V. Barmak, E. A. Manziuk. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2020. Vol. 30, No. 2. P. 184–191.
6. Information technology of separating hyperplanes synthesis for linear classifiers / A. V. Barmak et al. *Journal of Automation and Information Sciences*. 2019. Vol. 51, No. 5. P. 54–64.
7. A two-step data normalization approach for improving classification accuracy in the medical diagnosis domain / I. Izonin, R. Tkachenko, N. Shakhovska, B. Ilchyshyn, K. Kant Singh. *Mathematics*. 2022. Vol. 10, No. 11. P. 1942.
8. Encipher GAN: An end-to-end color image encryption system using a deep generative model / K. Panwar, A. Singh, S. Kukreja, K. Kant Singh, N. Shakhovska, A. Boichuk. *Systems*. 2023. Vol. 11, No. 1. P. 36.

9. Шаховська Н. Б., Мельникова Н. І. Нові методи та рішення щодо побудови моделі поведінки користувачів. Науковий вісник НЛТУ України. 2020. Т. 30, № 5. С. 76–83.

10. Мелащенко Ю. П. Вплив емоцій на конгруентність поведінкових проявів особистості. *Вісник Київського інституту бізнесу та технологій*. 2019. № 3(41). С. 136–137.

11. Дослідження ефективності обробки великих даних в системах відеонагляду / М. М. Климаш та ін. *Інфокомунікаційні та комп'ютерні технології*. 2021. № 1(1). С. 52–62.

12. Говчаренко В. О. Регулювання використання технологій розпізнавання обличчя. *Часопис цивілістики*. 2021. № 41. С. 56–60.

13. The method of intelligent image processing based on a three-channel purely convolutional neural network / Eu. Fedorov et al. The 1st International Workshop on Informatics & Data-Driven Medicine (IDDM-2018) : CEUR-WS Proceedings. Vol. 2255. (Lviv, Ukraine, November 28–30, 2018). Aachen : CEUR-WS.org, 2018. P. 336–351.

14. Development of technique for face detection in image based on binarization, scaling and segmentation methods / Eu. Fedorov et al. *Eastern-European Journal of Enterprise Technologies*. 2020. Vol. 1, No. 9(103). P. 23–31.

15. SEWA DB: A rich database for audio-visual emotion and sentiment research in the wild / J. Kossaifi et al. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2019. Vol. 43, No. 3. P. 1022–1040.

16. Estimation of continuous valence and arousal levels from faces in naturalistic conditions / A. Toisoul et al. *Nature Machine Intelligence*. 2021. Vol. 3, No. 1. P. 42–50.

17. Ekman P., Friesen W. V., Tomkins S. S. Facial affect scoring technique: A first validity study. *Semiotica*. 1971. Vol. 3, No. 1. P. 37–58.

18. Ekman P., Friesen W. V. Facial action coding system. Palo Alto, CA : Consulting Psychologists Press, 1978. 42 p.

19. Ekman P., Friesen W. V., Hager J. C. The facial action coding system: The manual. Salt Lake City, UT Research Nexus eBook. 2002. 527 p.

20. Ekman P. Darwin and facial Expression: A century of research in review. Malor Books, 2015. 294 p.
21. Serengil S. I., Ozpinar A. LightFace: A hybrid deep face recognition framework. *2020 Innovations In Intelligent Systems And Applications Conference (ASYU-2020)* : Proceedings. (Istanbul, Turkey, 15–17 October 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 1–5.
22. Serengil S. I., Ozpinar A. HyperExtended LightFace: A facial attribute analysis framework. *2021 International Conference on Engineering and Emerging Technologies (ICEET-2021)* : Proceedings. (Istanbul, Turkey, 27–28 October 2021). IEEE, Inc., 2021. P. 1–12.
23. Resources and benchmark corpora for hate speech detection: A systematic review / F. Poletto et al. *Language Resources and Evaluation*. 2020. Vol. 55. P. 477–523.
24. Pecoraro R., Basile V., Bono V. Local multi-head channel self-attention for facial expression recognition. *Information*. 2022. Vol. 13, No. 9. P. 419.
25. Калита О. Д. Модель подання мімічних проявів емоційних станів людини для систем відеонагляду. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2023. Т. 1, № 2(319). С. 143–148.
26. Калита О. Д. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для ідентифікації змін емоційного стану. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2022. № 1(305). С. 68–71.
27. Калита О. Д. Метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. № 1. С. 17–22.
28. Kalyta O. Information technology of facial emotion recognition for visual safety surveillance. *Computer systems and information technologies*. 2022. No. 1(6). P. 54–61.
29. Розпізнавання емоційних проявів за групуванням скупченостей характерних мімічних станів обличчя людини / О. В. Бармак, Е. А. Манзюк, О. Д. Калита, Ю. В. Крак, В. О. Кузнєцов, А. С. Куляс. *Проблеми програмування*. 2020. № 2-3. С. 173–181.

30. Simplified model for recognition facial emotions / O. Barmak, O. Kalyta, E. Manziuk, Iu. Krak. *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory (ATIT-2019) : Proceedings*. (Kyiv, Ukraine, 18–20 December 2019). IEEE, Inc., 2020. P. 492–495.

31. Model of the facial emotions expressions based on grouping classes of feature vectors / O. Barmak, O. Kalyta, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Kuznetsov. *Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence (ISDMCI-2021) : Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making*. Vol. 1246. (Zalizniy Port, Ukraine, 25–29 May 2020). Cham : Springer Nature, Inc., 2021. P. 65–76.

32. Classification technology based on hyperplanes for visual analytics with implementations for different subject areas / O. Barmak, O. Kalyta, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Kuznetsov. *The 1st International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2020) : CEUR-Workshop Proceedings*. Vol. 1(2623). (Khmelnyskyi, Ukraine, 10–12 June 2020). Aachen : CEUR-WS.org, 2020. P. 96–106.

33. Радюк П. М., Калита О. Д., Яцунь І. С. Модель групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя. «Сучасна молодь в світі інформаційних технологій» : матеріали III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти присвяченої Дню науки, 16 травня 2022 р., м. Херсон, м. Кропивницький / за ред. Н. В. Кириченко, Г. О Димової та ін. Херсон-Кропивницький : Книжкове видавництво ФОП Вишемирський В.С., 2022. С. 135–138.

34. Method of facial geometric feature representation for information security systems / O. Kalyta, Iu. Krak, O. Barmak, W. Wojcik, P. Radiuk. *The 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2022) : CEUR-Workshop Proceedings*. Vol. 3156. (Khmelnyskyi, Ukraine, 23–25 March 2022). Aachen : CEUR-WS.org, 2022. P. 319–328.

35. Crowd monitoring: State-of-the-art and future directions / U. Singh et al. *IETE Technical Review*. 2021. Vol. 38, No. 6. P. 578–594.

36. Kashef M., Visvizi A., Troisi O. Smart city as a smart service system: Human-computer interaction and smart city surveillance systems. *Computers in Human Behavior*. 2021. Vol. 124. P. 106923.
37. Zitouni M. S., Sluzek A., Bhaskar H. Visual analysis of socio-cognitive crowd behaviors for surveillance: A survey and categorization of trends and methods. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 82. P. 294–312.
38. Hatirnaz E., Sah M., Direkoglu C. A novel framework and concept-based semantic search interface for abnormal crowd behaviour analysis in surveillance videos. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79, No. 25. P. 17579–17617.
39. Xie S., Zhang X., Cai J. Video crowd detection and abnormal behavior model detection based on machine learning method. *Neural Computing and Applications*. 2019. Vol. 31, No. 1. P. 175–184.
40. Hu Y. Design and implementation of abnormal behavior detection based on deep intelligent analysis algorithms in massive video surveillance. *Journal of Grid Computing*. 2020. Vol. 18, No. 2. P. 227–237.
41. Dhiman C., Vishwakarma D. K. A review of state-of-the-art techniques for abnormal human activity recognition. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2019. Vol. 77. P. 21–45.
42. Alkinani M. H., Khan W. Z., Arshad Q. Detecting human driver inattentive and aggressive driving behavior using deep learning: recent advances, requirements and open challenges. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8. P. 105008–105030.
43. Canning P., Ho Y., Bartl S. Worlds of evidence: Visualising patterns in witness statements in the aftermath of the Hillsborough football stadium disaster. *English Text Construction*. 2021. Vol. 14, No. 1. P. 25–67.
44. Assessing crowd management strategies for the 2010 Love Parade disaster using computer simulations and virtual reality / H. Zhao et al. *Journal of The Royal Society Interface*. 2020. Vol. 17, No. 167. P. 20200116.
45. Crowd density estimation using deep learning for Hajj pilgrimage video analytics / M. R. Bhuiyan et al. *F1000Research*. 2022. Vol. 10. P. 1190.

46. Rubaltelli E., Pittarello A. Negative emotion, and trait emotional intelligence in reaction to terrorist attacks. *Personality and Individual Differences*. 2018. Vol. 123. P. 247–252.
47. Remembering terrorist attacks: Evolution over time / A. L. Manzanero et al. *Memory Studies*. 2021. Vol. 14, No. 4. P. 762–780.
48. Socha R., Kogut B. Urban video surveillance as a tool to improve security in public spaces. *Sustainability*. 2020. Vol. 12, No. 15. P. 6210.
49. Yu J.-Y., Kim Y., Kim Y.-G. Intelligent video data security: A survey and open challenges. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 26948–26967.
50. Abnormal event detection using adversarial predictive coding for motion and appearance / J. Yu et al. *Information Sciences*. 2022. Vol. 586. P. 59–73.
51. Jiangtao H. Discussion on the construction of substation security video surveillance system. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2019. Vol. 563, No. 3. P. 32004.
52. Sultana T., Wahid K. A. Choice of application layer protocols for next generation video surveillance using internet of video things. *IEEE Access*. 2019. Vol. 7. P. 41607–41624.
53. Aldissi B., Ammar H. Real-time frequency-based detection of a panic behavior in human crowds. *Multimedia Tools and Applications*. 2020. Vol. 79, No. 33. P. 24851–24871.
54. Analysis of simulated crowd flow exit data: Visualization, panic detection and exit time convergence, attribution, and estimation / A. Grim et al. In: Gasparovic, E., Domeniconi, C. (eds) *Research in Data Science*. Association for Women in Mathematics Series. Vol. 17. Cham : Springer Nature, Inc., 2019. P. 239–281.
55. Crowd behavior detection in videos using statistical physics / H. Mu et al. 2021 *IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW-2021)* : Proceedings. (Auckland, New Zealand, 7–10 December 2021). IEEE, Inc., 2021. P. 1–17.
56. Ferretti V., Papaleo F. Understanding others: Emotion recognition in humans and other animals. *Genes, Brain and Behavior*. 2019. Vol. 18, No. 1. P. e12544.

57. Universals and cultural variations in 22 emotional expressions across five cultures / D. T. Cordaro et al. *Emotion*. 2018. Vol. 18, No. 1. P. 75–93.

58. Mehta D., Siddiqui M. F. H., Javaid A. Y. Facial emotion recognition: A survey and real-world user experiences in mixed reality. *Sensors*. 2018. Vol. 18, No. 2. P. 416.

59. A survey of AI-based facial emotion recognition: Features, ML and DL techniques, age-wise datasets and future directions / C. Dalvi et al. *IEEE Access*. 2021. Vol. 9. P. 165806–165840.

60. Плакат “М’язи обличчя і шиї” - Beauty Special. *Beauty Special*. URL: <https://beautyspecial.com.ua/product/plakat-miazy-oblychchia-i-shyi/> (дата звернення: 5.11.2020).

61. Wilkins A.S. Making faces. Harvard University Press, 2017. 450 p.

62. Analysis of brain-facial muscle connection in the static fractal visual stimulation / M. Soundirarajan et al. *International Journal of Imaging Systems and Technology*. 2021. Vol. 31, No. 2. P. 548–554.

63. Haney B. Skin and facial anatomy. *Aesthetic Procedures: Nurse Practitioner’s Guide to Cosmetic Dermatology*. Cham : Springer Nature, Inc., 2020. P. 7–20.

64. Universal Facial Expressions. Paul Ekman Group. URL: <https://www.paulekman.com/resources/universal-facial-expressions/> (дата звернення: 11.12.2020).

65. Brown C. C., Raio C. M., Neta M. Cortisol responses enhance negative valence perception for ambiguous facial expressions. *Scientific Reports*. 2017. Vol. 7, No. 1. P. 15107.

66. Are you angry at me? Negative interpretations of neutral facial expressions are linked to child maltreatment but not to posttraumatic stress disorder / M. C. Pfaltz et al. *European Journal of Psychotraumatology*. 2019. Vol. 10, No. 1. P. 1682929.

67. Empathy in facial mimicry of fear and disgust: Simultaneous EMG-fMRI recordings during observation of static and dynamic facial expressions / K. Rymarczyk et al. *Frontiers in Psychology*. 2019. Vol. 10. P. 701.

68. The nature and extent of emotion recognition and empathy impairments in children showing disruptive behaviour referred into a crime prevention programme / L. M. Hunnikin et al. *European Child & Adolescent Psychiatry*. 2020. Vol. 29, No. 3. P. 363–371.
69. Liu Q., Liu H. Criminal psychological emotion recognition based on deep learning and EEG signals. *Neural Computing and Applications*. 2021. Vol. 33, No. 1. P. 433–447.
70. Personnel emotion recognition model for Internet of vehicles security monitoring in community public space / E. Fu et al. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. 2021. Vol. 2021, No. 1. P. 81.
71. Crowd emotion evaluation based on fuzzy inference of arousal and valence / X. Zhang et al. *Neurocomputing*. 2021. Vol. 445. P. 194–205.
72. Exploring human machine-mediated interaction for applications in social HRI / A. Trofimova et al. *31st Australian Conference on Human-Computer-Interaction (OZCHI'19) : Proceedings*. (Fremantle, WA, USA, 2–5 December 2019). NYC : ACM.org, 2019. P. 347–351.
73. Methods to create systems for the analysis and synthesis of communicative information / I. G. Kryvonos et al. *Cybernetics and Systems Analysis*. 2017. Vol. 53, No. 6. P. 847–856.
74. Ayata D., Yaslan Y., Kamasak M. E. Emotion recognition from multimodal physiological signals for emotion aware healthcare systems. *Journal of Medical and Biological Engineering*. 2020. Vol. 40, No. 2. P. 149–157.
75. Emotion recognition for healthcare surveillance systems using neural networks: A survey / M. Dhuheir et al. *2021 IEEE International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC-2021) : Proceedings*. (Harbin City, China, 28 June – 2 July 2021). IEEE Inc., 2021. P. 681–687.
76. Behind the mask: Emotion recognition in healthcare students / M. Bani et al. *Medical Science Educator*. 2021. Vol. 31, No. 4. P. 1273–1277.
77. Fear facial emotion recognition based on angular deviation / A. Fnaiech et al. *Electronics*. 2021. Vol. 10, No. 3. P. 358.

78. Saxena A., Khanna A., Gupta D. Emotion recognition and detection methods: a comprehensive survey. *Journal of Artificial Intelligence and Systems*. 2020. Vol. 2, No. 1. P. 53–79.
79. Ko B. A brief review of facial emotion recognition based on visual information. *Sensors*. 2018. Vol. 18, No. 2. P. 401.
80. Mehta D., Siddiqui M. F. H., Javaid A. Y. Recognition of emotion intensities using machine learning algorithms: A comparative study. *Sensors*. 2019. Vol. 19, No. 8. P. 1897.
81. Liu Y., Fu G. Emotion recognition by deeply learned multi-channel textual and EEG features. *Future Generation Computer Systems*. 2021. Vol. 119. P. 1–6.
82. Automatic analysis of facial actions: a survey / B. Martinez et al. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2019. Vol. 10, No. 3. P. 325–347.
83. Kumar A., Kaur A., Kumar M. Face detection techniques: A review. *Artificial Intelligence Review*. 2019. Vol. 52, No. 2. P. 927–948.
84. Facial expression recognition: A survey / Y. Huang et al. *Symmetry*. 2019. Vol. 11, No. 10. P. 1189.
85. Intelligent facial emotion recognition based on stationary wavelet entropy and Jaya algorithm / S.-H. Wang et al. *Neurocomputing*. 2018. Vol. 272. P. 668–676.
86. Development of a robust multi-scale featured local binary pattern for improved facial expression recognition / S. Yasmin et al. *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 18. P. 5391.
87. Xu F., Zhang J., Wang J. Z. Microexpression identification and categorization using a facial dynamics map. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2017. Vol. 8, No. 2. P. 254–267.
88. Emotion classification with data augmentation using generative adversarial networks / X. Zhu et al. In: Phung, D., Tseng, V., Webb, G., Ho, B., Ganji, M., Rashidi, L. (eds) *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD-2018)* : Lecture Notes in Computer Science. Vol. 10939. Cham : Springer Nature, Inc., 2018. P. 349–360.

89. Dimensionality reduced local directional number pattern for face recognition / S.P. Ramalingam et al. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. 2016. Vol. 9, No. 1. P. 95–103.
90. OpenFace 2.0: Facial behavior analysis toolkit / T. Baltrusaitis et al. *2018 13th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG-2018)* : Proceedings. (Xi'an, Chine, 15–19 May 2018). IEEE, Inc., 2018. P. 59–66.
91. Morales-Vargas E., Reyes-García C. A., Peregrina-Barreto H. On the use of Action Units and fuzzy explanatory models for facial expression recognition. *PLOS ONE*. 2019. Vol. 14, No. 10. P. e0223563.
92. Kamarajugadda K. K., Polipalli T. R. Age-invariant face recognition using multiple descriptors along with modified dimensionality reduction approach. *Multimedia Tools and Applications*. 2019. Vol. 78, No. 19. P. 27639–27661.
93. Bodini M. A Review of facial landmark extraction in 2D images and videos using deep learning. *Big Data and Cognitive Computing*. 2019. Vol. 3, No. 1. P. 14.
94. Face recognition with triangular fuzzy set-based local cross patterns in wavelet domain / T. Tuncer et al. *Symmetry*. 2019. Vol. 11, No. 6. P. 787.
95. Recognition of facial expressions based on salient geometric features and support vector machines / D. Ghimire et al. *Multimedia Tools and Applications*. 2016. Vol. 76, No. 6. P. 7921–7946.
96. Iqtait M., Mohamad F. S., Mamat M. Feature extraction for face recognition via Active Shape Model (ASM) and Active Appearance Model (AAM). *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2018. Vol. 332, No. 1. P. 012032.
97. Kunz M., Meixner D., Lautenbacher S. Facial muscle movements encoding pain—a systematic review. *PAIN*. 2019. Vol. 160, No. 3. P. 535–549.
98. Applying Delaunay triangulation augmentation for deep learning facial expression generation and recognition / H. Valev et al. In: *Pattern Recognition. ICPR International Workshops and Challenges (ICPR-2021)*. Lecture Notes in Computer Science. Vol. 12663. Cham : Springer Nature, Inc., 2021. P. 730–740.

99. Murugappan M., Mutawa A. Facial geometric feature extraction based emotional expression classification using machine learning algorithms. *PLOS ONE*. 2021. Vol. 16, No. 2. P. e0247131.
100. Lyons M. “Excavating AI” re-excavated: Debunking a fallacious account of the Jaffe dataset. *SSRN Electronic Journal*. 2021. P. 1–20.
101. The extended Cohn-Kanade dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression / P. Lucey et al. *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPR Workshops) : Proceedings* .(San Francisco, CA, USA, 13-18 June 2010). IEEE, Inc., 2010. P. 94–101.
102. Moving faces, looking places: Validation of the Amsterdam dynamic facial expression set (ADFES) / J. van der Schalk et al. *Emotion*. 2011. Vol. 11, No. 4. P. 907–920.
103. Challenges in representation learning: A report on three machine learning contests / I. J. Goodfellow et al. *Neural Networks*. 2015. Vol. 64. P. 59–63.
104. Training deep networks for facial expression recognition with crowd-sourced label distribution / E. Barsoum et al. *ICMI’16: International Conference On Multimodal Interaction : Proceedings*. (Japan, Tokyo, 12–16 November 2016). New York : ACM.org, 2016. P. 279–283.
105. Mollahosseini A., Hasani B., Mahoor M. H. AffectNet: A database for facial expression, valence, and arousal computing in the wild. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2019. Vol. 10, No. 1. P. 18–31.
106. Li S., Deng W. Reliable crowdsourcing and deep locality-preserving learning for unconstrained facial expression recognition. *IEEE Transactions on Image Processing*. 2019. Vol. 28, No. 1. P. 356–370.
107. Choudhary D., Shukla J. Feature extraction and feature selection for emotion recognition using facial expression. *2020 IEEE Sixth International Conference on Multimedia Big Data (BigMM-2020) : Proceedings*. (New Delhi, India, 24–26 September 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 125–133.

108. Pisner D. A., Schnyer D. M. Chapter 6 - Support vector machine. In: A. Mechelli, S. Vieira. *Machine Learning : Methods and applications to brain disorders*. Academic Press, 2020. P. 101–121.
109. Ghosh S., Dasgupta A., Swetapadma A. A study on support vector machine based linear and non-linear pattern classification. *2019 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS-2019) : Proceedings*. (Palladam, Tamilnadu, India, 21–22 February 2019). IEEE, Inc., 2019. P. 5199–5211.
110. Lakshmi D., Ponnusamy R. Facial emotion recognition using modified HOG and LBP features with deep stacked autoencoders. *Microprocessors and Microsystems*. 2021. Vol. 82. P. 103834.
111. Effects of distance measure choice on k-nearest neighbor classifier performance: A review / H. A. Abu Alfeilat et al. *Big Data*. 2019. Vol. 7, No. 4. P. 221–248.
112. A local mean representation-based k -nearest neighbor classifier / J. Gou et al. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2019. Vol. 10, No. 3. P. 1–25.
113. Hajarolasvadi N., Demirel H. 3D CNN-based speech emotion recognition using k-means clustering and spectrograms. *Entropy*. 2019. Vol. 21, No. 5. P. 479.
114. Charbuty B., Abdulazeez A. Classification based on decision tree algorithm for machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*. 2021. Vol. 2, No. 1. P. 20–28.
115. Wickramasinghe I., Kalutarage H. Naive Bayes: Applications, variations and vulnerabilities: a review of literature with code snippets for implementation. *Soft Computing*. 2021. Vol. 25, No. 3. P. 2277–2293
116. Parmar A., Katariya R., Patel V. A review on random forest: An ensemble classifier. *International Conference on Intelligent Data Communication Technologies and Internet of Things (ICICI-2018) : Lecture Notes on Data Engineering and Communications Technologies*. Vol. 26. (Coimbatore, India, 7–8 August 2018). Cham : Springer Nature, Inc., 2019. P. 758–763.

117. A comprehensive review of dimensionality reduction techniques for feature selection and feature extraction / R. Zebari et al. *Journal of Applied Science and Technology Trends*. 2020. Vol. 1, No. 2. P. 56–70.

118. Implementation of principal component analysis on masked and non-masked face recognition / M. S. Ejaz et al. *2019 1st International Conference on Advances in Science, Engineering and Robotics Technology (ICASERT-2019) : Proceedings*. (Dhaka, Bangladesh, 3–5 May 2019). IEEE, Inc., 2019. P. 3547–3556.

119. A feature extraction method based on differential entropy and linear discriminant analysis for emotion recognition / D.-W. Chen et al. *Sensors*. 2019. Vol. 19, No. 7. P. 1631.

120. Zhang W., Yin Z. EEG feature selection for emotion recognition based on cross-subject recursive feature elimination. *2020 39th Chinese Control Conference (CCC-2020) : Proceedings*. (Shenyang, China, 27–29 July 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 6256–6261.

121. Lim J. Z., Mountstephens J., Teo J. Emotion recognition using eye-tracking: taxonomy, review and current challenges. *Sensors*. 2020. Vol. 20, No. 8. P. 2384.

122. Sun X., Zheng S., Fu H. ROI-Attention vectorized CNN model for static facial expression recognition. *IEEE Access*. 2020. Vol. 8, No. 1. P. 7183–7194.

123. Терейковська Л. Метод нейромережевого розпізнавання емоцій по зображенню обличчя. *Computer-integrated technologies: Education, science, production*. 2020. № 40. С. 146–152.

124. Facial emotion recognition using transfer learning in the deep CNN / M. A. H. Akhand et al. *Electronics*. 2021. Vol. 10, No. 9. P. 1036.

125. Hybrid facial emotion recognition using cnn-based features / H. M. Shahzad et al. *Applied Sciences*. 2023. Vol. 13, No. 9. P. 5572.

126. Hewamalage H., Bergmeir C., Bandara K. Recurrent neural networks for time series forecasting: Current status and future directions. *International Journal of Forecasting*. Vol. 37, No. 1. P. 388–427.

127. survey on machine learning in speech emotion recognition and vision systems using a recurrent neural network (RNN) / S. P. Yadav et al. *Archives of Computational Methods in Engineering*. 2021. Vol. 29. P. 1753–1770.
128. A review of recurrent neural networks: LSTM cells and network architectures / Y. Yu et al. *Neural Computation*. 2019. Vol. 31, No. 7. P. 1235–1270.
129. Facial emotion recognition using light field images with deep attention-based bidirectional LSTM / A. Sepas-Moghaddam et al. *ICASSP 2020 - 2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP-2020)* : Proceedings. (Barcelona, Spain, 4–8 May 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 3367–3371.
130. Lee S. A brief review of deep learning for facial expression recognition. *SSRN Electronic Journal*. 2023. P. 1–13.
131. A state-of-the-art survey on multidimensional scaling-based localization techniques / N. Saeed et al. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2019. Vol. 21, Mo. 4. P. 3565–3583.
132. Xu X., Sa V. R. d. Exploring multidimensional measurements for pain evaluation using facial action units. *2020 15th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG 2020)* : Proceedings. (Buenos Aires, Argentina, 16–20 November 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 786–792.
133. Dzemyda G., Sabaliauskas M. Geometric multidimensional scaling: A new approach for data dimensionality reduction. *Applied Mathematics and Computation*. 2020. Vol. 409. P. 125561.
134. Shahapure K. R., Nicholas C. Cluster Quality Analysis Using Silhouette Score. *2020 IEEE 7th International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA)* : Proceedings. (Sydney, Australia, 6–9 October 2020). IEEE, Inc., 2020. P. 747–748.
135. Happy S. L., Routray A. Fuzzy histogram of optical flow orientations for micro-expression recognition. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2019. Vol. 10, No. 3. P. 394–406.

136. Heat maps for human group activity in academic blocks / R. Rajasekaran et al. *Business Intelligence for Enterprise Internet of Things*. EAI/Springer Innovations in Communication and Computing. Cham : Springer Nature, Inc., 2020. P. 241–251.

137. Chowdary M. K., Nguyen T. N., Hemanth D. J. Deep learning-based facial emotion recognition for human–computer interaction applications. *Neural Computing and Applications*. 2021. P. 1–18.

138. Debie E., Shafi K. Implications of the curse of dimensionality for supervised learning classifier systems: theoretical and empirical analyses. *Pattern Analysis and Applications*. 2017. Vol. 22, No. 2. P. 519–536.

139. Ying X. An overview of overfitting and its solutions. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019. Vol. 1168. P. 022022.

140. Gollapudi S. Learn computer vision using OpenCV. Berkeley, CA : Apress, 2019.

141. A study of LBPH, Eigenface, Fisherface and Haar-like features for face recognition using OpenCV / A. M. Jagtap et al. *2019 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)* : Proceedings. (Palladam, Tamilnadu, India, 21–22 February 2019). IEEE, Inc., 2019. P. 219–224.

142. dlib C++ Library. *dlib C++ Library*. URL: <http://dlib.net/> (дата звернення: 25.08.2021).

143. A survey on RealSense: in context of research and application / M. Rabbani et al. *2020 11th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT-2020)* : Proceedings. (Kharagpur, India, 1–3 July 2020). IEEE, Inc., 2020. P. e49239.

144. MediaPipe: A framework for building perception pipelines / C. Lugaresi et al. *arXiv:1906.08172*. 2019. P. 1–9.

ДОДАТОК А.
СПИСОК ПУБЛІКАЦІЙ ЗДОБУВАЧА

Статті у фахових наукових виданнях України:

1. Калита О. Д. Модель подання мімічних проявів емоційних станів людини для систем відеонагляду. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2023. Т. 1, № 2(319). С. 143–148 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2023-319-1-143-145>

2. Калита О. Д. Метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для ідентифікації змін емоційного стану. *Вісник Хмельницького національного університету. Серія «Технічні науки»*. 2022. № 1(305). С. 68–71 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2022-305-1-68-71>

3. Калита О. Д. Метод гіперплощинної класифікації для ідентифікації мімічних проявів емоційних станів. *Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах*. 2023. № 1. С. 17–22 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-73-1-3>

4. Kalyta O. Information technology of facial emotion recognition for visual safety surveillance. *Computer systems and information technologies*. 2022. No. 1(6). P. 54–61 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.31891/csit-2022-1-7>

5. Розпізнавання емоційних проявів за групуванням скупченостей характерних мімічних станів обличчя людини / О. В. Бармак, Е. А. Манзюк, О. Д. Калита, Ю. В. Крак, В. О. Кузнєцов, А. С. Куляс. *Проблеми програмування*. 2020. № 2-3. С. 173–181 (внесений до переліку фахових видань України категорії «Б»). DOI: <https://doi.org/10.15407/pp2020.02-03.173>

Праці, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

6. Simplified model for recognition facial emotions / O. Barmak, O. Kalyta, E. Manziuk, Iu. Krak. 2019 *IEEE International Conference on Advanced Trends in*

Information Theory (ATIT-2019): Proceedings (Kyiv, Ukraine, 18–20 December 2019). IEEE, Inc., 2020. P. 492–495 (*Scopus*).

URL: <https://doi.org/10.1109/ATIT49449.2019.9030516>

7. Model of the facial emotions expressions based on grouping classes of feature vectors / O. Barmak, O. Kalyta, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Kuznetsov. *Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence (ISDMCI-2021)*: Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision Making. Vol. 1246. (Zalizniy Port, Ukraine, 25–29 May 2020). Cham: Springer Nature, Inc., 2021. P. 65–76 (*Scopus*). URL: https://doi.org/10.1007/978-3-030-54215-3_5

8. Classification technology based on hyperplanes for visual analytics with implementations for different subject areas / O. Barmak, Iu. Krak, E. Manziuk, V. Lytvynenko, O. Kalyta. *The 1st International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2020)*: CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 1(2623). (Khmelnyskyi, Ukraine, 10–12 June 2020). Aachen: CEUR-WS.org, 2020. P. 96–106 (*Scopus*). URL: <https://ceur-ws.org/Vol-2623/paper10.pdf>

9. Радюк П. М., Калита О. Д., Яцунь І. С. Модель групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя. «Сучасна молодь в світі інформаційних технологій»: матеріали III Всеукраїнської науково-практичної інтернет-конференції молодих вчених та здобувачів вищої освіти присвяченої Дню науки, 16 травня 2022 р., м. Херсон, м. Кропивницький / за ред. Н. В. Кириченко, Г. О. Димової та ін. Херсон-Кропивницький: Книжкове видавництво ФОП Вишемирський В.С., 2022. С. 135–138.

10. Method of facial geometric feature representation for information security systems / O. Kalyta, Iu. Krak, O. Barmak, W. Wojcik, P. Radiuk. *The 3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security (IntelITSIS-2022)*: CEUR-Workshop Proceedings. Vol. 3156. (Khmelnyskyi, Ukraine, 23–25 March 2022). Aachen: CEUR-WS.org, 2022. P. 319–328 (*Scopus*). URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3156/paper24.pdf>

ДОДАТОК Б.

ВІДОМОСТІ ПРО АПРОБАЦІЮ РЕЗУЛЬТАТІВ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Калити Олега Дмитровича

«Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки»
за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки

Масові наукові, науково-теоретичні та науково-практичні заходи міжнародного рівня:

1. *2019 IEEE International Conference on Advanced Trends in Information Theory* (Ukraine, Kyiv, State Scientific and Research Institute of Cybersecurity Technologies and Information Protection, 18–20 December 2019). Форма участі – публікація тез на тему: «*Simplified model for recognition facial emotions*».

2. *Intellectual Systems of Decision Making and Problem of Computational Intelligence, ISDMCI'2020* (Ukraine, Zalizniy Port, Kherson National Technical University, 25–29 May 2020). Форма участі – виступ на секційному засіданні на тему «*Model of the facial emotions expressions based on grouping classes of feature vectors*».

3. *1st International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security* (Ukraine, Khmelnytskyi, Khmelnytskyi National University, 10–12 June 2020). Форма участі – виступ на секційному засіданні на тему «*Classification technology based on hyperplanes for visual analytics with implementations for different subject areas*».

4. *3rd International Workshop on Intelligent Information Technologies & Systems of Information Security* (Ukraine, Khmelnytskyi, Khmelnytskyi National University, 23–25 March 2022). Форма участі – виступ на секційному на тему «*Method of facial geometric feature representation for information security systems*».

*Масові наукові, науково-теоретичні та науково-практичні заходи
всеукраїнського рівня:*

1. III Всеукраїнська науково-практична інтернет-конференція молодих вчених та здобувачів вищої освіти присвяченої Дню науки «Сучасна молодь в світі інформаційних технологій» (Україна, м. Херсон, м. Кропивницький, Херсонський державний аграрно-економічний університет, 16 травня 2022 р.). Форма участі – публікація тез на тему «*Модель групування сумісних рухів м'язових структур людського обличчя*».

ДОДАТОК В.
АКТИ ТА ДОВІДКИ ВПРОВАДЖЕННЯ



«ЗАТВЕРДЖУЮ»

Проректор з наукової роботи,

д.т.н., професор

Олег СИНЮК

01 2022 р.

АКТ

про впровадження в навчальний процес Хмельницького національного
університету результатів дисертаційної роботи здобувача
кафедри комп'ютерних наук Калити Олега Дмитровича на тему:
«Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за
мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки»

Ми, комісія у складі: завідувача кафедри комп'ютерних наук д.т.н., професора Бармака О.В., ст. викладача кафедри комп'ютерних наук Скрипник Т.К., склала цей акт про те, що результати дисертаційної роботи Калити О.Д., а саме елементи інформаційної технології ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки, зокрема, метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя та метод гіперплощинної класифікації емоційних проявів за людським обличчям, використовуються в навчальному процесі кафедри комп'ютерних наук для спеціальності 122 "Комп'ютерні науки", зокрема під час викладання курсів дисциплін «Об'єктно-орієнтоване програмування», «Інтелектуальний аналіз даних», «Прикладні математичні пакети для аналізу результатів наукових досліджень».

Результати впровадження обговорено та схвалено на засіданні кафедри комп'ютерних наук (протокол №5 від 14 січня 2022 р.).

Зав. кафедри КН,
д.т.н., професор

Олександр БАРМАК

Секретар засідань кафедри КН,
Ст. викладач

Тетяна СКРИПНИК


ДОВІДКА**про впровадження результатів дисертаційної роботи**

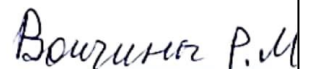
Калити Олега Дмитровича «Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки»

В процесі виробничої діяльності ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС» знайшли застосування результати дисертаційної роботи Калити Олега Дмитровича «Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки», а саме використано інформаційну систему, що розроблена на основі запропонованої у дисертації інформаційної технології, для ідентифікації змін мімічних проявів емоційного стану за фото- та відеозображеннями з камер спостереження за великими скупченнями людей. Впровадження дисертаційної роботи виконано у вигляді веб-технології автоматизованої системи, що дало змогу виконувати локалізацію груп людей з різкою зміною емоційного стану за матеріалами зовнішньої фото- та відеофіксації під час надання охоронних послуг ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС» з високим показником точності та низьким рівнем обчислювальної складності.



ПП «ШЕЛТЕР ПЛЮС»


(підпис)



17.04.2023

(дата)

Д О В І Д К А

про впровадження результатів дисертаційної роботи
Калити Олега Дмитровича «Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного
стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки»

Піч час виробничої діяльності ТОВ «ІТСАЙТС» знайшли практичне використання такі результати дисертаційної роботи Калити Олега Дмитровича «Інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки»:

- спрощена модель мімічних проявів емоційного стану людини;
- метод геометричної інтерпретації ділянок обличчя для одержання кількісних характеристик ділянок обличчя;
- метод гіперплощинної класифікації емоційних проявів, відповідно до якої визначаються гіперплощини розмежування груп ознак мімічних проявів за величинами їхніх проявів безпосередньо на множині цих ознак;
- інформаційна технологія ідентифікації змін емоційного стану людини за мімічними проявами для систем, що відповідають вимогам безпеки, застосування якої полягає в автоматизованому перетворенні вхідної інформації, що подана у вигляді множини відеокадрів, у результуючу інформацію у вигляді множини ідентифікованих людей із відповідними категоріями емоційного стану.

У ТОВ «ІТСАЙТС» зазначені результати використовуються під час розроблення комерційного програмного забезпечення для потреб автентифікації та систем безпеки. Запропонована в дисертації інформаційна технологія слугує теоретичним підґрунтям для реалізованих модулів біометричної безпеки, що призначені для підвищення стійкості систем до несанкціонованого доступу.

Директор

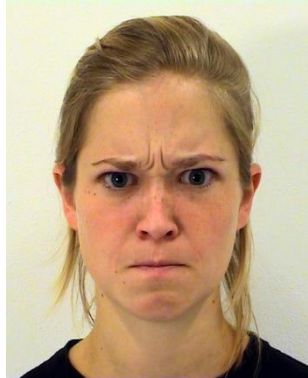




Роман ГИРЕЙ

ДОДАТОК Г.
АНАЛІЗ МІМІЧНИХ ПРОЯВІВ

Таблиця Г.1

Базові людські емоції за Екманом та відповідні їм набори AUs

Емоція	AU	Опис	Приклад
Злість	4+5+7+23	4 – опускання брів; 5 – підйом верхньої повіки; 7 – закриття повіки; 23 – примруження губ.	
Страх	1+2+4+5+7+ +20+26	1 – внутрішній підйом брів; 2 – зовнішній підйом брів; 4 – опускання брів; 5 – підйом верхньої повіки; 7 – закриття повіки; 20 – розтягнення губ; 26 – опускання щелепи.	
Радість	6+12	6 – підйом щік; 12 – підняття кутиків губ.	

Продовження таблиці Г.1

Нейтральний стан	R12A+R14A	R12A – підняття кутиків губ; R14A – посмішка з опущеними кутиками губ.	
Сум	1+4+15	1 – внутрішній підйом брів 4 – опускання брів; 15 – опускання кутиків губ.	

З табл. Г.1 бачимо опис м'язів базових емоцій за Екманом та приклади зображень людей, що проявляють ці емоції. Нижче наведено детальну характеристику кожного базового емоційного стану людини, відповідно до їхній відображень з табл. В.1.

Злість є сильним емоційним станом, що може свідчити про негативну реакцію людини на зовнішнє середовище та рішучість людини до вчинення небезпечних дій. Джерело злості має багато причин: фізична загроза, словесні погрози, перешкода на шляху до задоволення власних потреб тощо. Злість несе суттєвий вплив на весь організм. Зазвичай злість проявляється через підвищення артеріального тиску, почервоніння обличчя, напруження в м'язах. Фізіологічна реакція призводить до таких зовнішніх проявів на обличчі:

- брови опущені та стиснуті разом; між бровами присутні вертикальні зморшки;
- повіки щільно стиснуті й формують пряму лінію;

- очі напружені, зосереджені на джерелі злості; зіниці звужені;
- губи щільно зімкнуті або обережно розкриті (готуються до крику).

Разом ці прояви демонструють рішучість людини та готують тіло до можливої фізичної або словесної агресії.

Страх на обличчі людини виникає у відповідь на небезпечні або стресові ситуації. Страх зазвичай проявляється як реакція на несподіваний спалах насильства, що може залишитися або перерости в злість. Також страх може свідчити про очікування людиною поганих подій, наприклад, втрати грошей. Під час переживання страху організм людини готується до втечі або оборони від будь-якого негативного зовнішнього впливу. За екстремальних випадків страх може спричинити втрату функції м'язів, тобто параліч. Зміна фізіології організму під час проявів страху полягає в прискорених серцебитті та кров'яному тиску, широко розплющених очах, розширених зіницях, як наслідок:

- брови підіймаються і втягуються всередину;
- на лобі з'являються зморшки;
- верхні повіки підіймаються;
- рот напіввідкритий, а губи стиснуті.

Подив або здивування – це раптова емоція, яка може мати як позитивний, так і негативний характер. Здивування проявляється без роздумів, триває короткий час, і його зазвичай не можна передбачити. Початком цього емоційного стану є несподівана або хибно очікувана ситуація. У разі здогадок щодо тієї або іншої ситуації, коли є час на роздуми, подальша реакція не призведе до характерного здивування. Подив часто переходить в інший емоційний стан, як правило, радість чи страх. Типовими ознаками здивування є:

- підняті брови, що викликають горизонтальні зморшки на лобі;
- широко розплющені очі, підняті повіки;
- підняті та втягнуті всередину брови;
- опущена щелепа, відкритий рот та стиснуті губи.

Радість – це позитивна емоція, що часто асоціюється з усмішкою на обличчі. Емоція щастя з'являється в разі задоволення внутрішніх потреб або досягненні цілей. Характерними ознаками обличчя під час радості є:

- куточки губ відтягуються назад і вгору;
- рот може бути широко відкритим, а зуби – чітко проявлятися;
- м'язи щік підіймаються;
- з'являються зморшки під нижньою повікою;
- також з'являються зморшки поза куточками очей.

Нейтральний стан, найменш досліджена із семи універсальних емоцій, є почуттям неприязні та проявом моральної переваги над іншою людиною, групою людей або вчинками. Деякі науковці, що досліджують емоції, досі не виділяють зневагу як відокремлену емоцію. Однак, цей емоційний стан є унікальним мімічним проявом презирства, що підтверджує владу або статус. Зневага також пов'язана з емоцією відрази, водночас відрізняється від неї за мімічними проявами. У той час як зневага та відраза можуть бути спрямовані до людей та їхніх дій, саме відраза спричиняється об'єктами, що взаємодіють з органами чуттів (смак, нюх, зір, звук, дотик). Типовими мімічними ознаками зневаги є:

- асиметричні рухи мімічних м'язів рота та кутиків губ;
- посмішка з опущеними кутиками губ;
- злегка підняті та примружені брови.

З проведеного вище аналізу базових емоційних станів людини визначено, що мімічні прояви – це дуже короткі, мимовільні вирази людського обличчя, викликані когнітивним або гормональним подразником.

Сум на обличчі людини проявляється у випадках внутрішніх переживань, печалі або страждання. Причиною суму, як правило, є втрата чогось або когось. Ця емоція спокійна, не імпульсивна й часто супроводжується сльозами. Під час емоції лицеві м'язи втрачають напругу, що може призвести до типових фізіологічних ознак:

- внутрішні частини брів витягуються вниз;
- куточки губ опускаються вниз, а губи злегка тремтять.

ДОДАТОК Д.
 ДІАГРАМИ ПРОТОТИПУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ТЕХНОЛОГІЇ

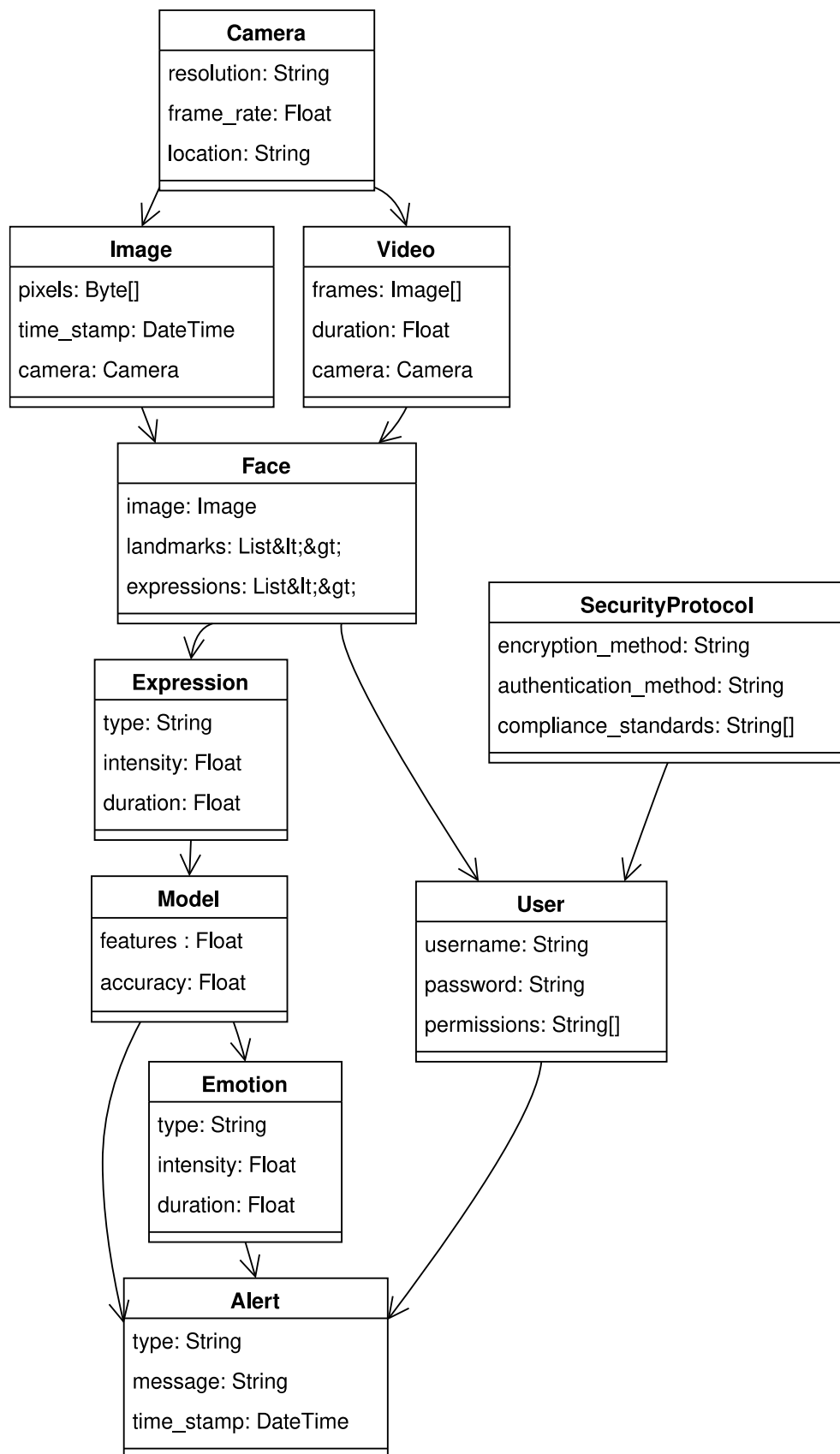


Рисунок Д.1 – Діаграма класів в ІС

ДОДАТОК Е. ЛІСТИНГ ПРОГРАМНОГО КОДУ

Клас, який реалізує модуль отримання відеопотоку:

```
const axios = require('axios');
const EventEmitter = require('events');

class VideoStreamAcquisition extends EventEmitter {
  constructor(config) {
    super();
    this.config = config;
    this.isConnected = false;
    this.stream = null;
    this.frameBuffer = [];
  }

  async connect() {
    try {
      const response = await axios.post('http://api.example.com/connect', {
        ip: this.config.ip,
        port: this.config.port,
        credentials: this.config.credentials,
      });

      if (response.data.success) {
        this.isConnected = true;
        this.emit('connect');
        return true;
      } else {
        throw new Error(response.data.error);
      }
    } catch (error) {
      console.error(`Error connecting to camera: ${error}`);
      return false;
    }
  }

  async disconnect() {
    try {
      const response = await axios.post('http://api.example.com/disconnect',
    {
      cameraId: this.config.cameraId,
    });

      if (response.data.success) {
        this.isConnected = false;
        this.emit('disconnect');
        return true;
      }
    }
  }
}
```

```

        } else {
            throw new Error(response.data.error);
        }
    } catch (error) {
        console.error(`Error disconnecting from camera: ${error}`);
        return false;
    }
}

async startVideoStream() {
    try {
        const response = await axios.post('http://api.example.com/start-
stream', {
            cameraId: this.config.cameraId,
        });

        if (response.data.success) {
            this.stream = response.data.stream;
            this.emit('startStream');
        } else {
            throw new Error(response.data.error);
        }
    } catch (error) {
        console.error(`Error starting video stream: ${error}`);
    }
}

async stopVideoStream() {
    try {
        const response = await axios.post('http://api.example.com/stop-stream',
{
            cameraId: this.config.cameraId,
        });

        if (response.data.success) {
            this.stream = null;
            this.emit('stopStream');
            return true;
        } else {
            throw new Error(response.data.error);
        }
    } catch (error) {
        console.error(`Error stopping video stream: ${error}`);
        return false;
    }
}

getFrameFromStream() {
    // Placeholder function - replace with actual implementation
    const frame = this.stream.getFrame();
    this.frameBuffer.push(frame);
}

```

```

        this.emit('frame', frame);
    }

    handleStreamData(data) {
        // Placeholder function - replace with actual implementation
        const frame = this.processStreamDataIntoFrame(data);
        this.frameBuffer.push(frame);
        this.emit('frame', frame);
    }

    processStreamDataIntoFrame(data) {
        // Placeholder function - replace with actual implementation
        return data;
    }
}

const videoStream = new VideoStreamAcquisition({
    ip: '192.168.1.2

```

Клас, що виконує виявлення обличчя на відео кадрах:

```

// OpenCV is setup on server.
const cv = require('opencv4nodejs');

class FaceDetection {
    constructor() {
        // Load pre-trained face detection model from OpenCV
        this.faceClassifier = new cv.CascadeClassifier(cv.HAAR_FRONTALFACE_ALT2);
    }

    async getVideoStream(cameraUrl) {
        // Replace this with actual method of getting video stream from the iVMS-4200
        const videoStream = await someMethodToGetVideoStream(cameraUrl);

        return videoStream;
    }

    async detectFacesFromCamera(cameraUrl) {
        const videoStream = await this.getVideoStream(cameraUrl);

        // Run detection on each frame from the video stream

        for await (const frame of videoStream) {
            const image = cv.imdecode(frame); // Convert raw image data to Mat
            const grayImage = image.bgrToGray();

            const { objects, numDetections } =
this.faceClassifier.detectMultiScale(grayImage);

            objects.forEach((rect, i) => {

```

```

    const thickness = numDetections[i] < 1 ? 1 : Math.round(0.02 * image.cols);
    const color = new cv.Vec(255, 0, 0);

    image.drawRectangle(rect, color, { thickness });
  });

  this.handleFrameWithDetectedFaces(image);
}
}

handleFrameWithDetectedFaces(image) {
}
}

```

Клас, що реалізує модуль ідентифікації змін емоційного стану:

```

// OpenCV is setup on server
const cv = require('opencv4nodejs');
const axios = require('axios');

// This classifies the emotion of a face. It uses an external API and sends the
// face image to the API for emotion classification.
class EmotionClassifier {
  constructor(apiUrl) {
    this.apiUrl = apiUrl;
  }

  async classify(faceImage) {
    const imageBuffer = cv.imencode('.jpg', faceImage); // Convert image to buffer
    const response = await axios.post(this.apiUrl, imageBuffer, {
      headers: { 'Content-Type': 'image/jpeg' },
    });

    if (response.data && response.data.emotion) {
      return response.data.emotion;
    }

    throw new Error('Invalid response from emotion classification API');
  }
}

class FacialExpressionAnalysis {
  constructor(faceDetection, emotionClassifier) {
    this.faceDetection = faceDetection;
    this.emotionClassifier = emotionClassifier;
  }

  async analyzeEmotionsFromCamera(cameraUrl) {
    const videoStream = await this.faceDetection.getVideoStream(cameraUrl);

```



```

// Run detection and emotion analysis on each frame from the video stream
for await (const frame of this.faceDetection.videoStream) {
  const image = cv.imdecode(frame); // Convert raw image data to Mat
  const grayImage = image.bgrToGray();

  const { objects } =
this.faceDetection.faceClassifier.detectMultiScale(grayImage);

  for (const rect of objects) {
    const faceImage = image.getRegion(rect).copy();
    const emotion = await this.emotionClassifier.classify(faceImage);
    this.handleEmotion(faceImage, emotion);
  }
}

handleEmotion(faceImage, emotion) {
  console.log(`Detected ${emotion} emotion from face.`);
}
}

// Initialize FaceDetection and EmotionClassifier with appropriate configuration
const faceDetection = new FaceDetection();
const emotionClassifier = new EmotionClassifier('http://api.example.com/classify-
emotion');

// Initialize FacialExpressionAnalysis with FaceDetection and EmotionClassifier
instances
const facialExpressionAnalysis = new FacialExpressionAnalysis(faceDetection,
emotionClassifier);

// Use FacialExpressionAnalysis to analyze emotions from a camera
facialExpressionAnalysis.analyzeEmotionsFromCamera('http://camera.example.com/strea
m');

```

Клас, що реалізує постоброблення ідентифікованих емоційних станів:

```

class DataInterpretation {
  constructor() {
    // A simple array to store emotion data over time
    // Each entry is an object with a timestamp and an emotion
    this.emotionData = [];
  }

  // Adds a new emotion data point
  addEmotionData(emotion) {
    const dataPoint = {
      timestamp: new Date(),
      emotion: emotion,
    };
  }
}

```

```

    this.emotionData.push(dataPoint);

    // Perform analysis on updated data
    this.analyzeData();
  }

  // Analyzes the emotion data
  analyzeData() {
    this.detectEmotionPattern('anger', 5);
    this.detectEmotionPattern('fear', 4);
    this.detectEmotionPattern('happy', 5);
    this.detectEmotionPattern('neutral', 7);
    this.detectEmotionPattern('saddness', 8);
  }

  // Checks if a particular emotion has occurred a certain number of times
  // consecutively
  detectEmotionPattern(emotion, count) {
    let consecutiveCount = 0;

    // Iterate over the emotion data from latest to earliest
    for (let i = this.emotionData.length - 1; i >= 0; i--) {
      if (this.emotionData[i].emotion === emotion) {
        consecutiveCount++;
        if (consecutiveCount === count) {
          console.log(`Detected ${count} consecutive instances of ${emotion}
emotion.`);
          break;
        }
      } else {
        break;
      }
    }
  }
}

```

Набір класів, які реалізують системи подій:

```

const fs = require('fs');
const nodemailer = require('nodemailer');

class Notifier {
  constructor(emailConfig) {
    this.transporter = nodemailer.createTransport(emailConfig);
  }

  sendNotification(email, subject, message) {
    const mailOptions = {
      from: this.emailConfig.auth.user,
      to: email,

```

```

    subject: subject,
    text: message,
  };

  this.transporter.sendMail(mailOptions, function(error, info){
    if (error) {
      console.log(error);
    } else {
      console.log('Email sent: ' + info.response);
    }
  });
}
}

class Logger {
  constructor(filePath) {
    this.filePath = filePath;
  }

  log(message) {
    fs.appendFile(this.filePath, message + '\n', function (err) {
      if (err) throw err;
      console.log('Saved!');
    });
  }
}

class EventTrigger {
  constructor(dataInterpretation, notifier, logger) {
    this.dataInterpretation = dataInterpretation;
    this.notifier = notifier;
    this.logger = logger;
  }

  triggerEvents() {
    // Retrieve the emotion data
    const emotionData = this.dataInterpretation.getEmotionData();

    // Iterate over each data point
    for (const dataPoint of emotionData) {
      // Trigger event based on emotion
      switch (dataPoint.emotion) {
        case 'happy':
          this.handleHappy(dataPoint);
          break;
        case 'sad':
          this.handleSad(dataPoint);
          break;
        // Add more cases as needed
        default:
          this.handleUnknown(dataPoint);
      }
    }
  }
}

```

```

        break;
    }
}

handleHappy(dataPoint) {
    this.notifier.sendNotification('email@example.com', 'Happy Emotion Detected',
`Happy emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
    this.logger.log(`Happy emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
}

handleSad(dataPoint) {
    this.notifier.sendNotification('email@example.com', 'Sad Emotion Detected',
`Sad emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
    this.logger.log(`Sad emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
}

handleUnknown(dataPoint) {
    this.notifier.sendNotification('email@example.com', 'Unknown Emotion Detected',
`Unknown emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
    this.logger.log(`Unknown emotion detected at ${dataPoint.timestamp}`);
}
}

// Initialize Notifier, Logger, DataInterpretation, and EventTrigger with
appropriate configuration
const notifier = new Notifier(/* pass your email config here */);
const logger = new Logger(/* pass your log file path here */);
const dataInterpretation = new DataInterpretation();
const eventTrigger = new EventTrigger(dataInterpretation, notifier, logger);

```

Клас, що реалізує спрощений інтерфейс користувача:

```

import React, { useState, useEffect } from «react»;

const VideoFeedComponent = ({ videoStream }) => {
    return (
        <video src={videoStream} autoPlay />
    );
};

const FaceOverlayComponent = ({ faceData }) => {
    // faceData is an array of objects, each with x, y, width, height properties

    const faceOverlays = faceData.map((face, index) => (
        <div key={index} style={{
            position: 'absolute',
            border: '2px solid red',
            left: face.x,
            top: face.y,

```

```

        width: face.width,
        height: face.height
    }}/>
  ));

  return (
    <div style={{ position: 'relative' }}>
      {faceOverlays}
    </div>
  );
};

const EmotionDisplayComponent = ({ emotionData }) => {
  // emotionData is an array of strings
  const emotions = emotionData.map((emotion, index) => (
    <div key={index}>{emotion}</div>
  ));

  return (
    <div>{emotions}</div>
  );
};

const EventListComponent = ({ events }) => {
  // Events are an array of strings
  const eventItems = events.map((event, index) => (
    <li key={index}>{event}</li>
  ));

  return (
    <ul>{eventItems}</ul>
  );
};

const App = () => {
  const [videoStream, setVideoStream] = useState(null);
  const [faceData, setFaceData] = useState([]);
  const [emotionData, setEmotionData] = useState([]);
  const [events, setEvents] = useState([]);

  // Integration with Backend

  return (
    <div>
      <VideoFeedComponent videoStream={videoStream} />
      <FaceOverlayComponent faceData={faceData} />
      <EmotionDisplayComponent emotionData={emotionData} />
      <EventListComponent events={events} />
    </div>
  );
};

```

```
export default App;
```

Клас, який реалізує спрощене шифрування переданого відеопотоку

```
const fs = require('fs');
const crypto = require('crypto');

class ComplianceModule {
  constructor(auditLogPath) {
    this.auditLogPath = auditLogPath;
    this.encryptionKey = crypto.randomBytes(32);
  }

  encryptData(data) {
    const cipher = crypto.createCipheriv('aes-256-cbc', this.encryptionKey,
    Buffer.alloc(16, 0));
    let encrypted = cipher.update(JSON.stringify(data), 'utf8', 'hex');
    encrypted += cipher.final('hex');
    return encrypted;
  }

  decryptData(encrypted) {
    const decipher = crypto.createDecipheriv('aes-256-cbc', this.encryptionKey,
    Buffer.alloc(16, 0));
    let decrypted = decipher.update(encrypted, 'hex', 'utf8');
    decrypted += decipher.final('utf8');
    return JSON.parse(decrypted);
  }

  addToAuditLog(entry) {
    const entryWithTimestamp = { ...entry, timestamp: new Date().toISOString() };
    const encryptedEntry = this.encryptData(entryWithTimestamp);
    fs.appendFile(this.auditLogPath, encryptedEntry + '\n', (err) => {
      if (err) throw err;
    });
  }

  checkAccess(userId, resource) {
    const hasAccess = Math.random() > 0.5; // random for demonstration purposes
    this.addToAuditLog({ userId, resource, action: 'access', result: hasAccess ?
'success' : 'failure' });
    return hasAccess;
  }
}

const complianceModule = new ComplianceModule(PATH);
```

ДОДАТОК Є.
ПРОМІЖНІ РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Таблиця Є.1

Перша половина нормалізованих значень для емоції «Злість»

Ознака	F01a	F02a	F03a	F04a	F05a	F06a	F07a	F08a	F09a	F10a	M01a
x_1	0,023	0,005	0,013	0,020	0,096	0,062	0,027	0,021	0,109	0,022	0,094
x_2	0,122	0,000	0,071	0,109	0,336	0,242	0,149	0,155	0,303	0,141	0,222
x_3	0,052	0,012	0,019	0,002	0,113	0,127	0,108	0,009	0,100	0,058	0,132
x_4	0,245	0,158	0,202	0,000	0,302	0,130	0,290	0,523	0,252	0,329	0,132
x_5	0,304	0,181	0,166	0,036	0,130	0,000	0,278	0,557	0,291	0,262	0,116
x_6	0,340	0,190	0,213	0,037	0,344	0,068	0,288	0,643	0,415	0,355	0,239
x_7	0,301	0,257	0,208	0,141	0,128	0,026	0,307	0,577	0,290	0,255	0,091

Таблиця Є.2

Друга половина нормалізованих значень для емоції «Злість»

Ознака	M02a	M03a	M04a	M05a	M06a	M07a	M08a	M09a	M10a	M11a	M12a
x_1	0,020	0,018	0,012	0,023	0,037	0,017	0,013	0,037	0,020	0,025	0,018
x_2	0,139	0,144	0,115	0,224	0,241	0,106	0,118	0,230	0,046	0,189	0,106
x_3	0,053	0,016	0,022	0,156	0,124	0,074	0,016	0,020	0,067	0,048	0,012
x_4	0,065	0,261	0,178	0,482	0,290	0,108	0,113	0,242	0,138	0,060	0,260
x_5	0,061	0,214	0,073	0,226	0,144	0,108	0,021	0,262	0,138	0,021	0,231
x_6	0,141	0,352	0,176	0,521	0,330	0,293	0,150	0,291	0,225	0,115	0,327
x_7	0,078	0,248	0,133	0,000	0,125	0,078	0,034	0,331	0,139	0,068	0,250

Таблиця Є.3

Перша половина нормалізованих значень для емоції «Страх»

Ознака	F01f	F02f	F03f	F04f	F05f	F06f	F07f	F08f	F09f	F10f	M01f
x_1	0,157	0,105	0,329	0,245	0,281	0,184	0,177	0,057	0,230	0,014	0,487
x_2	0,329	0,174	0,418	0,365	0,555	0,413	0,448	0,241	0,472	0,212	0,653
x_3	0,174	0,101	0,353	0,145	0,242	0,168	0,150	0,014	0,192	0,101	0,386
x_4	0,707	0,555	0,558	0,162	0,538	0,697	0,750	0,831	0,950	0,633	0,728
x_5	0,768	0,613	0,601	0,280	0,548	0,707	0,737	0,892	1,000	0,649	0,846
x_6	0,805	0,577	0,619	0,220	0,567	0,663	0,705	0,863	1,000	0,609	0,833
x_7	0,714	0,665	0,579	0,402	0,632	0,739	0,789	0,932	1,000	0,682	0,808

Таблиця Є.4

Друга половина нормалізованих значень для емоції «Страх»

Ознака	M02f	M03f	M04f	M05f	M06f	M07f	M08f	M09f	M10f	M11f	M12f
x_1	0,201	0,063	0,391	0,323	0,116	0,011	0,091	0,131	0,125	0,110	0,007
x_2	0,425	0,356	0,655	0,699	0,358	0,307	0,367	0,463	0,322	0,420	0,157
x_3	0,160	0,015	0,282	0,233	0,103	0,051	0,097	0,008	0,086	0,093	0,019
x_4	0,505	0,606	1,000	0,968	0,649	0,820	0,847	0,667	0,648	0,930	0,513
x_5	0,586	0,648	0,939	0,769	0,646	0,861	0,819	0,745	0,758	0,897	0,589
x_6	0,563	0,647	0,891	0,775	0,649	0,841	0,776	0,647	0,678	0,854	0,560
x_7	0,613	0,711	0,998	0,803	0,670	0,902	0,841	0,831	0,832	0,928	0,681

Таблиця Є.5

Перша половина нормалізованих значень для емоції «Радість»

Ознака	F01j	F02j	F03j	F04j	F05j	F06j	F07j	F08j	F09j	F10j	M01j
x_1	0,620	0,236	0,657	0,652	0,924	1,000	0,552	0,545	0,674	0,053	0,756
x_2	0,624	0,276	0,630	0,663	0,958	0,991	0,664	0,644	0,681	0,229	0,771
x_3	0,698	0,454	0,712	0,667	0,845	1,000	0,595	0,523	0,712	0,267	0,732
x_4	0,311	0,286	0,272	0,239	0,307	0,258	0,327	0,799	0,463	0,546	0,247
x_5	0,399	0,258	0,275	0,319	0,327	0,233	0,271	0,782	0,578	0,528	0,345
x_6	0,453	0,293	0,278	0,283	0,459	0,258	0,257	0,826	0,611	0,515	0,348
x_7	0,356	0,262	0,320	0,404	0,368	0,278	0,307	0,814	0,577	0,520	0,361

Таблиця Є.6

Друга половина нормалізованих значень для емоції «Радість»

Ознака	M02j	M03j	M04j	M05j	M06j	M07j	M08j	M09j	M10j	M11j	M12j
x_1	0,616	0,647	0,702	0,897	0,589	0,470	0,604	0,486	0,726	0,741	0,602
x_2	0,671	0,729	0,702	1,000	0,671	0,530	0,670	0,666	0,702	0,803	0,611
x_3	0,681	0,631	0,750	1,000	0,796	0,684	0,755	0,509	0,902	0,781	0,757
x_4	0,105	0,217	0,360	0,699	0,461	0,449	0,204	0,482	0,328	0,297	0,348
x_5	0,071	0,228	0,346	0,607	0,330	0,425	0,185	0,464	0,297	0,284	0,365
x_6	0,182	0,252	0,386	0,734	0,469	0,545	0,289	0,397	0,327	0,322	0,426
x_7	0,062	0,371	0,403	0,567	0,290	0,394	0,236	0,569	0,330	0,337	0,366

Таблиця Є.7

Перша половина нормалізованих значень для емоції «Нейтральний стан»

Ознака	F01n	F02n	F03n	F04n	F05n	F06n	F07n	F08n	F09n	F10n	M01n
x_1	0,050	0,015	0,068	0,067	0,098	0,084	0,021	0,056	0,067	0,000	0,115
x_2	0,158	0,041	0,191	0,202	0,297	0,255	0,163	0,219	0,224	0,128	0,292
x_3	0,072	0,009	0,035	0,046	0,045	0,065	0,083	0,002	0,017	0,081	0,067
x_4	0,341	0,409	0,447	0,260	0,363	0,172	0,372	0,833	0,532	0,578	0,273
x_5	0,428	0,512	0,480	0,318	0,391	0,203	0,376	0,867	0,695	0,597	0,454
x_6	0,470	0,508	0,472	0,284	0,452	0,194	0,375	0,908	0,681	0,596	0,402
x_7	0,397	0,541	0,546	0,432	0,444	0,297	0,411	0,876	0,756	0,592	0,511

Таблиця Є.8

Друга половина нормалізованих значень для емоції «Нейтральний стан»

Ознака	M02n	M03n	M04n	M05n	M06n	M07n	M08n	M09n	M10n	M11n	M12n
x_1	0,042	0,054	0,081	0,120	0,038	0,074	0,027	0,031	0,027	0,047	0,055
x_2	0,149	0,263	0,264	0,361	0,202	0,235	0,227	0,235	0,174	0,298	0,194
x_3	0,057	0,006	0,019	0,094	0,034	0,085	0,045	0,000	0,082	0,043	0,044
x_4	0,102	0,231	0,412	0,682	0,377	0,388	0,284	0,538	0,367	0,463	0,357
x_5	0,132	0,286	0,397	0,571	0,423	0,449	0,262	0,556	0,403	0,444	0,402
x_6	0,188	0,322	0,417	0,633	0,472	0,519	0,308	0,557	0,428	0,511	0,411
x_7	0,156	0,413	0,483	0,652	0,458	0,472	0,316	0,603	0,432	0,490	0,471

Таблиця Є.9

Перша половина нормалізованих значень для емоції «Сум»

Ознака	F01s	F02s	F03s	F04s	F05s	F06s	F07s	F08s	F09s	F10s	M01s
x_1	0,037	0,012	0,020	0,032	0,072	0,073	0,042	0,047	0,073	0,023	0,052
x_2	0,163	0,039	0,051	0,133	0,368	0,227	0,232	0,187	0,239	0,153	0,210
x_3	0,005	0,017	0,010	0,044	0,056	0,042	0,028	0,035	0,001	0,006	0,109
x_4	0,315	0,303	0,182	0,004	0,343	0,180	0,615	0,623	0,409	0,370	0,419
x_5	0,420	0,391	0,209	0,015	0,319	0,174	0,548	0,651	0,490	0,420	0,501
x_6	0,424	0,369	0,176	0,000	0,352	0,179	0,507	0,663	0,492	0,402	0,500
x_7	0,456	0,461	0,312	0,126	0,431	0,267	0,643	0,714	0,570	0,511	0,512

Друга половина нормалізованих значень для емоції «Сум»

Ознака	M02s	M03s	M04s	M05s	M06s	M07s	M08s	M09s	M10s	M11s	M12s
x_1	0,026	0,029	0,020	0,042	0,029	0,018	0,009	0,039	0,017	0,019	0,008
x_2	0,125	0,218	0,113	0,240	0,240	0,165	0,149	0,211	0,072	0,223	0,122
x_3	0,025	0,026	0,037	0,052	0,013	0,029	0,035	0,066	0,026	0,019	0,024
x_4	0,047	0,198	0,379	0,435	0,353	0,226	0,300	0,224	0,418	0,460	0,388
x_5	0,054	0,214	0,327	0,384	0,286	0,219	0,318	0,293	0,422	0,488	0,433
x_6	0,122	0,264	0,312	0,412	0,363	0,307	0,332	0,253	0,386	0,509	0,428
x_7	0,102	0,337	0,472	0,453	0,321	0,253	0,423	0,413	0,505	0,543	0,521